



HAL
open science

Statut de la faillite en théorie financière: approches théoriques et validations empiriques dans le contexte français

Sami Ben Jabeur

► **To cite this version:**

Sami Ben Jabeur. Statut de la faillite en théorie financière: approches théoriques et validations empiriques dans le contexte français. Economies et finances. Université de Toulon; Université de Sousse (Tunisie), 2011. Français. NNT: 2011TOUL2001 . tel-00759632

HAL Id: tel-00759632

<https://theses.hal.science/tel-00759632>

Submitted on 2 Dec 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



ÉCOLE DOCTORALE Toulon

« Civilisations et Sociétés euro-méditerranéennes et comparées »

ÉCOLE DOCTORALE de Sousse

« École Doctorale en sciences de gestion »

THÈSE présentée par :

Sami BEN JABEUR

soutenue le : 27 Mai 2011

pour obtenir le grade de Docteur en sciences de gestion

Statut de la faillite en théorie financière : approches théoriques et validations empiriques dans le contexte français

THÈSE dirigée par :

M. Pierre Gensse
M. Ezzeddine Abaoub

Professeur à l'Université du Sud Toulon-Var
Professeur à l'université de Tunis El Manar

JURY :

M. Eric Séverin
M. Hédi Trabelsi
M. Taher Rajhi
M. Sami Ben Larbi

Professeur à l'université Lille 1
Professeur à l'université de Tunis El Manar
Professeur à l'université de Tunis El Manar
Maître de conférences, HDR à l'Université du Sud Toulon-Var

L'Université n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans cette thèse. Celles-ci doivent être considérées comme propres à leur auteur.

REMERCIEMENTS

Si une thèse représente un travail éminemment individuel, dont le but est de s'approprier les connaissances existantes et de s'en nourrir pour les appliquer à des domaines qui n'ont pas encore été explorés, elle n'en est pas pour autant, l'œuvre d'un individu isolé. Bien au contraire. C'est pour cette raison, que je tiens à remercier tous ceux qui ont guidé ma démarche, alimenté mes recherches, encouragé mon travail et qui m'ont assisté dans toutes les tâches ingrates qui accompagnent cette expérience.

En tout premier lieu, je tiens à témoigner ma profonde reconnaissance au Professeur Abaoub Ezzeddine et au Professeur Pierre Gensse, qui ont co-dirigé ce travail et dont les remarques, les conseils et les encouragements, ont été déterminants tout au long de cette recherche. Je leur exprime toute ma gratitude, pour la confiance qu'ils m'ont témoignée en acceptant la direction de cette thèse et, conscient du privilège dont j'ai bénéficié, je les remercie très sincèrement.

Ma reconnaissance va également aux Professeurs Eric Séverin et Hédi Trabelsi qui ont accepté d'être les rapporteurs de cette thèse, ainsi qu'au Professeur Taher Rajhi et Monsieur Sami Ben Larbi, qui me font l'honneur de juger ce travail.

Je souhaite exprimer mes remerciements à tout le personnel de l'Institut de Management de Bretagne-Sud pour leur accueil et leurs encouragements chaleureux tout au long de mes années d'ATER.

A tous les membres du laboratoire ERMES de l'IAE de Toulon, et à tous ceux que j'ai croisés lors des séminaires, des colloques et des conférences, ou contacts directs, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance pour leur écoute et leurs précieux conseils, j'ai conscience d'avoir eu énormément de chance de les avoir connus.

Je tiens à adresser également mes remerciements à tous mes collègues, amis et membres de ma famille, pour leurs encouragements et leur précieux soutien moral,

avec une mention particulière pour Rémédios, Alain, Bannour, Aymen, Rachid, Otman, Mehdi, Adnan, Sonia, Zeineb, Mehdi, Maher...et demande pardon à tous ceux que je n'ai pas nommés, tant la liste est longue.

Bien évidemment, ce travail n'aurait jamais pu voir le jour sans le soutien indéfectible et sans limites de mon père et de chères sœurs Mouna et Aida. A la mémoire de ma mère. Que ce travail soit pour eux une raison d'être fiers de tout ce qu'ils ont fait pour moi.

RESUME

Dans la conjoncture économique actuelle un nombre croissant de firmes se trouvent confrontées à des difficultés économiques et financières qui peuvent, dans certains cas, conduire à la faillite. En principe, les difficultés ne surviennent pas brutalement, en effet, avant qu'une entreprise soit déclarée en faillite, elle est confrontée à des difficultés financières de gravité croissante : défaut de paiement d'une dette, insolvabilité temporaire, pénurie de liquidité, etc.

L'identification des causes de la défaillance n'est pas évidente, puisqu'on ne saurait énumérer de manière limitative les facteurs qui la provoquent. Les causes sont multiples et leur cumul compromet d'autant plus la survie de l'entreprise. L'importance de ce phénomène et son impact sur l'ensemble de l'économie justifie le besoin de le comprendre, l'expliquer en analysant les causes et les origines.

L'objectif de notre étude est de classer les entreprises en difficulté selon leur degré de viabilité et de comprendre les causes de la dégradation de leur situation. Nous effectuerons une comparaison entre trois modèles (Analyse discriminante linéaire, le modèle Logit et la régression PLS) ce qui nous permettra à partir des taux de bon classement obtenus, de choisir le meilleur modèle tout en précisant l'origine et les causes de ces défaillances.

Mots clés : détresse financière, défaillance des entreprises, analyse discriminante, modèle Logit, régression PLS

ABSTRACT

In actual economic situation an increasing number of firms are facing economic and financial difficulties which can, in certain cases, drive to failure. In principle, difficulties do not happen suddenly, in effect, before a firm is declared bankrupt, it is confronted to financial difficulties of growing seriousness: default in payment of a debt, temporary insolvency, scarceness of liquidity, etc.

Identifying the causes of the failure is not obvious, since one can not exhaustively enumerate the factors that cause it. The causes are multiple and overlapping compromise even more the company's survival. The importance of this phenomenon and its impact on the overall economy justifies the need to understand, explain it by analyzing the causes and origins

The aim of our study is to classify firms in trouble according to their degree of viability and to understand the causes of the deterioration of their situation. We will do a comparison between three models (linear differential Analysis, the model Logit and decline PLS) what will allow us from the rates of good classification acquired, to choose the best model while specifying origin and reasons of these faults.

Key words: financial distress, business failure, discriminant analysis, logit model, PLS Regression

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GÉNÉRALE	15
Chapitre 1 – La défaillance des entreprises: une revue de littérature	28
Introduction.....	29
I. Les processus de la défaillance	30
1. Définition et cycle de la détresse financière	30
2. Définition du concept de défaillance.....	33
2.1. La défaillance financière	35
2.2. La défaillance économique.....	37
2.3. La défaillance juridique	38
2.3.1. La prévention des difficultés des entreprises	39
2.3.2. Traitement juridique des difficultés des entreprises.....	40
2.3.2.1 L'ouverture de la procédure de redressement judiciaire	40
2.3.2.2. La procédure de sauvegarde.....	40
2.3.2.3. Procédure de redressement judiciaire	41
2.3.2.4. Procédure de liquidation judiciaire	42
II. Coûts de la détresse financière.....	42
1. Coûts directs.....	43
1.1. Coûts réels supportés directement par la firme.....	44
1.1.1. Honoraires des professionnels	44
1.1.2. Mobilisation du personnel	45
1.2. Coûts réels supportés directement par les créanciers de la firme.....	45
1.2.1. Honoraires des professionnels	45
1.2.2. Mobilisation du personnel	46
1.2.3. Réduction de l'efficacité commerciale	46
1.2.4. Pertes de la firme défaillante se traduisant par des gains au profit d'autres entités	47
1.2.5. Perte de parts de marché.....	48
1.2.6. Concentration sur le court terme.....	48
2. Coûts indirects	50
III. La réorganisation	50
1. Aspects de la réorganisation	50
2. La procédure de réorganisation.....	53
3. Prévision de succès de la réorganisation	54
3.1. Relation entre dettes garanties et réorganisation.....	54
3.2. Le rôle des banques.....	55
IV. La liquidation.....	57
1. Liquidation volontaire versus liquidation involontaire.....	57
2. Les coûts de la liquidation.....	58
3. Choix entre plan de réorganisation ou procédure de liquidation.....	59
V. Prévision de la faillite.....	61
1. Les modèles univariés	61
2. Les modèles multivariés	63
3. Les modèles probabilistes.....	67
4. Les techniques intelligentes	70

Conclusion	83
Chapitre 2 – Les déterminants de la défaillance des entreprises	84
Introduction	85
I. Etat de lieux sur L’impact de la crise financière sur les entreprises françaises	86
1. L’ampleur de la défaillance au sein des entreprises françaises.....	86
2. Les mécanismes de la crise	91
3. Les facteurs économiques et financiers : preuves de la difficulté des entreprises françaises durant la crise financière.....	92
II. Les approches financières explicatives de la défaillance	95
1. La rentabilité.....	96
2. La capacité de remboursement des dettes et la couverture des charges financières	97
3. La liquidité.....	101
4. La solvabilité et l’équilibre financier.....	103
5. L’endettement	104
6. La croissance, la taille et secteur d’activité de l’entreprise	109
III. Les approches stratégiques, organisationnelles et managériales explicatives de la défaillance	113
1. La concurrence.....	114
2. La technologie	117
3. La relation avec les partenaires	117
4. L’apprentissage et l’expérience.....	120
5. Les besoins en capitaux.....	121
6. La qualité du management et la multiplication des erreurs de gestion	122
7. La personnalité et environnement socioculturel du dirigeant	123
IV. Les approches économiques explicatives de la défaillance	126
1. La conjoncture économique	127
2. La création de nouvelles entreprises.....	129
3. Le marché monétaire et la politique de crédit.....	132
4. Le marché de change et la politique de crédit.....	133
5. La variation du niveau des prix.....	133
6. L’ouverture de l’économie.....	136
Conclusion	143
Chapitre 3 – Méthodologie de recherche et modélisation financière de la prévision de la défaillance	145
Introduction	146
I. Le positionnement épistémologique et les choix méthodologiques	147
1. Le choix épistémologique	147
1.1. Entre Positivismisme et constructivisme	149
1.2. Le choix d’une approche quantitative/hypothético-déductive	150
2. Le choix méthodologique.....	152
2.1. La construction de l’échantillon.....	152
2.1.1. Présentation de la base des données.....	152
2.1.2. Les critères de la délimitation du champ d’étude.....	154
2.1.3. La constitution des échantillons initiaux.....	154

2.2. La sélection des indicateurs ou des ratios financiers.....	155
II. Modélisation financière	158
1. L'analyse discriminante.....	159
1.1. Principe de l'analyse discriminante multivariée.....	159
1.2. Les limites de l'analyse discriminante	162
2. Les modèles probabilistes	163
2.1. Le modèle <i>Logit</i>	164
2.1.1. Présentation	164
2.1.2. Estimation du modèle <i>Logit</i> par la méthode du maximum de vraisemblance ..	165
2.1.2.1. L'algorithme de Newton-Raphson.....	167
2.1.2.2. La méthode de score.....	168
2.1.2.3. La méthode de Berndt-Hall-Hausman	168
2.2. Les limites des modèles probabilistes	169
3. Les moindres carrées partielles (PLS)	170
3.1. Intérêt et principe	170
3.2. Présentation de la méthode.....	171
3.2.1. La régression PLS univariée (PLS1).....	171
3.2.1.1. L'algorithme de l'analyse discriminante PLS.....	172
3.2.1.2. La validation croisée.....	175
3.2.1.3. Les aides à l'interprétation	176
3.3. La régression logistique PLS	179
3.3.1. Algorithme de la régression logistique PLS.....	179
3.3.2. Algorithme de la régression logistique PLS modifiée	182
3.3.2.1. Construction de t_1	183
3.3.2.2. Calcul des autres composante et règle d'arrêt.....	183
3.3.2.3. Formule de régression PLS.....	184
3.2.3. Algorithme de Nguyen et Roche	184
Conclusion	186

Chapitre 4 : La prévision de la défaillance : validation empirique sur un échantillon des PME Françaises.....188

Introduction.....189

I. Comparaison de l'analyse discriminante et de la régression PLS

1. Analyse exploratoire descriptive.....	190
2. Les résultats de l'analyse discriminante linéaire.....	195
2.1. Les résultats de l'analyse discriminante un an avant la défaillance (AD 1)	196
2.1.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante.....	196
2.1.2. La classification des entreprises	199
2.2. Les résultats de l'analyse discriminante deux ans avant la défaillance	200
2.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante.....	201
2.2.2. La classification des entreprises	203
2.3. Les résultats de l'analyse discriminante Trois ans avant la défaillance	204
2.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante.....	204
2.3.2. La classification des entreprises	206
3. Les résultats de l'analyse discriminante PLS.....	208
3.1. Les résultats de l'analyse discriminante PLS un an avant la défaillance (PLS-DA1).....	208
3.2. Les résultats de l'analyse discriminante PLS deux ans avant la défaillance (PLS-DA2)	211
3.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante.....	211
3.2.2. La classification des entreprises deux ans avant la défaillance.....	212

3.3. Les résultats de l'analyse discriminante -PLS trois ans avant la défaillance (PLS-DA3)	213
3.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante	213
3.3.2. La classification des entreprises	214
II. Comparaison des résultats de la régression logistique et de la régression	
logistique PLS	216
1. Les résultats de la régression logistique	216
1.1. Les résultats du modèle un an avant la défaillance (<i>Logit 1</i>)	217
1.1.1. Les résultats la fonction probabiliste	217
1.1.2. La classification des entreprises	219
1.2. Les résultats du modèle deux ans avant la défaillance (<i>Logit 2</i>)	220
1.2.1. Les résultats de la fonction probabiliste	220
1.2.2. La classification des entreprises	221
1.3. Les résultats du modèle Trois ans avant la défaillance (<i>Logit 3</i>)	222
1.3.1. Les résultats de la fonction probabiliste	222
1.3.2. La classification des entreprises	223
2. Les résultats de la régression logistique PLS	225
2.1. Les résultats de la régression logistique PLS un an avant la défaillance (Logit-PLS1)	225
2.1.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante	225
2.1.2. La classification des entreprises	226
2.2. Les résultats de la regression logistique PLS deux ans avant la défaillance (Logit-PLS2)	227
2.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante	227
2.2.2. La classification des entreprises deux ans avant la défaillance	228
2.3. Les résultats de la régression logistique PLS Trois ans avant la défaillance (Logit - PLS3)	229
2.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante	229
2.3.2. La classification des entreprises	230
3. La comparaison des résultats des méthodes statistiques	231
III. Modélisation macroéconomique	233
1. Résultats de la régression univariée et multivariée	233
2. Résultats de la régression PLS1	234
Conclusion	237
Conclusion générale	239
1. Les principales conclusions	242
2. Les apports de la recherche	245
2.1. Les apports théoriques	245
2.2. Les apports méthodologiques	245
2.3. Les apports managériaux	246
3. Les limites et les voies de recherches futures	247
3.1. Les limites	247
3.2. Les voies de recherches futures	248
Références Bibliographiques	249
LISTE DES ANNEXES	284

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: LA QUESTION DE RECHERCHE.....	20
FIGURE 2: LE DESIGN DE LA RECHERCHE	21
FIGURE 3: L'ARTICULATION DE LA RECHERCHE ET LE PLAN DE LA THESE	26
FIGURE 4 : L'INSOLVABILITE.....	32
FIGURE 5: L'ENCHAINEMENT ECONOMIQUE MENANT A LA DISCONTINUITÉ FINANCIERE.....	34
FIGURE 6 : ÉTAT DE SANTÉ FINANCIÈRE DE L'ENTREPRISE	36
FIGURE 7: LES OBJECTIFS ECONOMIQUES DE L'ENTREPRISE.....	37
FIGURE 8 : AGE DE LA FIRME ET RISQUE DE MORTALITE.....	131
FIGURE 9 : LES PRINCIPALES CAUSES MACROECONOMIQUES.....	137
FIGURE 10: PROCESSUS METHODOLOGIQUE DE LA RECHERCHE	186

LISTE DES TABLEAUX

TABLE 1: LES DIFFÉRENTES POSITIONS EPISTEMOLOGIQUES.....	23
TABLE 2: SYNTHÈSE SUR LES DÉFAILLANCES D'ENTREPRISES ET LEUR IMPACT ECONOMIQUE	87
TABLE 3 : DÉFAILLANCES DES ENTREPRISES DONT LES ENCOURS DE CREDIT SONT RECENSES PAR LES ETABLISSEMENTS DE CREDIT AOUT 2009	88
TABLE 4: DÉFAILLANCES D'ENTREPRISES REPARTITION PAR SECTEUR A FIN AOUT 2009	90
TABLE 5 : SYNTHÈSES DES APPROCHES STRATEGIQUES, ORGANISATIONNELLES ET MANAGERIALES DE LA DEFAILLANCE.....	125
TABLE 6: SYNTHÈSES DES APPROCHES ECONOMIQUES ET FINANCIÈRES DE LA DEFAILLANCE.....	139
TABLE 7: POSITIONS EPISTEMOLOGIQUES DES PARADIGMES POSITIVISTE, INTERPRETATIVISTE ET CONSTRUCTIVISTE.....	148
TABLE 8 : LISTE DE 33 RATIOS FINANCIERS DE L'ÉTUDE.....	156
TABLE 9: TEST DE LE A DE WILKS.....	191
TABLE 10: LE POUVOIR DISCRIMINANT DES RATIOS UN AN AVANT LA DEFAILLANCE.....	197
TABLE 11 : VALIDATION DU MODELE (AD 1)	200
TABLE 12: LE POUVOIR DISCRIMINANT DES RATIOS DEUX ANS AVANT LA DEFAILLANCE	201
TABLE 13: VALIDATION DU MODELE (AD 2).....	203
TABLE 14: LE POUVOIR DISCRIMINANT DES RATIOS DEUX ANS AVANT LA DEFAILLANCE	204
TABLE 15: VALIDATION DU MODELE (AD 3).....	206
TABLE 16: POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DE DISCRIMINATION UN AN AVANT LA DEFAILLANCE	209
TABLE 17: VALIDATION DU MODELE (PLS-DA 1).....	210
TABLE 18: POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DE DISCRIMINATION DEUX ANS AVANT LA DEFAILLANCE...	211
TABLE 19: VALIDATION DU MODELE (PLS-DA 2).....	212
TABLE 20: POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DE DISCRIMINATION TROIS ANS AVANT LA DEFAILLANCE..	213
TABLE 21: VALIDATION DU MODELE (PLS-DA 2).....	214
TABLE 22 : LES RESULTATS DE LA REGRESSION UN AN AVANT LA DEFAILLANCE	217
TABLE 23: VALIDATION DU MODELE (LOGIT 1).....	219
TABLE 24: LES RESULTATS DE LA REGRESSION DEUX ANS AVANT LA DEFAILLANCE.....	220
TABLE 25 : VALIDATION DU MODELE (LOGIT 2).....	221
TABLE 26: LES RESULTATS DE LA REGRESSION TROIS ANS AVANT LA DEFAILLANCE.....	222
TABLE 27: VALIDATION DU MODELE (LOGIT 3).....	223
TABLE 28: POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DISCRIMINANTE UN AN AVANT LA DEFAILLANCE	225
TABLE 29: VALIDATION DU MODELE (LOGIT-PLS1).....	226
TABLE 30 : POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DISCRIMINANTE DEUX ANS AVANT LA DEFAILLANCE	227
TABLE 31: VALIDATION DU MODELE (LOGIT-PLS2).....	228
TABLE 32: POIDS DES RATIOS DANS LA FONCTION DISCRIMINANTE TROIS ANS AVANT LA DEFAILLANCE	229

TABLE 33: VALIDATION DU MODELE (LOGIT-PLS3).....	230
TABLE 34: TABLEAU DE COMPARAISON.....	231
TABLE 35: RESULTATS DE REGRESSION UNIVARIEE	233
TABLE 36 : RESULTATS DE REGRESSION MULTIVARIEE	234
TABLE 37: NOMBRE DE COMPOSANTES A RETENIR DANS LE MODELE DE REGRESSION	235
TABLE 38: POIDS DES VARIABLES DANS LE MODELE DE LA REGRESSION	236
TABLE 39: RECAPITULATIF DU CHEMINEMENT DE LA RECHERCHE.....	241

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE 1 : STATISTIQUES DESCRIPTIVES.....	285
ANNEXE 2: RESULTATS DE L'ANALYSE DISCRIMINANTE (SPSS).....	299
ANNEXE 3: RESULTATS DE LA REGRESSION LOGISTIQUE (SPSS).....	307
ANNEXE 4: RESULTATS DE L'ANALYSE DISCRIMINANTE PLS.....	322
ANNEXE 5: RESULTATS DE LA REGRESSION LOGISTIQUE PLS (SAS).....	328

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Comme pour toutes les crises, la défaillance des entreprises n'est perçue comme un problème que par celles ou ceux qui en sont directement ou indirectement les victimes et qui doivent en assumer les conséquences. La défaillance n'est pas du domaine exclusif des petites et moyennes entreprises, elle peut les affecter toutes, quelle que soit leur taille, même celles qui sont cotées en bourse.

L'évaluation du risque de défaillance d'une entreprise est depuis longtemps au centre des préoccupations des chercheurs et des professionnels de ce domaine. Les situations de défaillance affectent l'existence d'une entreprise et représentent un coût très élevé pour les institutions bancaires en cas de perte partielle ou totale des fonds prêtés, mais aussi un risque majeur pour les autres créanciers, qui, de ce fait, peuvent à leur tour devenir défaillants. Dans son acception commune et juridique, la défaillance recouvre un ensemble de situations qui concourent à la disparition de l'entreprise en raison notamment de graves problèmes financiers qui conduisent à la cessation de paiement. Blazy et al (1993) définissent la défaillance comme « la situation à partir de laquelle une procédure de redressement est ouverte à l'encontre d'une entreprise ». Liang et al (2003), Hol et al (2002) estiment pour leur part que la défaillance est une situation où les *cash flows* générés par les entreprises ne permettent pas d'honorer leurs engagements envers leurs partenaires financiers et non financiers. Sharabany (2004) de son côté considère qu'il y a défaillance dans chacun de ces trois cas de figure : l'activité de l'entreprise est discontinuée : soit cette activité ne dégage pas une rentabilité adéquate, soit elle fait l'objet d'une déclaration judiciaire d'insolvabilité. Pompe et Bilderbeek (2004), Pindado et Rodrigues (2001), Atiya (2001) et Varetto (1998) estiment que la notion de défaillance est en principe liée au risque de crédit, puisque ce sont les banques qui déclarent qu'une entreprise est insolvable lorsqu'elles leur refusent un crédit.

En raison du fait qu'elle relève de plusieurs disciplines scientifiques, la défaillance d'entreprises a longtemps été analysée de manière indirecte sans

constituer un véritable courant de pensée théorique et empirique homogène, aboutissant à une littérature spécialisée faisant de la défaillance un thème de recherche à part entière.

L'identification des raisons profondes de la défaillance n'est pas évidente. Il est toujours difficile d'énumérer de façon exclusive les facteurs à l'origine de la défaillance. Les causes en sont très nombreuses, et leur conjonction compromet la survie de l'entreprise. L'importance de ce phénomène et son impact sur l'ensemble de l'économie, conduit à vouloir en connaître les causes comme les origines afin de l'expliquer et de pouvoir en conséquence prendre des mesures préventives.

Une grande variété de causes a été présentée dans différents travaux. Toutefois, la majorité des de leurs de ceux-ci s'accorde pour à dire que deux grandes catégories de facteurs peuvent être recensées :

Les *causes microéconomiques* sont des causes endogènes. Elles représentent le risque spécifique d'origine interne, et trouvent leur source dans les fonctions fondamentales de l'entreprise, principalement la production, la commercialisation ou l'organisation.

Les *causes macroéconomiques* sont des éléments exogènes qui constituent dans certains cas, les principales causes de la défaillance des entreprises. En effet, depuis les années quatre-vingt, on a pu constater qu'indépendamment des ratios financiers, il existe d'autres variables de type conjoncturel liées à l'environnement économique, dont la pertinence est incontestable dans l'explication du phénomène de la défaillance et la détermination de ses causes.

L'investigation dans les causes de la défaillance des entreprises permet de mettre en évidence des indicateurs de détresse et de performance qui peuvent aider à expliquer certaines pratiques des entreprises en matière d'investissement et de financement :

- En raison de l'accès difficile au marché financier, les PME recourent souvent à l'endettement pour mener à bien leur activité. Pour mettre en évidence l'importance de ce mode de financement, nous chercherons à savoir si la situation financière d'une entreprise est tributaire ou non de son niveau d'endettement. La question fondamentale étant : est-ce l'endettement dont les effets négatifs peuvent être à l'origine des difficultés qui conduisent à la faillite de l'entreprise ou, à

l'inverse, des effets positifs qui apportent une solution aux problèmes qu'elle rencontre ?

- La structure d'endettement, à court ou à long terme, agit également sur le risque de défaillance des entreprises. D'une part, les banquiers préfèrent accorder des crédits à court terme afin d'augmenter leur pouvoir de contrôle sur l'entreprise. D'autre part, le financement à court terme augmente le risque de non renouvellement des crédits et engendre la cessation des paiements, alors que le financement à long terme est préférable lorsqu'il s'agit de soutenir les investissements. Face à cette contradiction, un déséquilibre financier peut engendrer un besoin en fonds de roulement. Cette situation résulte d'une structure de financement inadaptée qui se caractérise par un financement d'emplois de longue durée avec des ressources de courte durée, ce qui nous conduit à préjuger d'une variable déterminante dans la discrimination entre les entreprises : l'augmentation du besoin en fonds de roulement.

Les entreprises déclarent rarement leur faillite si elles disposent encore de liquidités. L'appréciation de la disponibilité de liquidités renvoie au taux de liquidité immédiate ou future des créances. Nous pensons donc que le risque d'illiquidité présente un pouvoir explicatif important, et qu'il faut l'utiliser dans la discrimination entre les entreprises.

Les banques n'acceptent de financer les entreprises que si elles estiment qu'elles ont la capacité de dégager des résultats. La rentabilité est donc un critère prépondérant lors de la décision d'octroi de crédits car elle conditionne l'aptitude de l'emprunteur à faire face à ses obligations de remboursement. Aussi, nous pensons que le manque de rentabilité est un facteur explicatif de la défaillance des entreprises.

Dans la plupart des cas, la faillite des entreprises n'est pas un événement provoqué subitement par des chocs accidentels. L'analyse de ce phénomène dans le temps nous amène à préjuger que la précarité des entreprises est la conséquence d'un processus de dégradation plus ou moins long de la situation financière, d'une baisse tendancielle de l'activité de l'entreprise qui perdure depuis plusieurs années. Bien qu'il n'existe pas de théorie relative à la faillite, les travaux effectués permettent d'appréhender le rôle de quelques variables dans la résolution ou la dégradation de la situation financière de l'entreprise.

1. Objet de la recherche

Cette thèse s'inscrit dans le prolongement des travaux sur les indicateurs la défaillance des PME, en particulier dans le contexte français. Elle vise à mieux comprendre, d'une part les facteurs financiers explicatifs de la défaillance et d'autre part de proposer un modèle adéquat d'aide à la décision.

Cependant, malgré la richesse des résultats des travaux antérieurs, peu des choses ont été écrites sur le thème de la défaillance. En effet, la plupart des études antérieures, si elles s'intéressent aux choix des indicateurs financiers, avec un nombre restreint des ratios comptables, elles en oublient néanmoins l'impact de l'environnement économique sur la situation financière de l'entreprise, à savoir la crise financière qui touche l'ensemble de planète.

L'intérêt de cette recherche est donc d'identifier les déterminants financiers et macroéconomiques de la défaillance des PME, et de proposer un meilleur modèle d'anticipation de la détresse financière, pour pallier l'insuffisance liée aux méthodes traditionnelles.

La principale contribution théorique attendue de notre travail est de fournir un éclairage sur les déterminants de la défaillance. En effet, découvrir, rechercher, analyser constitue le premier pas pour les différents acteurs de l'entreprise. Partir sur de bonnes bases est un gage de réussite pour les décideurs. Bien comprendre cette étape et les imbrications des différentes variables et facteurs qui jouent un rôle important à ce niveau, constitue le défi de cette recherche. Notre contribution passe par la compréhension et l'explication du processus de la dégradation de la situation financière de l'entreprise. Il convient, enfin, de proposer une vision intégrative des approches actuelles sur ce thème, et d'élaborer une grille de synthèse permettant aux chercheurs dans la perspective de se positionner en fonction de leurs sensibilités théoriques.

Notre travail a également un objectif de contribution méthodologique. Nous devons proposer une réflexion globale sur les variables influençant les processus de la détresse financière. Cette démarche se concrétisera par un outil de collecte qui devrait répondre aux besoins des recherches futures pour se focaliser sur les processus de la défaillance et afin de mieux anticiper ce phénomène. Notre contribution méthodologique consistera concrètement en l'élaboration d'un modèle

efficace d'aide à la décision grâce à une arborescence de variables imbriquées qui reflètent la complexité du phénomène.

Enfin, ce travail a pour but d'apporter une contribution managériale aux différents acteurs de l'entreprise. Il s'agit, d'abord, de proposer aux décideurs une vision claire des processus de dégradation financière en insistant sur les éléments qui pourraient les provoquer. Deuxièmement, les implications managériales se situeront au niveau des organismes d'accompagnement et d'aide à la décision en fournissant un outil qui leur permette d'intervenir plus efficacement pour aider les entreprises à mieux appréhender une étape critique pour la sauvegarde de l'entreprise.

2. Problématique de la recherche

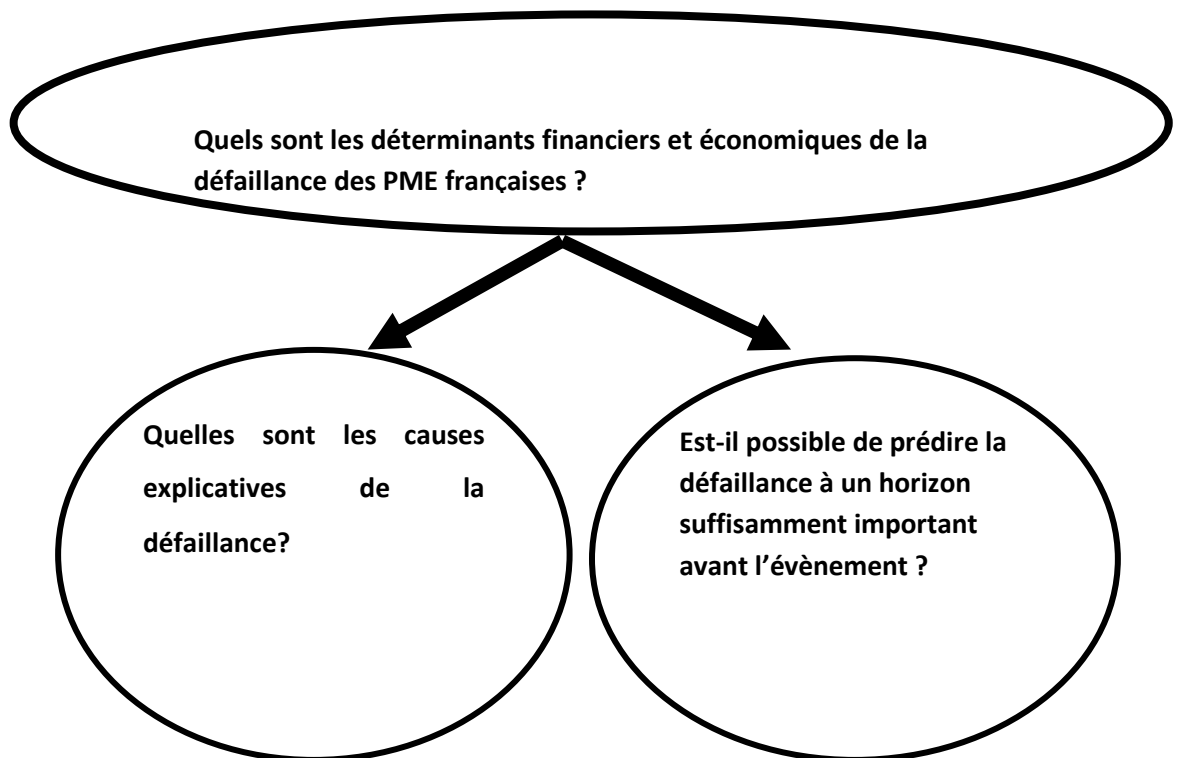
Afin de traiter le phénomène de défaillance, les travaux effectués dans ce domaine ont développé des modèles qui permettent de prévoir avec plus de précision la santé financière des entreprises (Altman, 1968, 1984 ; Bardos, 1989 ; Ding et al. 2008 ; Li et Sun, 2009). Les banques devront proposer une évaluation systématique des risques qu'elles encourent, ce qui implique notamment une estimation précise de la probabilité de défaillance de leurs clients entreprises, donc un éventuel remaniement de leurs méthodes d'évaluation (Altman, 2002). Si l'analyse des causes de la faillite est plus ancienne, sa prédiction, elle, ne s'est principalement développée qu'à partir de la fin des années soixante. Depuis les travaux de Tamari (1964), de nombreux auteurs ont tenté avec succès d'évaluer le risque de défaillance des entreprises en se fondant sur leur analyse financière. Différents outils sont à la disposition des chercheurs, dont le plus fréquemment utilisé est l'analyse discriminante linéaire, mais les méthodes alternatives sont nombreuses (Refait, 2004). Même si ces dernières sont variées, le principe général qui les sous-tend est similaire. Les auteurs disposent des données comptables d'entreprises dont ils savent si elles ont été ou non défailtantes à la fin de la période d'observation. Ils parviennent ainsi à sélectionner les variables comptables les plus discriminantes, puis à établir une relation statistique entre ces variables et l'état dichotomique d'être ou de ne pas être défailtant.

Pour mieux cerner ce phénomène, nous formulons notre problématique de la manière suivante :

« **Quels sont les déterminants financiers et économiques de la défaillance des PME françaises ?** »

Pour répondre à cette problématique, nous la décomposons en questions de recherches suivantes :

Figure 1: La question de recherche

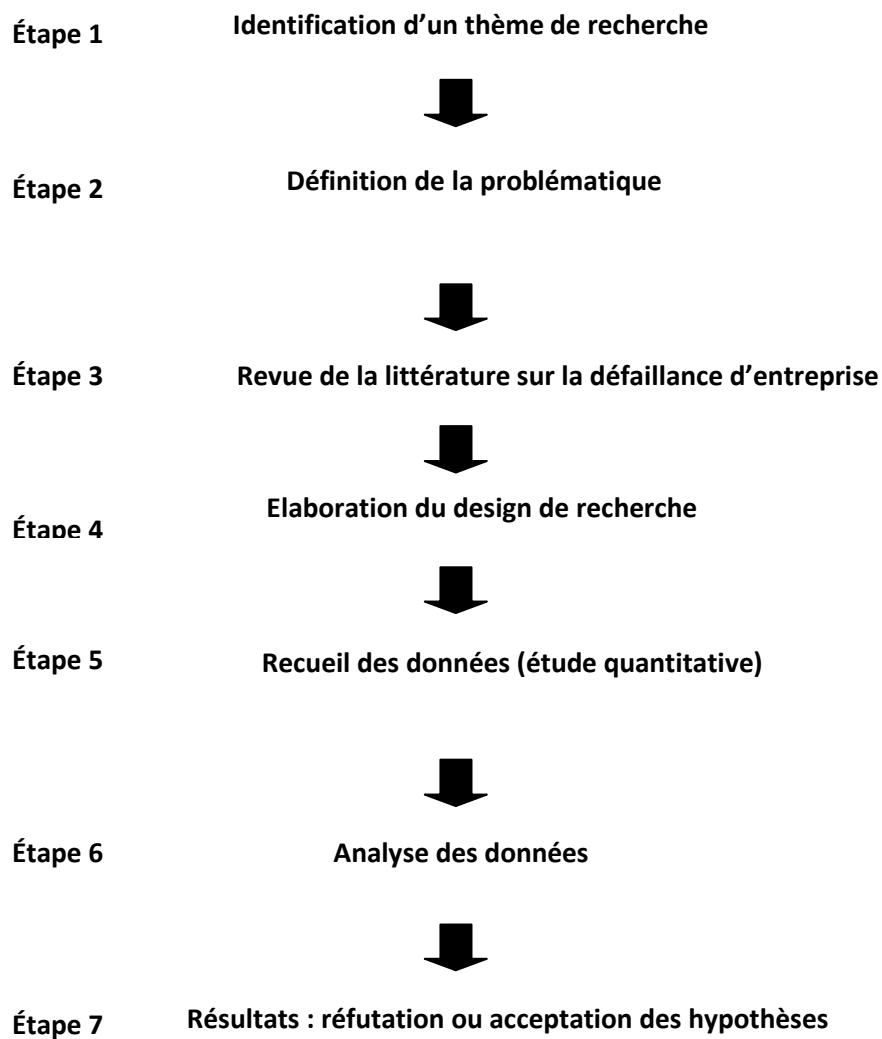


Dans ce qui suit, nous essayerons de définir les moyens que nous avons utilisés pour répondre à notre problématique de recherche. Il s'agit donc de préciser le design ou l'architecture de cette recherche.

3. Le design de la recherche

« *Le design de la recherche est la trame qui permet d'articuler les différents éléments d'une recherche : problématique, littérature, données, analyse et résultat* » (Royer et al. 2003). Il s'agit donc d'exposer le positionnement épistémologique, nos choix méthodologiques et la démarche générale du travail.

Figure 2: Ledesign de la recherche



3.1. Le positionnement épistémologique

« L'épistémologie est une science des sciences ou une philosophie de la pratique scientifique sur les conditions de la validité des savoirs théoriques... Adopter une épistémologie, donc des guides pour l'action de recherche, permet de se démarquer des consultants, des dirigeants... Dans une logique de la découverte, ou dans une logique de la preuve, le chercheur réfléchit aux conditions de la formation de ses énoncés » (Wacheux, 1996).

Afin de répondre à ces objectifs de validités théoriques et scientifiques, de la connaissance que nous voudrions construire, nous essayons de justifier notre positionnement épistémologique au regard des différents paradigmes épistémologiques des sciences de l'organisation. La démarche pour laquelle nous avons opté est qualifiée de positiviste. Ce choix se justifie par la nature de la réalité étudiée et l'objet de recherche. Les positivistes acceptent les postulats d'objectivité, d'ontologie de la réalité extérieure et les mécanismes qui la conditionnent. Le chemin de la connaissance passe par l'appréhension des lois qui régissent la réalité. Il s'agit de trouver une coexistence constante entre les phénomènes et de reconstituer la chaîne causes à effets (Royer et al., 1999). Ainsi, notre recherche a les caractéristiques suivantes :

- La nature de la connaissance produite : afin de répondre à la question principale de la recherche, nous nous baserons sur l'observation de la réalité. Les données à recueillir seront alors réputées objectives, elles constitueront des mesures de la réalité dont l'existence précède notre intervention. L'observation empirique représentera pour nous une source pertinente sur les pratiques des entreprises en matière des indicateurs de défaillance.

- Le chemin de la connaissance : ce travail s'appuie sur une réflexion menée en termes de liens de causalité. Son objectif vise à apporter une explication à une réalité telle qu'elle est.

- Les critères de validité de la connaissance : nous aurons recours à des techniques économétriques visant à élaborer un modèle adéquat dans la prévision de la défaillance.

Table 1: Les différentes positions épistémologiques

Démarche Hypothético-déductive traditionnelle dite de vérification	Démarche Hypothético-déductive de falsification ou de réfutation	Démarche Hypothético-inductive	Démarche constructiviste	Démarche d'induction non démonstrative	Démarche d'induction démonstrative
Le chercheur met en oeuvre une expérience qui lui permet de vérifier la validité de ses propositions théoriques.	Le chercheur met en oeuvre une expérience qui lui permet d'invalider ou de réfuter certaines propositions théoriques ou qui lui permet de faire des prédictions.	Le chercheur peut alterner ou superposer la déduction et l'induction.	Le chercheur fabrique des construits pour rendre compte d'un processus de construction (LE MOIGNE, 1985).	À partir de ses observations, le chercheur va émettre des conjectures à tester par la suite. (Abduction selon KOENIG, 1993).	Le chercheur observe librement et sans préjugés de manière à tirer de ses observations des lois universelles. Selon MILES et HUBERMAN (1991), cette approche est typique de l'approche ethnologique.
Les hypothèses ou propositions théoriques jouent un rôle déterminant et contraignant pour la recherche.		Les hypothèses structurant la recherche et le chercheur doit en être conscient.		Idéalement, absence d'hypothèses et de propositions théoriques avant d'engager la recherche.	

Source : Mbengue et Vandangeon-Derumez (1999)

3.2. Méthodologie de la recherche

L'intérêt d'aborder un thème de recherche permet de faire une synthèse des travaux déjà réalisés, de proposer une ou plusieurs nouvelles approches méthodologiques et de valider ou d'infirmer les résultats antérieurs. Nous aborderons

les divers aspects contenus dans la problématique de recherche tant sur le plan théorique qu'empirique.

L'appréciation des causes de défaillance est indispensable afin de développer et d'utiliser des modèles susceptibles de l'anticiper et de la prévenir, et peuvent s'avérer très utiles pour les banques au moment de l'octroi de crédits, mais également pour tous les autres investisseurs.

Ainsi, ces modèles de prédiction de la défaillance des entreprises constituent d'abord un « système d'alerte » et ensuite, un outil de décision. C'est pour ces raisons que nous avons tenu à présenter l'évaluation du risque de défaillance des entreprises par une approche paramétrique comme premier axe de cette recherche, alors que le second axe sera consacré à l'analyse par une approche non paramétrique. L'approche paramétrique est réalisée au moyen de l'analyse discriminante et le modèle *Logit*, alors que la non paramétrique est effectuée par la régression PLS (*Partial least squares*). Nous comparerons les résultats obtenus un, deux et trois ans avant la faillite, sur la base de deux échantillons : le premier constitué d'entreprises saines et le second d'entreprises défaillantes.

3.3. La démarche générale et le plan de la recherche

Le travail est structuré en deux parties :

Les fondements théoriques qui sous-tendent le processus de défaillance seront exposés dans les deux premiers chapitres. Tout au long du premier portant sur la défaillance d'entreprise, nous ferons d'abord le point sur ce concept afin de mieux le cerner. C'est dans ce sens que nous procéderons à une analyse des processus de la détresse financière des entreprises afin de mieux saisir le cheminement de la défaillance sous les angles financiers, économiques et juridiques, avant d'examiner les coûts de la détresse financière et leur impact sur les entreprises. Ensuite, nous présenterons la procédure de réorganisation qui en découle, ainsi que la procédure de liquidation. Enfin, nous terminerons en faisant le point sur les différentes méthodes de prévision de défaillance.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons les approches explicatives de la défaillance.

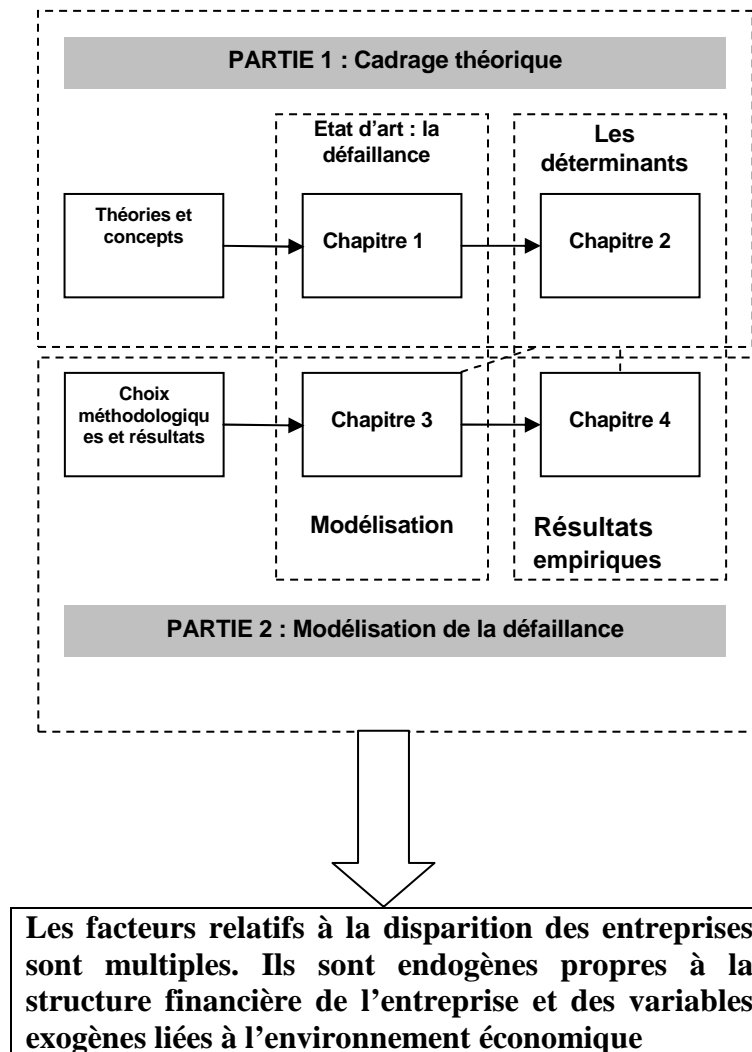
C'est en ce sens que la première section sera consacrée à l'étude de l'environnement externe dans un contexte de crise financière. La seconde aura pour objet l'analyse de l'environnement interne des entreprises sous l'angle financier. Les aspects stratégiques, organisationnels et managériaux seront abordés tout au long de la troisième section. La dernière sera quand à elle consacrée aux approches économiques explicatives de la défaillance.

Le troisième chapitre sera consacré à la présentation des différentes approches méthodologiques qui seront utilisées dans le cadre de cette recherche, et des outils retenus pour procéder à la validation empirique de nos hypothèses. Cette partie est consacrée au choix épistémologiques et méthodologiques relatif à l'étude de la défaillance. Elle mettra en avant la procédure de sélection de l'échantillon des faillis et des non faillis à partir de la base de données *Diane*, ainsi qu'à la sélection des ratios financiers. Le type de traitement des données choisi y sera également explicité. Il en sera de même pour la justification des outils statistiques qui seront utilisés : analyse discriminante, *Logit* et régression PLS. Il est évident que ces choix méthodologiques auront des répercussions sur les analyses empiriques qui suivront.

L'analyse des différents résultats obtenus au terme de l'application des méthodologies exposées ci-dessus sera présentée dans le dernier chapitre. Chaque analyse sera précédée d'une analyse descriptive des variables utilisées, afin de comprendre les grandes tendances et les particularités des échantillons étudiés. Ensuite, nous approfondirons l'analyse statistique des données par l'application d'outils plus appropriés, dans le but de présenter des modèles explicatifs des différentes thématiques retenues pour réaliser cette étude.

Enfin, la conclusion générale sera consacrée au rappel des grandes lignes de la démarche suivie, à la présentation synthétique des résultats les plus significatifs et des limites rencontrées. Elle indiquera non seulement les implications pratiques auxquelles peut donner lieu ce travail mais également les perspectives de recherches nouvelles vers lesquelles il peut conduire.

Figure 3: L'articulation de la recherche et le plan de la thèse



Première Partie

Cadre théorique

Chapitre 1 – La défaillance des entreprises: une revue de littérature

Introduction

De tout temps, les problèmes de défaillance ont suscité l'intérêt tant des économistes que des juristes car ils constituent un enjeu fondamental de société. Ils s'efforcent donc, de délimiter le champ faisant intervenir le concept de défaillance afin de lui donner une définition claire, toutefois la variété des situations liées à l'application de ce phénomène a rendu la tâche malaisée.

Ce n'est qu'avec la crise des années 1930 et les premiers travaux d'auteurs comme Fitzpatrick (1932) que la problématique de la défaillance est devenue un champ d'investigation de recherche à part entière. Comme tout autre phénomène, la défaillance a été analysée de différentes manières et par différentes disciplines. Les contributions les plus significatives proviennent des sciences juridiques, économiques, financières, stratégiques, organisationnelles et managériales (Guilhot, 2000).

Dans ce premier chapitre portant sur la défaillance d'entreprise, nous ferons d'abord le point sur ce concept afin de mieux comprendre, ensuite, les différentes approches explicatives de la défaillance.

Dans cet objectif, nous procéderons à une analyse des processus de la détresse financière des entreprises afin de mieux saisir le cheminement de la défaillance sous les angles financier, économique et juridique, avant d'examiner les coûts de la détresse financière et leur impact sur les entreprises. Nous présenterons la procédure de réorganisation qui s'en suit ainsi que la procédure de liquidation. Enfin, nous terminerons par un passage en revue des différentes méthodes de prévision de la défaillance.

I. Les processus de la défaillance

Dans cette section, notre réflexion portera sur la définition et le cycle de la détresse financière. Au cours de cette analyse nous serons amenés à étudier le concept de la défaillance du point de vue juridique, financier et économique.

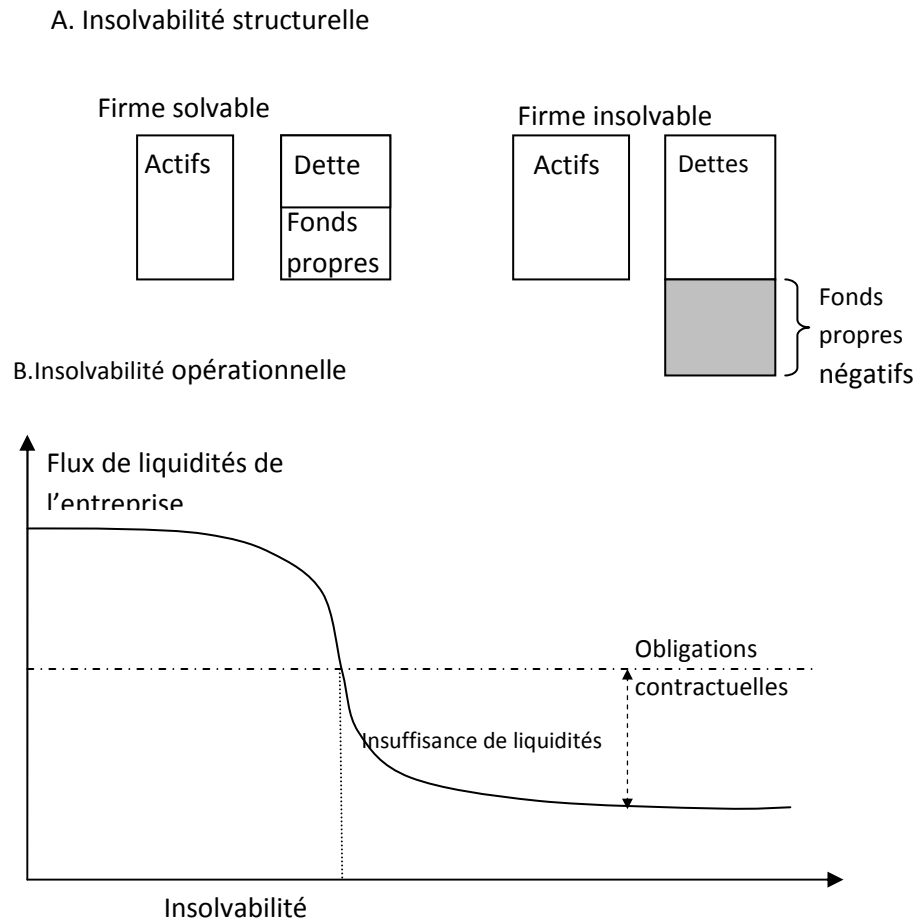
1. Définition et cycle de la détresse financière

Wruck (1990) définit la détresse financière comme étant une situation où les cash-flows sont insuffisants pour couvrir les obligations courantes. Ces obligations peuvent inclure les dettes fournisseurs, les dépenses de litige ou les paiements d'intérêts. Selon Baldwin et Scott (1983), quand la situation d'une entreprise se dégrade au point où elle ne peut faire face à ses contraintes financières, la firme entre dans un état de détresse financière. Ces mêmes auteurs assurent que cette situation est le résultat d'une mauvaise conjoncture économique, d'un déclin de leurs performances et d'une faible qualité de leurs managements. Modigliani et Miller (1959), ont montré que seules les firmes performantes, efficaces et rentables, sont prêtes à supporter un endettement relativement important, car elles sont en mesure de respecter leurs engagements sans problèmes. Jensen (1986) affirme que l'endettement agit en tant que mécanisme disciplinaire sur les dirigeants et se répercute positivement sur les performances de l'entreprise. Selon Finet (2001), l'octroi de la dette résulte des difficultés subies par l'entreprise, il devient un élément de sa fragilisation des performances d'exploitation, de son capital comme de sa réputation. Opler et Titman (1994) estiment de leur côté que la dette est un facteur de détresse financière, susceptible de mettre en danger la survie de l'entreprise. John (1993) considère, lui, que la détresse financière résulterait donc d'une mauvaise synchronisation entre la disponibilité de liquidités des actifs et de ses obligations contractuelles pendant une période donnée. En d'autres termes, c'est l'impossibilité de faire face au passif exigible avec son actif disponible. Le risque d'insolvabilité, ainsi que la violation des clauses contractuelles des dettes, est un signal avant-coureur de la détresse financière (Chou et al., 2010).

Une certaine confusion surgit lorsque le terme « insolvabilité » est utilisé comme étant un synonyme de « détresse financière ». L'insolvabilité peut être interprétée en se rapportant aux actifs ou flux, mais les deux sont souvent confondus. Par exemple, le dictionnaire *New World de Webster* définit l'insolvabilité comme étant d'abord, l'incapacité de payer toutes les dettes et ensuite, comme l'incapacité de payer les dettes, qui deviennent exigibles. L'insolvabilité structurelle, ou à base d'actif, apparaît lorsque la valeur des actifs d'une société est inférieure à la valeur de ses dettes ce qui implique des fonds propres négatifs.

L'insolvabilité opérationnelle, ou à base de flux, apparaît quand la société a des flux de liquidités insuffisants pour couvrir des paiements exigibles contractuellement (voir figure 4).

Figure 4 : L'insolvabilité



Source: Ross, Westerfield et Jaffe (2005)

L'insolvabilité basée sur les flux donne aux créanciers lésés, le droit d'exiger la restructuration parce que leur contrat avec la firme n'a pas été respecté.

Dans une telle situation, les créanciers ne sont pas soutenus par les actionnaires puisque leurs droits sur les capitaux propres sont toujours préservés. Lorsque la valeur de la firme augmente d'une façon spectaculaire, les actionnaires récoltent les bénéfices.

Selon Franks et Sussman (2005), une firme est définie comme étant en situation de détresse une fois que son agence bancaire locale ou que le directeur régional de crédit décide de transférer un rapport de la situation à l'unité de suivi des entreprises économiques ou au responsable du diagnostic financier. De telles

décisions peuvent se déclencher, surtout pour les PME, dans le cas de violations de quelques termes (non paiement des intérêts, dépassement de la limite du découvert,...), ou suite à une mauvaise évaluation de l'avenir de la firme par les directeurs du crédit (par référence à des indicateurs tels qu'un endettement élevé ou une faible rentabilité ...).

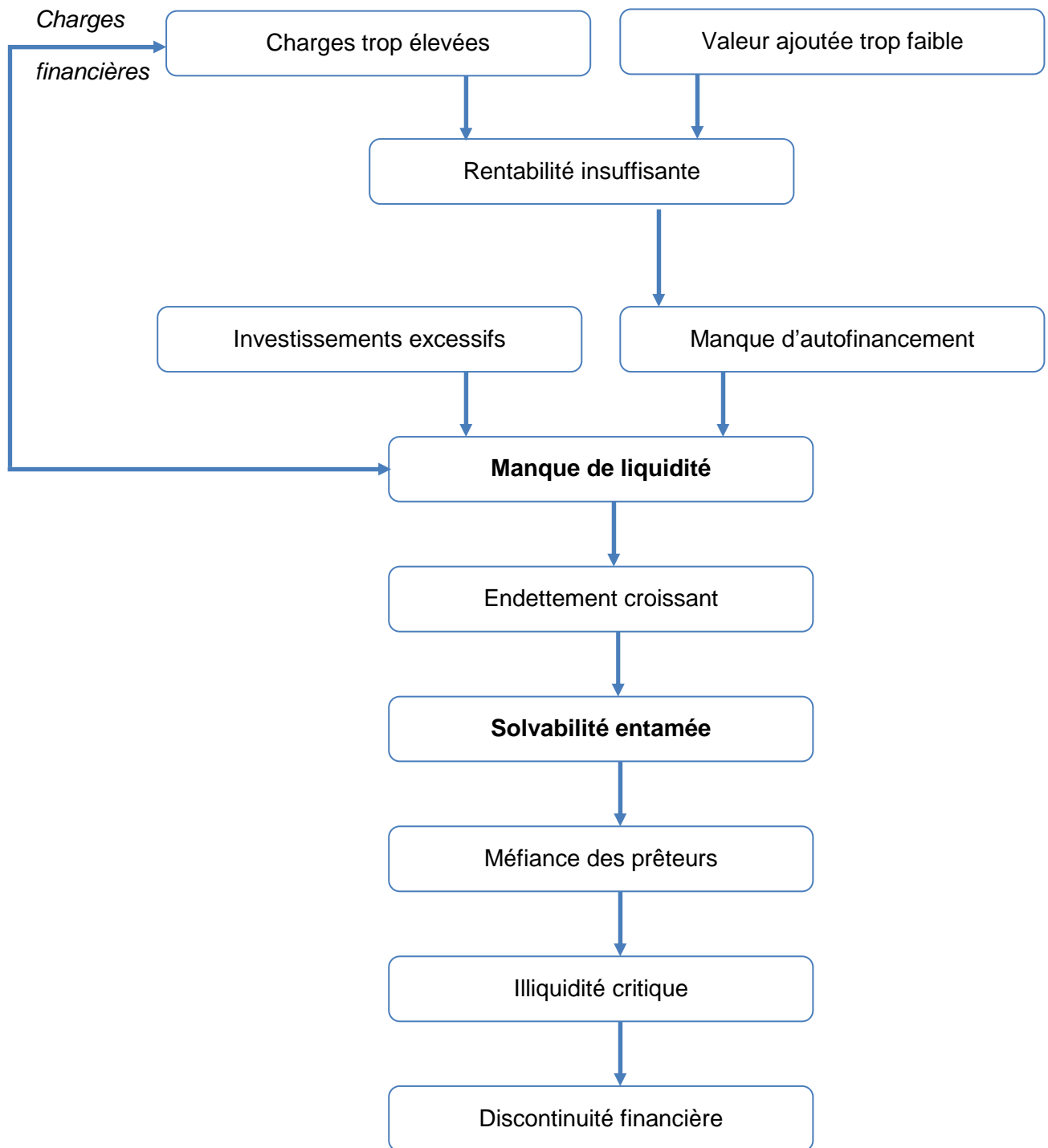
La faillite et la liquidation sont également utilisées comme étant synonymes de la détresse financière. Wruck (1990), considère la faillite comme le processus légalement adopté pour annuler et réécrire les contrats. La liquidation se réfère, elle, à la vente des actifs de la firme et à la distribution des revenus ainsi constitués, à l'ayant droit ou aux ayants droit.

2. Définition du concept de défaillance

Au cours de ces dernières années, le flux annuel de défaillances d'entreprises n'a cessé de croître et cette tendance s'accroît pendant les périodes de crise.

La faillite économique est l'état qui caractérise une entreprise dont la performance financière est moindre que celle de ses principaux concurrents (Ooghe et Van Wymeersch, 1986). Bescos (1987) définit la PMI en difficulté comme une entreprise où se manifeste une inadaptation face à l'environnement économique. Pour Gresse (1994), la défaillance économique se manifeste par une valeur ajoutée négative. Koeing (1985), propose une définition qui se fonde sur le couple rentabilité, liquidité. Selon Ooghe et Van Wymeersch (1996), les principales phases de la détresse financière sont présentées comme suit :

Figure 5: L'enchaînement économique menant à la discontinuité financière



Source : Ooghe et Van Wymeers (1996)

Cata et Zerbib (1979), parlent de la défaillance de l'entreprise en se référant à une approche juridique, économique et financière. Selon ces deux auteurs, la défaillance juridique concerne en principe une action de dépôt du bilan liée à une situation d'insolvabilité. La défaillance économique se réfère à l'absence de rentabilité et d'efficacité de l'appareil productif. Enfin, la détresse financière est liée à des problèmes de trésorerie et d'incapacité de remboursement des dettes. Pour Derni et Grucifix (1992), l'entreprise est menacée à partir du moment où la rentabilité devient insuffisante puisqu'elle ne permet plus de rémunérer les fonds propres aux taux en vigueur sur le marché. L'entreprise ne trouve plus de solution pour gérer sa dette, ce qui se traduit par des incidents de paiement (Gresse, 1994).

Zopounidis (1995), montre qu'il n'y a pas une définition unique de la défaillance. Il est donc nécessaire d'en donner une définition plus large, incluant des variables qualitatives dans l'analyse de la détresse financière (Sun et Li, 2009). La prise en considération de ces variables qualitatives à côté des variables financières offrira un cadre d'analyse plus rationnel et plus global pour la prévision de la défaillance.

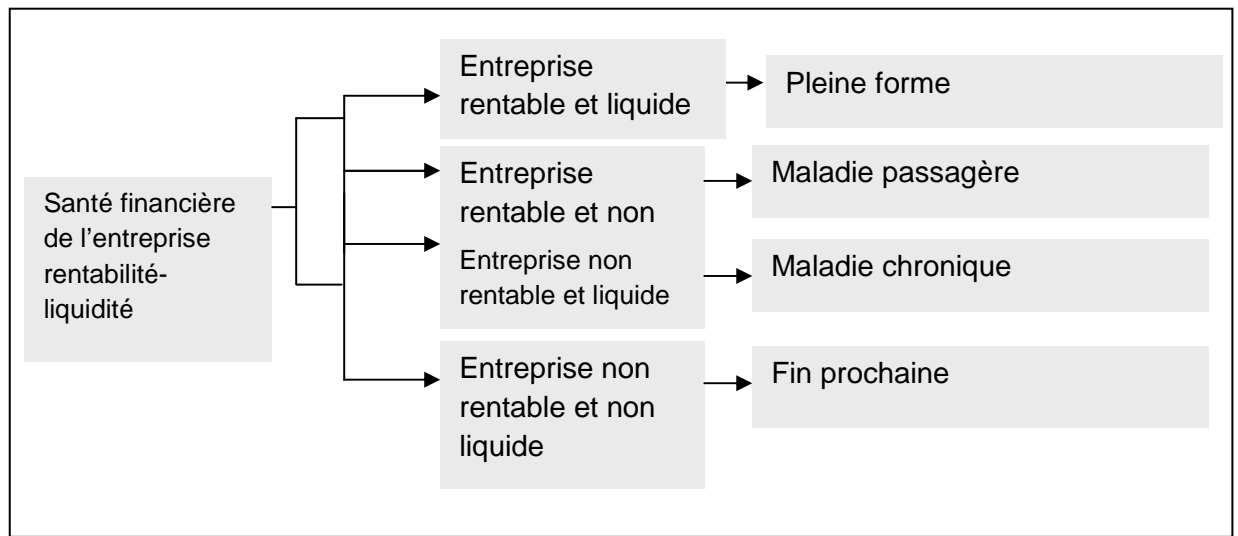
2.1. La défaillance financière

D'un point de vue financier, une entreprise est considérée comme défaillante si elle rencontre des problèmes de trésorerie et si elle est incapable de respecter ses engagements. Malecot (1981), estime que la défaillance financière intervient lorsque l'exploitation ne peut plus faire face au passif exigible au moyen de son actif disponible. Si la rentabilité est insuffisante, l'exploitation de l'entreprise est menacée, puisqu'elle ne peut plus rémunérer les fonds propres aux taux en vigueur sur le marché. Dans ces conditions, il sera moins aisé pour la firme de se procurer de nouveaux fonds propres puisqu'elle n'est pas en mesure de les rémunérer. Elle devra solliciter alors une nouvelle ligne de crédit afin d'assurer la poursuite de son activité.

Ce recours aux fonds extérieurs, entraînera des charges financières supplémentaires qui les contribueront à détériorer ses résultats financiers. De même, l'entreprise peut connaître des problèmes de liquidité dans le cas où ses disponibilités de l'exploitation ne suffisent pas à couvrir l'ensemble de ses dépenses (Bal et al., 2010).

L'interaction entre l'insuffisance de liquidité associée à une rentabilité négative, a poussé Ooghe et Van Wymeersch (1990) à distinguer quatre catégories d'entreprises sur la base de leur état de santé, la figure ci-dessous résume cette situation :

Figure 6 : Etat de santé financière de l'entreprise



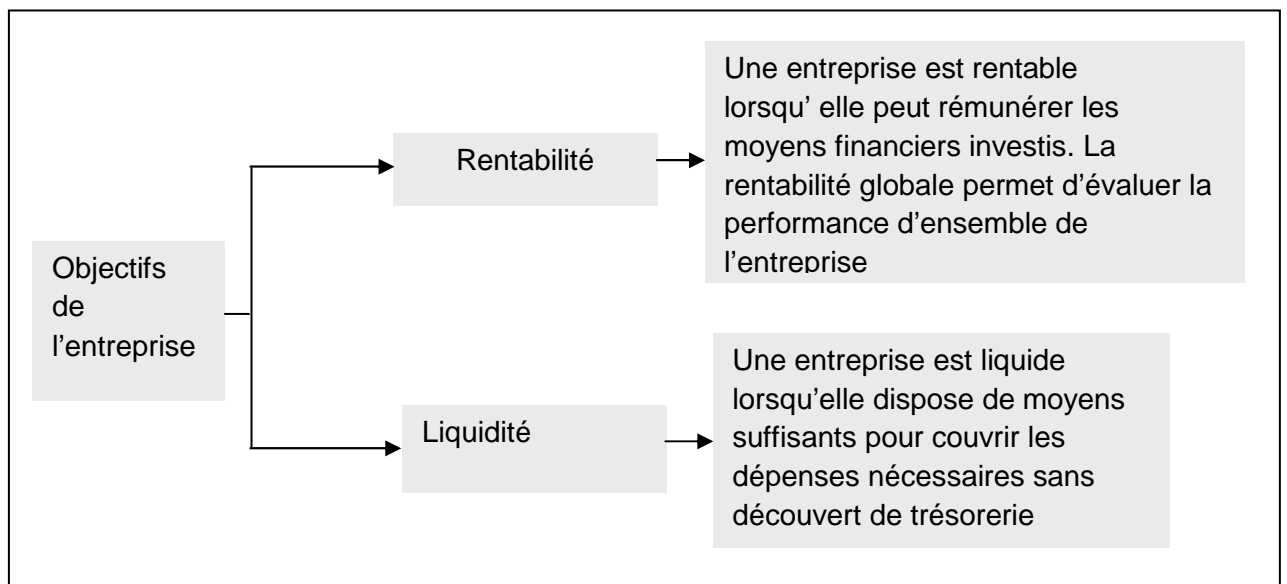
Source : Ooghe et Van Wymeersch (1990)

Selon les deux auteurs, l'insuffisance de la valeur ajoutée et le poids excessif des charges de structure sont à l'origine du manque de rentabilité de l'entreprise. Elle ne trouve plus de solution pour payer sa dette, ce qui se traduit par des incidents de paiement. Selon Derni et Crucifix (1992), l'activité financière de la firme devient insuffisante puisqu'elle ne peut plus assurer les fonds propres aux taux en vigueur sur le marché ; confrontée à une telle situation l'entreprise n'arrive plus à s'autofinancer puisqu'elle n'est plus en mesure d'attirer de nouveaux bailleurs de fonds.

2.2. La défaillance économique

Pour Zopounidis (1995), la défaillance économique se réfère à l'absence de rentabilité et d'efficacité de l'appareil productif et à la détérioration de la liaison : entreprise-produits-marché et par la non-contribution de l'entreprise à la réduction des problèmes sociaux tels que le chômage ou une incapacité à améliorer le niveau de vie de chacun ou son pouvoir d'achat. Selon Crucifix et Derni (1995), l'entreprise accomplit son objectif économique lorsqu'elle réalise une rentabilité et une liquidité suffisantes :

Figure 7: Les objectifs économiques de l'entreprise



Source : Crucifix et Derni (1992)

Wtterwulghe (1998), estime que la survie des PME est expliquée par la volonté des grandes entreprises qui ont un intérêt économique à laisser subsister les petites entreprises avec lesquelles elles sont en concurrence sur un marché. Pour Michaux (1978), « dès lors, pour la firme, la faillite ou la préfaillite économique n'est plus l'issue fatale mais seulement l'issue possible à laquelle une résistance peut être opposée par la constitution de surplus financiers entretenus stratégiquement. La

menace d'exclusion de la firme de son marché est inversement proportionnelle aux pouvoirs de son marché régnant ou se développant dans les secteurs auxquels l'entreprise appartient ». Selon Gresse (1994), la défaillance économique de l'entreprise est une valeur ajoutée négative, cette valeur constitue un indicateur de performance apportée par l'utilisation des facteurs de production. Dans une telle situation la firme utilise plus de ressources qu'elle n'en produit et n'est plus en mesure d'assurer au prix du marché l'ensemble des facteurs de production qui contribuent à la réalisation de son activité économique. Van Wymeersch (1996), estime qu'en économie du marché, la rémunération offerte par la firme à chacun des éléments de production doit être suffisante pour assurer la continuité et la qualité.

Selon Quintart (2001), *« une valeur ajoutée positive représente un surplus de la production par rapport à la consommation intermédiaire. Dans l'absolu, ce surplus n'est pas significatif car il convient de la relativiser : la question cruciale est de savoir si la valeur ajoutée est suffisante pour rémunérer les facteurs de production dans la mesure où ils sont productifs et utilisés à bon escient »*.

Ooghe et Van Wymeersch(1996), affirment que la notion de l'entreprise en difficulté est définie comme celle qui n'arrive plus à assurer de manière continue ses objectifs économiques, compte tenu des contraintes sociales et d'environnement.

2.3. La défaillance juridique

Sur ce plan, deux idées sont à retenir. En effet, depuis le droit romain, les droits des faillites sont des procédures collectives, générales et publiques ayant pour objet d'éliminer l'entreprise ou de permettre son redressement, ce qui constitue leur premier aspect, le second étant qu'à l'origine de ces procédures, il y a l'insolvabilité d'un débiteur qui se manifeste par la cessation des paiements, puisqu'il se trouve dans l'incapacité de faire face au passif immédiatement exigible avec son actif disponible. Sur le plan juridique, la cessation des paiements signifie qu'un débiteur ne s'acquitte pas à l'échéance, de la dette devenue exigible. Un seul incident de paiement suffirait, sur le plan des principes, à faire naître le fait générateur de la défaillance. Effectivement, les entreprises peuvent se trouver dans l'impossibilité d'honorer leurs obligations, en raison d'une trésorerie insuffisante, de difficultés d'obtention de crédits ou encore d'une conjoncture économique défavorable, même

si cette situation n'est que passagère. Dans ce cas, il ne serait pas opportun de sanctionner un débiteur confronté à des difficultés passagères et qui n'est pas en état de cessation de paiement, cette situation ne sera effective que si une situation grave se prolonge dans le temps et peut s'avérer sans issue.

Dans le cadre de la législation française, et selon la loi de 1985 et de 2009 les modalités juridiques de la défaillance sont étudiées dans les paragraphes qui suivent.

2.3.1. La prévention des difficultés des entreprises

La loi du 1^{er} mars 1984, renforcée en 1994, est le premier texte officiellement consacré à la prévention des difficultés des entreprises, cette loi a été reformée par la loi de sauvegarde du 26 juillet 2005 puis, récemment par l'ordonnance du 18 décembre 2008. Elle organise une prévention par l'information et le financement et met en place une procédure d'alerte. Depuis le 1^{er} janvier 2006, date d'entrée en vigueur de la loi de sauvegarde des entreprises, la procédure est élargie à l'ensemble des professionnels libéraux exerçant à titre individuel leurs activités. L'objectif de l'ordonnance du 18 décembre 2008, est de renforcer la détection des difficultés naissantes, par l'intermédiaire de la mission des commissaires aux comptes, qui peuvent désormais adresser au tribunal une copie de la demande de délibération qu'ils ont adressée à l'organe collégial de la personne morale, si les réponses qui ont été données aux questions posées ne sont pas satisfaisantes.

Une des principales innovations de la loi de sauvegarde est de permettre à des entreprises de bénéficier d'une procédure de conciliation, qui est un outil de prévention confidentiel accessible aux entreprises qui ne sont pas en état de cessation des paiements. La mission du conciliateur désigné par le président du tribunal, est de trouver un accord entre l'entreprise et ses créanciers. Le débiteur reste à la tête de son entreprise, afin d'encourager les créanciers à soutenir l'entreprise en difficulté.

La procédure n°2008-1345 du 18 décembre a ensuite rénové d'autres points de la procédure de conciliation afin d'inciter à y avoir recours et d'ainsi favoriser la négociation avec les créanciers. Parmi les principales innovations, la conciliation est intégralement consacrée à la négociation. Si le débiteur demande l'homologation de l'accord, le temps laissé au tribunal pour se prononcer sur cette demande n'est plus imputé plus sur la durée maximale de négociation. Selon l'article L611-7 du code de

commerce le débiteur peut obtenir du juge des délais de paiements en cas d'une simple mise en demeure par un créancier au cours de la procédure de conciliation. L'article L611-10-1, prévoit qu'une fois l'accord signé et pendant son exécution, les créanciers ne peuvent agir en paiement de la créance qui fait l'objet de l'accord. Ainsi que l'article L611-10-2, dispose que les catégories de garants pouvant se prévaloir de l'accord sont entendues et désormais cette protection s'applique même en présence d'un accord seulement constaté. En cas d'inexécution des engagements par le débiteur, la déchéance des délais de paiement accordés juridiquement n'est plus automatique.

2.3.2. Traitement juridique des difficultés des entreprises

2.3.2.1 *L'ouverture de la procédure de redressement judiciaire*

Une procédure collective ne peut en général être ouverte à l'encontre d'une entreprise que si celle-ci est en état de cessation de paiements, donc dans l'impossibilité de faire face à son passif exigible avec son actif disponible. Le critère d'ouverture est donc plus proche de « l'illiquidité » que de l'insolvabilité. La cessation des paiements doit exister au jour où le tribunal statue, et non au jour où il est saisi : la procédure ne doit pas être ouverte si un incident de paiement a fait l'objet d'une régularisation entre la saisine du tribunal et le jour où la juridiction statue en première instance ou même en appel. L'exercice d'une voie de recours peut ainsi devenir un moyen pour le débiteur de se procurer un ultime délai afin de réunir des fonds.

2.3.2.2. *La procédure de sauvegarde*

La procédure de sauvegarde est ouverte aux entreprises qui ne sont pas en état de cessation de paiements mais qui traversent des difficultés qu'elles ne peuvent surmonter et qui sont de nature à la conduire à un état de cessation de paiements. L'ordonnance du 18 décembre 2008 vise clairement à faciliter le recours aux procédures d'insolvabilité, en modifiant le critère d'ouverture de la procédure de sauvegarde, en réduisant le rôle des organes de la procédure au profit du dirigeant, en réduisant le champ des sanctions patrimoniales qui lui sont applicables et en améliorant le sort des garants. En application des dispositions de la loi de sauvegarde

de 2005, les entreprises qui justifiaient de difficultés susceptibles de les conduire à la cessation des paiements pouvaient recourir à cette procédure qui entraînait la suspension provisoire des poursuites des créanciers et l'interdiction de payer les créanciers antérieurs et postérieurs à l'ouverture de la procédure. Il suffit que le débiteur justifie de difficultés qu'il n'est pas en mesure de surmonter. Lorsqu'il existe une opportunité sérieuse de sauver l'entreprise, le tribunal lance un plan de réorganisation qui détermine les perspectives de redressement et définit les modalités de règlement du passif.

2.3.2.3. *Procédure de redressement judiciaire*

L'ordonnance de 2008 a également remanié la procédure de redressement judiciaire. La définition de la cessation des paiements est complétée : cette dernière n'est, en effet, pas retenue si le débiteur établit que les réserves de crédit ou les moratoires dont il bénéficie lui permettent de faire face à son passif exigible avec son actif disponible. Selon l'article L631-8, en cas de conversion d'une procédure de sauvegarde en procédure de redressement judiciaire, la date d'ouverture de la procédure est réputée être celle de la procédure de sauvegarde et toute demande de report de la date de cessation des paiements doit être présentée au tribunal dans un délai maximal d'un an à compter de la date du jugement ayant converti la procédure de sauvegarde ; cette disposition peut avoir pour effet d'allonger la période de rétroactivité de la date de cessation des paiements au-delà du délai de 18 mois applicable en cas de mise en œuvre d'une procédure de redressement judiciaire. Si la cessation des paiements est constatée au cours de l'exécution du plan de sauvegarde, le plan est résolu et le tribunal peut désormais ouvrir une procédure de redressement judiciaire. La liquidation n'est plus la seule issue. Cette disposition est applicable aux plans de sauvegarde en cours d'exécution au jour de l'entrée en vigueur de l'ordonnance. Selon l'article L631-10, l'incessibilité des parts sociales des dirigeants sans autorisation du tribunal est étendue aux parts détenues indirectement par eux.

2.3.2.4. Procédure de liquidation judiciaire

La liquidation judiciaire est une procédure qui a pour objectif de céder des actifs de l'entreprise débitrice pour permettre le paiement de ses créanciers. L'ouverture d'une procédure de liquidation judiciaire doit, comme pour la procédure de redressement judiciaire, être demandée par le chef d'entreprise dans les 45 jours qui suivent.

L'ordonnance 18 décembre 2008 apporte des améliorations aux règles applicables à la liquidation judiciaire. Le parquet peut proposer un liquidateur à la désignation du tribunal (article L641-1). Selon l'article L641-11-1, les dispositions relatives à l'exécution des contrats en cours en matière de procédure de sauvegarde ou de redressement judiciaire sont étendues à la liquidation judiciaire afin de permettre la poursuite de l'activité en liquidation. Il convient de signaler que l'article 97 de l'ordonnance complète l'article L.641-3 pour préciser que « *lorsque la liquidation judiciaire est ouverte ou prononcée à l'égard d'une personne morale, les dispositions prévues en matière d'arrêté et d'approbation des comptes annuels ne sont plus applicables sauf, le cas échéant, pendant le maintien provisoire de l'activité autorisé par le tribunal* ».

II. Coûts de la détresse financière

Les coûts de la détresse financière et des poursuites judiciaires sous le code de la faillite sont importants. Pour les PME, les coûts impliqués dans la réorganisation peuvent souvent excéder la valeur de la firme, qui explique la dissolution de celle-ci. Ces coûts ont été reconnus comme un déterminant important de l'évaluation de la dette d'une société et de la structure de son capital. Haugen et Senbet (1978), étaient les premiers à soutenir l'hypothèse que les coûts de la détresse financière ne devraient pas être significatifs parce que les prétendants devraient être capables d'être en pourparlers à l'extérieur de la cour sans affecter la valeur de la société sous-jacente. Plus récemment, Jensen (1991), note que les conflits entre les groupes de créanciers et l'influence de certaines décisions des tribunaux de commerce ont un impact négatif sur la capacité des entreprises de négocier leurs créances à l'aimable. Quand une société est incapable d'achever la réorganisation à l'extérieur de la « cour », elle ne pas être en mesure d'éviter les coûts de la

procédure de faillite annoncée par le tribunal de commerce.

Les coûts de détresse financière peuvent être directs ou indirects. Les honoraires d'avocats, comptables, conseillers, experts et autres professionnels sont des coûts directs. Les frais indirects découlent de la détresse financière qui affecte la capacité de l'entreprise à gérer ses affaires ce qui implique des coûts d'opportunité.

Une firme en détresse rencontre trois difficultés : en premier lieu elle perd le droit de prendre certaines décisions sans approbation légale. Par exemple, une firme qui relève du code américain de la faillite (plus précisément le Chapitre 11), ne peut pas dépenser de l'argent ou vendre des actifs sans approbation de la Cour. Ensuite, la détresse financière peut réduire la demande pour le produit de la firme et augmenter ses coûts de production. Ce qui aura une incidence sur sa part de marché. Troisièmement, enfin, les managers perdent un temps considérable pour résoudre la détresse financière. La valeur de ce temps est généralement considérée comme étant un coût indirect. Ce temps ne sera pas toujours perdu, si les managers se sont engagés dans une restructuration productive et ont entrepris des changements stratégiques.

1. Coûts directs

Les coûts directs de la détresse financière sont plus faciles à mesurer. Ils incluent les honoraires légaux, administratifs et consultatifs payés par la société. Les coûts directs sont indispensables pour les sociétés qui restructurent leurs dettes ou celles qui tombent en faillite. De nombreuses études scientifiques ont tenté de mesurer les coûts directs de la faillite. Altman (1984), White (1983) et Weiss (1990), affirment que ces coûts directs représentent environ 3% de la valeur de marché de l'entreprise. Dans son étude, Warner (1977), montre que le montant net de ces coûts était, en moyenne, égal à 1% de la valeur de marché de la firme sept ans avant la défaillance et devenait un pourcentage de plus en plus élevé à mesure que la faillite approchait (par exemple, 2,5% de la valeur de la firme trois ans avant la défaillance). Lubben (2000), estime qu'à eux seuls, les frais légaux moyens s'élèvent à 1,5% des actifs totaux des sociétés faillites. Pour les sociétés qui liquident à la fin du processus de faillite, Ang, Chua et McConnell (1982), affirment que les coûts directs représentent 7,5 %, de la valeur liquidée de la société. Le maximum des coûts directs

est de 6,6 %, de la valeur de marché dans l'échantillon de Weiss et 9,8 %, dans l'échantillon de Warner. La comparaison des coûts directs des « *Workouts* » privés avec les coûts directs de faillite suggère que les coûts directs soient presque dix fois moins faibles, lorsque la firme est capable de restructurer sa dette.

1.1. Coûts réels supportés directement par la firme

Ce sont toutes les dépenses de rémunération et d'honoraires des services externes et internes mobilisées pour réaliser des tâches d'évaluation et de jugement.

1.1.1. Honoraires des professionnels

Généralement, les firmes défailtantes ont recours aux services des professionnels externes, notamment, experts judiciaires, experts-comptables et auditeurs, banquiers investisseurs, commissaires-priseurs et consultants. Ces honoraires sont fonction de la tâche à effectuer et de la complexité de la situation de la firme en difficulté.

Weiss (1990), a étudié les coûts directs pour 37 situations de faillite du NYSE¹ et de l'AMEX² suivies sur la période de novembre 1979 à décembre 1986. Il a observé que ces coûts de faillite sont de l'ordre de 3,1% de la valeur comptable des dettes et de la valeur de marché des actions, une année fiscale avant la période de faillite. Les résultats sont similaires à Altman (1984) et Warner (1977) sur les périodes antérieures. En effet, Warner a estimé les coûts de faillite de l'ordre de 4%, de la valeur de marché une année avant la faillite pour un échantillon de 11 firmes du secteur des chemins de fer. Altman a estimé des coûts de l'ordre de 4,3% pour un échantillon de 11 firmes du secteur des chemins de fer et de 7 firmes industrielles. Une étude plus récente, par Betker (1997), constaté que les coûts directs sont de l'ordre de 3,93%. Gilson et al. (1990), présentent une mise en évidence des coûts directs des accords privés. Avec un échantillon de 18 restructurations de dettes, ces auteurs montrent que la médiane des coûts directs de restructuration de la dette est de 0,32 %, du total des actifs en fin d'exercice.

¹ Le *New York Stock Exchange* (NYSE)

² *American Express* (AMEX)

1.1.2. Mobilisation du personnel

Le processus de résolution des problèmes de faillite n'exige pas seulement la mobilisation des dirigeants en termes de temps et d'énergie, mais aussi l'implication de tout le personnel. En effet, la firme se doit de faire front aux problèmes générés par la faillite, de négocier avec ses créanciers pour pouvoir élaborer un plan de réorganisation, et de coopérer en communiquant les informations nécessaires demandées par les professionnels externes. Toutes ces tâches contraignent la firme à conserver son activité quotidienne.

Les coûts internes engagés lors du processus de résolution des problèmes de faillite, sont implicites et difficiles à évaluer. L'interaction entre le personnel de la firme en faillite et les professionnels externes, implique un effort supplémentaire déployé par la première partie.

1.2. Coûts réels supportés directement par les créanciers de la firme

Les firmes en situation de faillite encourent des coûts qui sont supportés de fait par leurs créanciers. Ainsi les actionnaires, obligataires, banquiers, fournisseurs, l'Etat, les retraités et les employés actifs, sont contraints de subir les coûts additionnels résultant de la situation courante de la firme.

1.2.1. Honoraires des professionnels

Les créanciers individuels, peuvent supporter des coûts supplémentaires dans le sens où ils vont déléguer des experts ou bien composer un conseil légal séparé pour évaluer et délimiter leurs positions légales dans les actifs et passifs de la firme défaillante. Dans plusieurs cas, les créanciers se trouvent en face de certaines complexités, ils vont demander une assistance légale ou même engager leurs propres experts ou banquiers investisseurs pour les représenter dans les comités des créanciers et évaluer leurs patrimoines.

1.2.2. Mobilisation du personnel

Plusieurs créanciers engagent leur personnel et d'autres ressources dans l'évaluation de leurs intérêts. Une grande partie de leurs dépenses est liée aux professionnels externes, mais les décisions définitives leur appartiennent généralement. Par exemple, doivent-ils vendre ou conserver leurs parts ? Doivent-ils voter pour un plan de sauvetage ou pour un plan de réorganisation? Le plus souvent, les créanciers et surtout les minoritaires préfèrent poursuivre le processus de la faillite. En revanche, les créanciers majoritaires préfèrent réaliser l'alternative qui satisfait leurs intérêts micro-économiques personnels, étant donné qu'ils ont engagé des coûts supplémentaires.

Les créanciers ayant supporté des coûts, diffèrent dans leurs horizons temporels et leurs orientations du risque, c'est le cas notamment des investisseurs institutionnels qui préconisent des plans de réorganisation afin de maximiser leurs valeurs sur un horizon temporel plus long que celui préféré par d'autres investisseurs.

En définitive, les systèmes de management des firmes défaillantes cherchent à mettre en place des plans qui permettent de préserver leurs emplois et les sources de revenus de leurs créanciers. Plusieurs d'entre eux préfèrent des changements considérables dans les systèmes de management jugés initialement moins efficaces. Les commerciaux, notamment les fournisseurs, préfèrent préserver leur portefeuille clients. Dans la mesure où quelques groupes défendent leurs intérêts, d'autres groupes devraient supporter des coûts additionnels pour maintenir leurs positions relatives. Ces ressources additionnelles sont souvent orientées pour contrôler les managers (Branch, 2002).

1.2.3. Réduction de l'efficacité commerciale

Les créanciers deviennent plus exigeants lorsqu'ils constatent que leur débiteur passe d'une situation saine à une situation de détresse. Cette vulnérabilité financière se traduit par deux catégories de perte :

- leurs parts et profits tendent à diminuer en relation avec la valeur décroissante de la firme.
- leurs performances tendent à se dégrader, en présence d'une perte

d'efficacité commerciale de la firme suite à un doute sur le potentiel de croissance de l'exploitation.

Faible liquidité des actifs financiers : les titres cotés deviendront moins liquides sur le marché boursier et seront plus exposés à un effondrement des cours, lesquels se traduisent par des risques supplémentaires issus de la dégradation des fourchettes de prix des titres. Plusieurs firmes en détresse optent par la titrisation de leurs créances ou signent des accords cadre avec les sociétés de factoring.

Climat social : dans plusieurs cas, la détresse financière ou la faillite prématurée, conduisent à des revendications des créanciers qui peuvent déclencher des conflits, en raison des divergences d'intérêt qui les opposent. Le processus de résolution des problèmes est perturbé par le caractère hétérogène des intérêts de chacun, du degré de satisfaction, des réactions et interprétations mais également par l'exigibilité des dettes, ce qui génère des coûts d'opportunités. Ainsi, lorsque l'entreprise rencontre des problèmes financiers, les salariés savent que la garantie de leurs emplois n'est plus assurée. Il devient donc très difficile à l'entreprise de conserver et à inciter ses salariés à rester et ne pas aller chercher un nouvel emploi plus sûr. Ils seront donc tentés d'aller chercher un emploi plus sûr et à quitter l'entreprise, qui elle, aura du mal à les inciter à rester et à les conserver. Dans les entreprises dont l'activité dépend du capital humain de certains salariés, leur départ peut aboutir à mettre l'entreprise à état de cession de paiement.

1.2.4. Pertes de la firme défaillante se traduisant par des gains au profit d'autres entités

Laperte de performance pour les firmes en détresse peut créer des opportunités pour les concurrents. Ainsi les pertes de la firme en faillite peuvent être compensées, même partiellement, par des gains au profit d'autres entités économiques. Ces coûts peuvent prendre des formes variées.

1.2.5. Perte de parts de marché

Les perturbations causées par la faillite auront généralement des effets opposés à la capacité de la firme à maintenir et accroître sa part de marché. En effet, elle commence par perdre son image de marque, ses employés sont moins sécurisés et elle devient moins apte à honorer ses engagements. La détresse financière affecte sa capacité à négocier des prix plus favorables pour les inputs ainsi que les termes de crédit. Inquiétés de la capacité de la firme défaillante, les fournisseurs exigent souvent une prime de risque à travers des prix plus élevés, ou des services de moindre qualité. En outre, il est plus difficile de négocier des termes favorables, des prix et des services, si les fournisseurs considèrent que leur relation avec la société relève désormais du court terme et que les autres entités du marché deviennent des clients potentiels. Cette réalité rend les autres créanciers moins disposés à compter sur les promesses de l'entreprise concernée. Ainsi l'habileté de la firme en faillite à développer des relations d'affaires extensibles sera plus difficile. La part de marché perdu se traduit par un gain au profit d'une ou plusieurs autres entités économiques, étant donné qu'elles partagent initialement la totalité du profit de marché. Toutefois, les parts de marché perdues parallèlement aux autres parts de marchés qui s'accroissent, (Chang et Mc Donald, 1996), ne peuvent pas avoir les mêmes amplitudes pour s'équilibrer. Lorsque les difficultés financières se font pressantes, l'entreprise peut se voir contrainte à une cession d'actifs, pour disposer des liquidités suffisantes au paiement des créanciers. Il est fréquent que les ventes forcées d'actifs ne permettent pas à l'entreprise de vendre au prix du marché. Pulvino (1998), a montré dans son étude que les compagnies aériennes en situation de cessation de paiement qui vendaient des avions les cédaient à un prix inférieur de 15 à 40 % au prix qu'aurait obtenu une entreprise saine.

1.2.6. Concentration sur le court terme

En raison de leur état de faillite, les firmes ne peuvent plus raisonner sur le long terme. Elles doivent se cantonner à un horizon de court terme. Elles ont besoin de conserver des fonds pour éviter toute pénurie sur le long terme et pour mener à bien leurs projets. Une firme en situation de faillite n'a pas la motivation à poursuivre des opportunités sur le long terme qui exigent des financements et sont

mêmes amenées à changer immédiatement les horizons de réflexion. Elles doivent appliquer des taux d'actualisation très élevés pour leurs revenus futurs.

Les firmes en situation de faillite auront toujours besoin, et sous pression des créanciers, de liquider des actifs, (Shleifer et Vishny, 1992). Ces actifs devront généralement être vendus aux prix du marché. L'acheteur est de ce fait apte à exploiter la détresse financière du vendeur pour négocier des actifs à des prix attractifs. D'ailleurs plus une firme est défaillante, plus elle sera amenée à liquider des actifs pour encaisser des fonds, sachant qu'elle se focalise sur le court terme.

Les firmes en situation de faillite, doivent liquider leurs actifs, sous la pression des créanciers, (Shleifer et Vishny, 1992). Ces actifs devraient en principe être vendus au prix du marché, mais les acheteurs vont avoir tendance à exploiter la détresse financière du vendeur pour négocier les prix à la baisse. En fait, plus une firme est défaillante, plus elle est conduite à liquider des actifs pour se procurer les fonds indispensables à sa survie, et elle se focalise de ce fait sur le court terme.

Dans la mesure où certains actifs sont moins liquides, la firme défaillante doit supporter des coûts de transactions supplémentaires, (Kim, 1996). Altman (1984), a essayé d'estimer les coûts indirects, en se basant sur les pertes non anticipées pour trois années avant la faillite. Son analyse implique des coûts indirects de 4,5 %, pour les firmes commerciales et 10,5 % pour les firmes du secteur industriel. Wruck (1990), a critiqué la méthodologie d'Altman du fait qu'il est impossible d'affirmer si la perte est en fait causée par la détresse financière ou si c'est la détresse financière qui est la conséquence de la perte. Dans une autre étude des coûts indirects, Opler et Titman (1994), ont montré que les firmes de l'extrême décile d'endettement encourent des pertes de 26 %, qu'auront les firmes du plus bas décile d'endettement. La valeur de marché de leurs actions baisse corrélativement. La position considérable qu'occupent les coûts de la situation de défaillance, notamment pour l'exploitation courante et pour les processus de prise de décision, impose à toute firme à penser à développer une sorte de tableau de bord pour anticiper les situations de faillite.

2. Coûts indirects

Contrairement aux coûts directs, les coûts indirects ne sont pas observables et sont donc difficiles à préciser et à mesurer empiriquement. Toutefois, les chercheurs ont développé différentes approches utilisées pour analyser l'ampleur probable de ces coûts. Dans un premier temps, il est difficile de distinguer si la mauvaise performance d'une entreprise est causée par les coûts indirects, ou par les mêmes facteurs qui l'ont conduite à une situation de détresse financière. Ces études ont donc tenté de déterminer si la performance de l'entreprise reflète les coûts de détresse financière, les coûts de la détresse économique, ou d'une interaction des deux. Altman (1984) a été le premier à fournir une méthodologie pour mesurer les coûts indirects de la faillite. Il constate que la moyenne des coûts indirects est égale à 10,50 % de la valeur totale de la firme. La combinaison des deux coûts est évaluée à 16,70 % ce qui n'est pas négligeable par rapport à la valeur de la firme. Sur la base de changements de valeur de l'entreprise au fil de temps, la détresse financière est estimée de 10 à 20 % de la valeur de l'entreprise. Andrade et Kaplan (1998) examinent les aspects qualitatifs de comportement des l'entreprises. Une grande majorité des firmes sont obligées de réduire leurs dépenses en capital, de retarder la restructuration, ou de déposer leur bilan d'une manière qui semble coûteuse.

III. La réorganisation

La négociation d'un plan de réorganisation nécessite la prise en compte de plusieurs facteurs déterminants de nature financière et managériale, et doit également prévoir les variables susceptibles de faire aboutir les discussions avec les parties prenantes.

1. Aspects de la réorganisation

La décision d'établir un plan de réorganisation dépend de l'adhésion des créanciers à ce plan. Les créanciers garantis sont les moins motivés pour ce type de décision, ce qui implique un effort réduit pour aider les firmes défaillantes. Les banques, en tant que prêteurs, ne pensent pas à entreprendre des actions correctives tant que la valeur des actifs qui garantissent leurs prêts excède la valeur de la dette

bancaire. Lorsqu'elles sont mises en œuvre, ces actions correctives sont focalisées sur la valeur de la dette bancaire. A ce niveau là, la banque envisage de proposer des aspects de la réorganisation ; elle peut demander un paiement partiel, une restructuration de la dette, procéder à la diminution du plafond de ses crédits, distribuer de nouveaux titres en échange de la dette initiale et le cas échéant, demander des garanties supplémentaires avec la prorogation des échéances. Ce comportement d'hésitation de la part des banques ne peut qu'être en contradiction avec la position avantageuse dont jouissent les banques en matière de qualité et de pertinence de l'information. On doit noter, que dans une situation de détresse financière, les banques restent exposées à la valeur liquidative des actifs qui peut diminuer en dessous d'un seuil critique.

La réorganisation peut prendre la forme d'une renégociation informelle des dettes afin d'assurer un sauvetage anticipé. Il s'agit en quelque sorte de la recherche de solution en amont dans le cadre de la discussion. Ce processus repose sur trois conditions ; la condition d'incitation, la condition de participation et la condition de non liquidation. On peut donc être amené à penser que les comportements stratégiques conduisant à une entrée tardive dans la réorganisation de l'entreprise, peuvent conduire à l'échec du processus de sauvetage. Selon Njokè et Recasens (2007), la réorganisation tardive tend à majorer les taux d'emprunt : les éventuels acheteurs manifestent plus de méfiance vis-à-vis de la firme défailante, lorsqu'il y a un retard dans la réorganisation, et décident par conséquent d'octroyer des crédits moyennant des taux d'intérêt plus élevés, afin de se couvrir contre tout risque de défaut. Dans ce sens, l'ordre de priorité sera alors attribué selon le principe de la contribution marginale d'un créancier, et donc selon l'ordre d'entrée dans la réorganisation (Couwenberg et Jong, 2008). Un créancier peut n'être que peu incité à participer à une certaine renégociation, et penser récupérer la valeur du produit de liquidation qui lui revient pour l'investir sur les marchés financiers. Ce comportement de faible incitation peut lui laisser espérer des taux de rendement relativement élevés.

L'étude de la relation entre le ratio « dettes/fonds propres », et la condition de non liquidation, montre qu'il existe deux situations de viabilité dans la sauvegarde de l'entreprise défailante. L'une apparaît comme précaire car elle conduit à l'exigence de taux de rendement élevé, ce que le rythme des ressources existantes de la firme ne

peut réaliser dans le moyen terme. D'où, une liquidation inévitable à plus ou moins long terme. L'autre solution apparaît viable et pérenne, car la réorganisation ne n'implique pas des taux d'intérêt trop élevés, lorsque l'entreprise souhaite relancer son activité en empruntant.

La restructuration des dettes, comme instrument de rétablissement rapide de la stabilité financière, peut être mise en œuvre de manière efficace à travers le changement des termes de paiement. Cette stratégie est en fait équivalente à des coûts supplémentaires et risque de ne pas être réalisable, en raison de l'absence d'un consentement unanime de la part des créanciers obligataires et des autres créanciers. Par conséquent, la restructuration de la dette prendra la forme d'une offre d'échange par obligations. Dans une telle opération, les nouveaux titres sont volontairement échangés avec les anciennes obligations. Toutefois, les obligataires expriment peu de motivation pour cette technique (Gilson et al. (1990), Tamura (2002)).

Il est très intéressant de considérer l'aspect dynamique de la renégociation, afin de souligner le rôle de la revendication marginale de chacune des parties prenantes dans le partage du coût de sauvetage. En effet, les comportements individuels ayant pour but de maximiser les revendications marginales personnelles, conduisent à retarder la réalisation d'un accord sur le sauvetage anticipé de la firme défaillante. Cette situation risque de mettre en péril le succès d'un plan de réorganisation. Le coût de sauvetage augmente avec le temps, les dettes s'accumulent tant que la détresse n'est pas résolue.

Le problème le plus délicat d'une procédure de réorganisation est la modification de la structure de capital dans le but de réduire le montant des charges fixes. L'établissement d'un plan de réorganisation, doit dans ces conditions, considérer deux décisions : d'abord, déterminer la valeur totale de la société réorganisée, c'est l'évaluation de la firme défaillante. Ensuite, la décision est le choix d'une structure du capital afin de réduire les charges fixes et d'en garantir la fiabilité. Le niveau des dettes est réduit parce qu'elles sont transformées en titres de créances à long terme ou en titres de propriété, c'est-à-dire en obligations ou en actions, qu'elles soient privilégiées ou ordinaires.

A ce niveau là, le responsable de la mission de réorganisation, doit être vigilant à la nécessité d'atteindre un équilibre approprié des dettes et des capitaux

propres, en fonction des bénéfices futurs de la firme afin de ne pas avoir besoin d'une source de financement supplémentaire. Une fois la nouvelle structure de capital est arrêtée, il reste à évaluer les anciens titres et à fixer les conditions d'échange avec les nouveaux.

2. La procédure de réorganisation

La procédure de réorganisation trouve sa source dans de nombreux débats sur les projets de réforme des lois sur la faillite des entreprises envisagés dans les pays développés, notamment en Europe et aux Etats-Unis. Elle est considérée comme étant une procédure plus adaptée que la liquidation, compte tenu du rôle économique et social des entreprises.

La réorganisation est fondée originellement sur la mise en œuvre d'un plan de réhabilitation pour permettre à la firme de poursuivre son exploitation³. Plusieurs opinions évaluent la procédure de réorganisation comme étant une source de gaspillage de temps, puisqu'elle génère des coûts administratifs élevés et conduit souvent à la diminution de la valeur des actifs de la firme défaillante (Baird, 1986 ; Weiss, 1990 ; Bradley et Rosenzweig, 1992). D'autres auteurs posent la question suivante : « Pourquoi plusieurs firmes avec une faible probabilité de défaillance optent-elles pour la réorganisation? ». La réponse se trouve dans l'existence de groupes d'intérêt et de comportements de recherche de la rente. A ce niveau là, la firme défaillante peut être assimilée à un centre d'intérêts et de droits de propriété. Arrivée à ce stade, la firme défaillante se réduit à un centre d'intérêts et à des droits de propriété.

La propriété, elle, implique qu'on distingue trois types de droits : le droit de contrôle, le droit de propriété sur les actifs de la firme, et le droit au profit. Par référence au statut de la firme et aux mesures légales, le propriétaire partage des droits avec les autres partenaires de la firme défaillante. L'ordre de priorité des ayants droit (*claimholders*) est une caractéristique principale de la procédure de faillite. La

³ Les mesures prises pour établir ce genre de plan diffèrent selon les gouvernements. Par exemple, selon le chapitre 11 du code américain de la faillite, le terme est "reorganisation". Au Royaume-unie, le terme est "Administration". En Allemagne, le terme est "vergleich". En France, le terme est "règlement amiable" ou "redressement judiciaire". En Italie, le terme est "*amministrazione controllata*".

préférence pour la réorganisation ou pour la liquidation est donc fonction de ce contexte de priorité des droits. L'intérêt des créanciers privilégiés peut s'avérer très différent de celui des créanciers, qui ne bénéficient d'aucune garantie lorsqu'ils doivent faire un choix entre liquidation et réorganisation. Les employés pensent que la réorganisation est la meilleure solution. Selon Gilson (1990) et Baird (1991), Les managers peuvent préférer la réorganisation si la procédure leur permet de conserver leur statut dans la firme réorganisée. En revanche leur point de vue sera différent si la procédure de réorganisation envisage de désigner un administrateur externe pour occuper les tâches du manager comme le prévoit notamment la loi britannique de 1986. Bien évidemment, chaque groupe d'intérêt et chaque détenteur de droits, vont mettre en œuvre leurs stratégies individuelles, dont le succès dépend du montant de leur richesse, de la loi sur la faillite applicable à la firme et du support public.

3. Prévion de succès de la réorganisation

Les créanciers privilégiés peuvent s'opposer à la réorganisation quand le montant de leur créance s'approche du montant des garanties offertes par l'entreprise. Pour les créanciers les plus protégés, si la valeur de la firme augmente, ils perçoivent uniquement une part du gain, mais si la valeur de la firme se déprécie, ils supportent la totalité des coûts. L'étude de la relation entre le degré de garantie des créanciers et l'adhésion au plan de réorganisation, par Bergstrom et al. (2002), sur un échantillon de 653 cas de firmes finlandaises ayant échoué dans leur réorganisation sur la période entre 1993 et 1994, a montré une corrélation négative entre la garantie des prêts par les banques et autres institutions, et la probabilité de confirmer un plan de réorganisation. Le fait de limiter la priorité des dettes aux garanties peut stimuler la réorganisation. Dans ce cas, son succès (de la réorganisation) sera étroitement lié aux garanties offertes aux créanciers.

3.1. Relation entre dettes garanties et réorganisation

Outre la règle de priorité partielle, il existe deux solutions au problème. La première concerne le taux d'intérêt qui peut augmenter du fait que le créancier garanti n'a aucune préférence entre le renouvellement du prêt et la liquidation. La seconde consiste à donner au créancier qui possède des garanties, une partie des

actions de la firme réorganisée.

Les différences de priorité sont une source de conflit entre les ayants droit prioritaires et les ayants droit qui le sont moins. Ces conflits peuvent entraver le consensus dont a besoin le management pour établir la réorganisation, ou mettre en œuvre les processus d'accords privés en dehors de l'intervention du tribunal. Si les créanciers sont bien garantis, ils n'adhèrent pas à la liquidation car ils seront entièrement payés même si la tendance à la réorganisation fait défaut. Les résultats empiriques mettent en évidence l'existence d'une relation entre la structure de la dette et la probabilité de succès de la réorganisation. Une étude réalisée par Bergstrom et Sundgren(2002), pour examiner les opinions des banquiers et des créanciers commerciaux sur le sujet de l'éligibilité des firmes à la réorganisation a montré que les banquiers et les détenteurs des nantissements généraux sont plus favorables à la réorganisation que les créanciers commerciaux. Ainsi, les créanciers garantis influencent la décision de réorganisation, leur opposition à la réorganisation peut conduire à la liquidation de firmes pourtant viables. Cet effet peut être spécialement important quand le revenu espéré dans la liquidation est proche du montant dû au créancier garanti. Nous pouvons admettre comme hypothèse que les banques ou autres prêteurs institutionnels, sont probablement plus protégés lorsque leurs créances sont assorties d'un nantissement sur des éléments d'actifs individualisés. Plus il y a de cautionnements par unité de dettes, plus ces créanciers ont à gagner dans la procédure de réorganisation. Ils préfèrent donc la liquidation pour gagner sur leurs garanties plutôt que prendre un risque dans le cadre d'une réorganisation. Jusqu'à un certain point, le nantissement doit être corrélé négativement avec la probabilité de réorganisation.

3.2. Le rôle des banques

Dans ce contexte, la relation banque-entreprise est une valeur importante et un facteur d'efficacité. Couwenberg et Jong (2006), ont étudié la probabilité de succès des plans de réorganisation, tout en mettant en relief le rôle des banques, en examinant un échantillon de firmes allemandes défailtantes ayant bénéficié de l'assistance pour la restructuration de la part de leurs banques. Le processus de réorganisation, objet de l'étude couvre la période de 1981 à 2000. Celle-ci est menée

par l'estimation des modèles de régression de deux types de variables explicatives ; des variables de contrôle et des variables théoriques. La première variable de contrôle est la taille (logarithme du total actifs), qui confirme l'effet de l'hypothèse que les grandes entreprises ont plus de chances de mener un plan de réorganisation réussi. La seconde variable de contrôle, est la rentabilité économique, cette variable mesure la rentabilité : en effet, il a été démontré que les firmes qui étaient rentables avant la restructuration, ont beaucoup plus de chances de survie. Parallèlement, les auteurs ont intégré trois variables « *dummy* » pour contrôler l'effet industrie. Les variables basées sur cette théorie sont ; la structure de la dette, le nombre de garanties, le ratio « valeur des garanties / valeur des dettes bancaires », et d'autres mesures spécifiques. La structure de la dette est elle-même affinée par plusieurs variables, mesurant le volume relatif des dettes, leur degré d'exigibilité et la catégorie du prêteur. Les résultats montrent que l'endettement grève la probabilité du succès, en raison des charges d'intérêt relatives aux dettes. L'inclusion des dettes à court terme dans le total dettes, permet de mesurer l'effet de la maturité de la dette. Les problèmes de liquidité associés aux dettes à court terme entraînent une probabilité élevée d'échec. La variable intérêt de la dette, rapportée au total dettes est une mesure spécifique des intérêts supportés par l'opération d'endettement. L'étude anticipe alors une relation négative avec la probabilité de survie.

L'étude a permis également de prévoir que le ratio « dettes bancaires / total dettes » exerce un effet positif sur la probabilité de succès pour deux raisons. Premièrement, l'avantage informationnel des banques, permet d'établir une discrimination correcte entre les firmes performantes et celles qui le sont moins, et d'accorder plus de prêts aux firmes les plus viables. Il permet, également, de réduire l'asymétrie informationnelle entre le propriétaire-dirigeant et les autres créanciers ce qui réduit les conflits d'intérêts. Deuxièmement, un ratio de dettes bancaires élevé renforce la motivation des banques à participer à la réorganisation de la firme, ce qui permet d'éviter les conséquences de divergence des points de vue. La réticence des banques est évaluée par le nombre et la valeur des cautions et garanties sur les emprunts bancaires. La banque qui détient plus de garanties et/ou le ratio valeur des garanties rapportée à la valeur des dettes bancaires le plus élevé, est équivalent à une adhésion de la part des banques à la réorganisation des firmes défaillantes, donc on anticipe un effet négatif sur le succès de la réorganisation.

L'étude du rôle des banques dans le succès des plans de réorganisation a permis d'explorer la relation banque-entreprise en situation de détresse financière. En effet, les firmes défaillantes prennent des mesures et des décisions opérationnelles sur la base des conseils fournis par les banques. Selon Couwenberg et Jong (2006), ces décisions et mesures font la différence entre le succès et l'échec. Donc le succès des efforts de réorganisation, dépend des mesures induites par la banque (Sévrin, 2006). Les banques sont toujours disposées à servir les entreprises par leur aide et leurs conseils.

IV. La liquidation

Dans cette section, nous porterons une réflexion sur le concept de la liquidation volontaire et involontaire, par la suite, les coûts qu'elle engendre, enfin, nous discuterons le choix entre plan de réorganisation ou procédure de la liquidation.

1. Liquidation volontaire versus liquidation involontaire

La liquidation dans sa signification globale, est une cessation de l'activité de la firme. Les actifs seront cédés pour rembourser les dettes, et pour distribuer le reliquat aux actionnaires comme dividende de liquidation. La liquidation involontaire résulte souvent de la procédure de faillite, d'où une connotation négative. Au contraire, la liquidation volontaire représente une décision managériale pour désinvestir dans la firme. Si la valeur de liquidation couvre la valeur d'exploitation de la firme et la valeur faciale des dettes, les managers agiront dans l'intérêt des actionnaires par une liquidation volontaire. Bien que la liquidation volontaire soit source de conflit entre initiés et actionnaires, elle augmente, en moyenne, la valeur de la richesse des actionnaires (Hite et al., 1987 ; Kim et Schatzberg, 1987) et de la même façon la valeur des actions détenues par le PDG de la firme, augmente la probabilité de la liquidation volontaire puisque le PDG sera motivé par la liquidation.

2. Les coûts de la liquidation

Bris et al. (2006) affirme qu'une procédure légale efficace doit minimiser les coûts sociaux. Les coûts de la procédure de liquidation sont variés, les premiers découlent de la réduction de la valeur des actifs par une nouvelle allocation de ressources productives, le coût d'opportunité augmente puisque les ressources productives restent en instance durant la procédure légale et enfin, la procédure de liquidation implique des dépenses liées aux actions en justice.

La firme défaillante peut être vendue en plusieurs étapes, scindée en compartiments. Les actifs seront vendus sur le marché et les employés seront transférés de la firme défaillante à une autre plus performante, ce qui accroît la productivité sociale du capital humain et physique. Malheureusement, une partie de la valeur de ce capital sera gaspillée durant la procédure de liquidation. Cette perte de valeur est principalement due au fait que la productivité du capital investi dans un actif donné est intégrée dans le processus de production, lorsque l'actif n'est plus cédé globalement, mais fractionné par éléments. Aussi la valeur vénale des biens qui peut être récupérée par leur vente, ne correspond pas à la valeur actualisée des revenus espérés de l'actif dans son processus de production original. Il peut aboutir en outre à une perte de valeur pour un mauvais usage sous certaines conditions. Cette perte de valeur est un argument qui conduit à préférer la réorganisation à la liquidation. Les coûts de liquidation sont « considérablement » faibles lorsque la firme défaillante est vendue. En revanche, lorsque les éléments d'actifs ont été cédés, les coûts de liquidation s'en trouvent infiniment réduits. Dans un marché de capitaux de concurrence parfaite, cette stratégie est la meilleure procédure de liquidation pour les firmes. N'importe quel individu ou compagnie qui s'intéresse à une firme insolvable, doit être apte à trouver ou à réunir les fonds nécessaires, même s'il s'agit d'une firme importante ou, si l'on veut, une « firme de grande taille », pour l'acheter ; en revanche, sur un marché imparfait qui comporte des coûts d'information, il est difficile de trouver un partenaire, qu'il s'agisse d'un particulier ou d'une banque, prêt à apporter les fonds nécessaires à la réalisation de cette opération de rachat. Dans ce cas, la liquidation par compartiments est la meilleure stratégie. La seconde catégorie de coûts est induite par le fait que les ressources productives ne sont pas exploitées. En effet, plus la période de liquidation est longue,

plus les coûts associés à cette procédure sont élevés. Une autre source de perte sociale est l'obsolescence des actifs, surtout des éléments de capital qui relèvent de la haute technologie : la caducité des éléments d'actifs de haute technologie, est extrêmement prégnante, ce qui accélère la perte de valeur de la firme et devient une source de pertes.

Les dépenses d'action en justice constituent également une part importante des coûts sociaux associés à la faillite. Dans n'importe quelle autre procédure légale, les dépenses élevées des services juridiques conduisent à privilégier la renégociation à l'amiable.

3. Choix entre plan de réorganisation ou procédure de liquidation

Il est intéressant de comparer le dilemme posé par la liquidation ou la réorganisation sous l'angle de l'intérêt public et des intérêts privés. Le cadre complexe de la notion d'intérêt et des droits de propriété, doit être pris en compte, pour intégrer différentes typologies d'intérêt public. Le sous-emploi et la désindustrialisation dans les zones à dépression économique, notamment, sont l'argument le plus répandu qui incite l'intérêt public à éviter la liquidation des firmes privées défaillantes. La justification de ces arguments n'est pas aisée. L'application des lois sur la faillite n'est pas la meilleure solution pour résoudre les problèmes de chômage et de désindustrialisation. Les coûts de la liquidation et de la réorganisation sont souvent mal appréhendés : s'il est relativement facile d'estimer les coûts sociaux de court terme, notamment lorsque le taux de chômage est élevé, il est plus difficile en revanche d'évaluer les coûts de long terme qui sont induits par l'allocation inefficace des facteurs de production. Ces coûts de long terme sont généralement ignorés par l'opinion publique, et l'argument de l'intérêt public l'emporte souvent sur les arguments d'efficacité. Ainsi, le dilemme de la réorganisation tient au fait, que, si celle-ci permet à certaines firmes de survivre et de continuer leur activité, elle conduit également à maintenir sur le marché des entreprises moins performantes qui auraient pu être liquidées (Bris et al, 2006).

Toujours dans le même contexte d'efficacité de la firme, dans n'importe quelle procédure de faillite, il est essentiel d'évaluer les actifs et les passifs de la manière la plus exacte possible. Ainsi, le choix entre la liquidation et la réorganisation dépend de cette évaluation. Les experts ont souvent un pouvoir discrétionnaire dans la réalisation de ce genre de tâches.

Deux méthodes principales sont envisageables pour évaluer une firme insolvable : la méthode de bilan et la méthode de faisabilité.

La méthode de bilan est statique. Elle retient la valeur de marché des actifs et des passifs pour déterminer si la firme a une situation nette positive ou négative. Une situation nette négative implique la liquidation, tandis qu'une situation nette positive appelle la réorganisation. Cette méthode est confrontée à deux problèmes. Le premier est inhérent à l'évaluation des équipements et des stocks lorsqu'ils doivent être cédés sur le court terme. En effet, les stocks peuvent être évalués au coût d'origine ou à la valeur actuelle du marché ; dans ce cas, le principe de précaution conduit à retenir la valeur la moins élevée. Le second tient au fait que l'existence d'une situation nette ne garantit pas l'exploitation future de la firme, c'est le cas notamment lorsque les constructions et équipements ont une valeur vénale élevée et que les produits ne trouvent plus de débouchés.

A l'inverse, la méthode de faisabilité est dynamique. Elle ne se focalise pas sur la valeur statique des actifs et passifs de la firme, mais plutôt sur la probabilité de survie qu'une firme réorganisée aura sur le marché. Par référence à cette méthode, la réhabilitation de la firme défailante s'impose si la valeur actualisée de ses flux de revenus espérés est positive. Deux problèmes sont également liés à cette méthode, en premier lieu les jugements subjectifs dans ces évaluations sont inévitables, comme nous venons de le voir, se pose ensuite le problème de la distribution des titres ou des dettes de la firme réorganisée entre les créanciers.

Les deux méthodes d'évaluation ne sont pas exclusives l'une de l'autre. Supposons que la firme propose un plan de réorganisation. Une étude doit être réalisée pour évaluer le plan de faisabilité. Si le tribunal favorise la réhabilitation, le plan sera exécuté et les actifs seront évalués comme partie intégrante de la situation courante de la firme. Si, toutefois, les experts estiment que le plan n'est pas viable, la liquidation sera préférée. Dans ce cas, les actifs devront alors être évalués à la valeur

du marché.

V. Préviation de la faillite

Partant de l'hypothèse de Guilhot (2000) : « *Il importe plus de prévoir les faillites que d'en rechercher les causes* ». L'accroissement actuel de la taille des entreprises en faillite, donc des montants de dettes concernés, rappelle vivement la nécessité de prévoir la défaillance. La protection des intérêts des créanciers et le rétablissement de la pérennité de l'entreprise, passent par l'anticipation des graves difficultés économiques et financières qu'une entreprise est susceptible de rencontrer. Actuellement le problème se pose aux banques avec une acuité particulière. Dans ce cadre, les banques devront proposer une évaluation systématique des risques qu'elles encourent. Cela implique notamment une estimation précise de la probabilité de défaut de leurs clients, donc un éventuel remaniement de leurs méthodes d'évaluation.

1. Les modèles univariés

Les premiers travaux relatifs à la préviation des faillites d'entreprises à partir de données comptables soit l'œuvre de Beaver (1966) puis d'Altman (1968), semblent avoir été le réel point de départ et la référence de nombreuses études empiriques publiées depuis trente ans. Beaver (1966), élabore une classification dichotomique unidimensionnelle, c'est-à-dire fondée sur un ratio unique.

L'analyse univariée est une approche simple, qui consiste à comparer les ratios financiers des entreprises défaillantes à ceux des entreprises saines et à détecter ensuite, les différences systématiques qui existent entre les deux groupes afin d'aider les utilisateurs à prévoir la défaillance. Les recherches effectuées dans cette approche viennent toutes des Etats-Unis examinent ou analysent le pouvoir prédictif des ratios financiers considérés de manière isolée. Nous pouvons citer par ordre chronologique les recherches suivantes : Fitzpatrick (1932), Winakor et Smith (1935), Merwin (1942), Beaver (1966).

Pour prévoir le risque de défaillance sur un échantillon de 19 entreprises saines et 19 défailtantes, Fitzpatrick (1932), emploie la tendance, trois ans avant la défaillance, des ratios suivants :

- bénéfice net / situation nette
- situation nette / dette totale.

Winakor et Smith (1935), proposent comme meilleur indicateur du risque de défaillance le ratio : *fonds de roulement / actif total*.

Merwin (1942), dont l'étude se réfère à la période 1926-1936, observe trois ratios importants six ans avant la défaillance :

- fonds de roulement / actif total,
- situation nette / dettes totales
- actifs circulants / dettes à court terme.

Enfin, l'étude la plus caractéristique de cette approche est celle de Beaver (1966). Son objectif est de classer les entreprises sur la base du ratio le plus discriminant. Pour ce faire, il sélectionne initialement pour chaque entreprise de son échantillon différents ratios comptables, censés, d'après l'analyse financière, être d'autant plus élevés que la santé financière des entreprises est saine. Pour estimer la valeur prédictive de chaque ratio, dans un premier temps, il a recours à un sous échantillon dans lequel il classe les entreprises en fonction de la valeur prise par un ratio particulier et il choisit ensuite un seuil critique. Les entreprises dont le ratio est inférieur au seuil, sont considérées comme défailtantes, alors que celles dont le ratio est supérieur ne le sont pas. Le seuil critique est déterminé de manière à maximiser le taux de bons classements dans le premier sous échantillon. Un classement des entreprises du second sous échantillon est ensuite réalisé à partir du seuil critique précédemment déterminé et un autre taux de bons classements est calculé. Les entreprises du second sous échantillon font ensuite l'objet d'un nouveau classement à partir du seuil critique précédent et l'on calcule un autre taux de bons classements. C'est ce taux qui détermine la sélection finale du ratio le plus discriminant.

Parmi les trente ratios sélectionnés, Beaver a cherché par tâtonnements la valeur limite de ces variables et il n'a gardé que six. Il s'agit de celles dont le taux d'erreurs de classement est le plus faible. Ces ratios classés dans l'ordre décroissant de leur capacité prévisionnelle sont :

-Cash flow / Total des dettes;

-Résultat net / Total des actifs ;

-Total des dettes / Total des actifs ;

-Fonds de roulement / Total des actifs ;

-Ratio d'endettement à court terme et Intervalle hors crédit (no-credit interval).

Le manque de solidité lié à l'unicité du ratio utilisé explique sans doute que cette méthode a été rarement exploitée. Par la suite Deakin (1972), Edmister (1972), ont montré que le pouvoir prédictif de ratios financiers est additif et, que chaque ratio possède un pouvoir prédictif inférieur à celui d'un nombre réduit de ratios indépendants utilisés simultanément. De surcroît, cette approche ne permet pas de bénéficier d'une appréciation globale de la situation de l'entreprise. En revanche, les analyses multivariées, permettent une description plus riche de la situation de l'entreprise, et sont maintenant utilisées de manière systématique.

De ce fait, l'une des extensions de cette approche univariée consiste dans la construction d'un modèle développé se fondant essentiellement sur une approche statistique telle que l'analyse discriminante, la régression logistique, une approche neuronale, semblable aux réseaux de neurones, les cartes auto organisées et les algorithmes génétiques.

2. Les modèles multivariés

Afin de classer une entreprise dans le groupe de celles qui sont défaillantes ou de celles qui sont saines, Altam (1968) utilise une règle de décision simple qui consiste à l'affecter au groupe dont elle est le plus proche. Il recourt à l'analyse discriminante multidimensionnelle. Celle-ci aboutit à la construction d'une fonction appelée score, combinaison linéaire des variables explicatives retenues, dont la réalisation exprime le niveau de risque de l'entreprise. Dans le cas de deux

groupes N et D, le score de l'entreprise caractérisé par x s'écrit :

$$f(x) = (m_N - m_D)W^{-1}\left(x - \frac{m_D + m_N}{2}\right) \quad (1.1)$$

Deakin (1972), en confrontant les deux méthodes à partir d'un même échantillon, tend à montrer la supériorité de l'analyse discriminante par rapport à l'analyse univariée.

Altman (1968) suggère que ce sont, en général, les ratios de profitabilité, de liquidité, et de solvabilité qui représentent les indicateurs les plus significatifs pour prévoir la faillite des entreprises. L'application de la procédure discriminante a conduit à l'émergence de la fonction score optimale suivante :

$$Z = 0.012 R1 + 0.014 R2 + 0.033 R3 + 0.006 R4 + 0.999 R5$$

Si $Z > 2.675$, L'entreprise est considérée comme saine.

Si $Z < 2.675$, L'entreprise est considérée comme défaillante.

Avec : $R1 = \text{fonds de roulement} / \text{total de l'actif}$

Ce ratio permet de rapporter l'actif net liquide au total de l'actif. Il peut renseigner sur la liquidité de l'entreprise. La faiblesse du fonds de roulement augmente le risque d'insolvabilité à court terme.

- $R2 = \text{Réserves} / \text{total de l'actif}$

Ce ratio mesure la profitabilité cumulée dans le temps. L'âge de l'entreprise est implicitement considéré. Ainsi, une entreprise qui dispose ou possède de fortes réserves peut, si elle rencontre ou est confrontée à des problèmes financiers, puiser dans ses réserves sans être conduite à la faillite, son risque global est donc minoré. En revanche, les entreprises nouvelles, n'ont pas disposé de suffisamment de temps pour constituer des réserves, ce qui explique leur fragilité financière.

- $R3 = \text{Bénéfice avant intérêt et impôt} / \text{total de l'actif}$

Ce ratio met en évidence la productivité de l'actif, abstraction faite des effets fiscaux et d'endettement. Il s'agit d'une mesure de la rentabilité. Si celle-ci est faible, le risque de défaillance augmente.

- $R4 = \text{Fonds propres} / \text{total des dettes}$

La valeur de ce ratio montre jusqu'à quel niveau la valeur de l'actif peut atteindre un niveau inférieur à celui de la dette. Ainsi, une entreprise très endettée risque d'être dans une situation de cessation de paiement pour insuffisance de fonds propres.

$$-R5 = \text{Chiffres d'affaires} / \text{total de l'actif}$$

Ce ratio de rotation de l'actif renseigne sur l'efficacité d'exploitation de l'actif.

Ces cinq ratios ont été sélectionnés en utilisant le test d'égalité des moyennes des ratios des deux groupes d'entreprises. Ce test a montré que les quatre premiers ratios pris individuellement discriminent significativement entre les deux types d'entreprises défaillantes et saines. En 1984, Altman (1984) a publié un article où il regroupe tous les travaux à l'échelle internationale concernant l'analyse discriminante. La comparaison a été faite sur la base de quelques pays: Etats-Unis, Australie, Brésil, Canada, Japon, qui sont les fondateurs de cette méthode.

Le choix du modèle d'Altman (1968), est justifié par le fait qu'il a suscité un intérêt particulier dans la mesure où ils ont suivi la même méthodologie et ont repris les mêmes ratios qu'Altman (Atiya (2001), Grover et Lavin (2001)).

Comme l'étude d'Altman, Shirata (1998), Bardos (1998), et Taffler (1982), ont essayé de déterminer les ratios financiers qui permettent de prévoir une faillite de l'entreprise, en utilisant uniquement l'analyse discriminante linéaire. Toutefois, un nouveau courant de recherche dans le domaine, met en comparaison l'analyse discriminante avec d'autres méthodes d'analyse, notamment les modèles probabilistes, les approches neuronales et les algorithmes génétiques, dans un but de retenir le meilleur modèle de prévision de la défaillance.

De nouvelles alternatives pour la prévision de la défaillance inspirées de l'analyse discriminante telle que l'analyse discriminante multicritère (*M.H.DIS : Multi group Hierarchical Discrimination method*) a été appliquée par Doumpos et Zopounidis (1999). Ces derniers concluent que cette nouvelle alternative domine l'analyse discriminante mais elle est une analyse comparable au modèle Logit. Le principe en repose sur une procédure de discrimination hiérarchique afin de fixer les classes d'appartenance des entreprises sur la base des indicateurs financiers. Cette

méthode mène au développement des fonctions d'utilité additive utilisées pour le choix du groupe d'appartenance des entreprises saines et défaillances.

L'analyse discriminante reste actuellement la méthode la plus utilisée (Li et al., 2010). La fonction de score, grâce à l'étude de la contribution de chaque ratio, constitue une aide à la compréhension de la faillite. De surcroît, grâce à sa robustesse temporelle, elle offre la meilleure classification. De nombreuses études réalisées dans les années quatre vingt dix confrontent l'analyse discriminante linéaire aux autres techniques de classification. La majorité aboutit à la constatation suivante : les taux de bons classements obtenus par l'analyse discriminante sont inférieurs à ceux qui résultent des autres méthodes.

L'amélioration de la prévision de la défaillance passe par l'intégration de variables qualitatives dans différents modèles d'évaluation. La prise en compte des agrégats qualitatifs dans ces modèles du risque de défaillance (l'expérience en gestion, le niveau de diversification, le nombre d'employés...etc.) et l'aboutissement à des fonctions discriminantes offrent parfois de meilleurs pourcentages de classement des entreprises que les modèles discriminants qui contiennent uniquement des ratios financiers.

L'amélioration de la prévision de la défaillance passe par l'intégration de variables qualitatives dans les différents modèles d'évaluation, notamment, l'expérience en gestion, le niveau de diversification, le nombre d'employés, etc. La prise en compte de ces informations aboutit à des fonctions discriminantes qui offrent parfois de meilleurs pourcentages de classement des entreprises que les modèles qui contiennent uniquement des ratios financiers.

Selon Lelogeais (2003), les entreprises peuvent faire des habillages de leur bilan, c'est pourquoi la prévision de la défaillance sur la base des seuls indicateurs comptables est insuffisante. Dans ce sens, le score de la banque de France a été établi sur la base des enquêtes faites sur 4000 PMI dont les questions comportent 400 variables de nature qualitative relatives à la situation de l'entreprise. L'application de la méthode DISQUAL (analyse discriminante sur la base de variables qualitatives) arrive à différencier les entreprises défaillantes des entreprises saines et surviennent six variables qualitatives appartenant à trois thèmes illustratifs du cycle d'exploitation des entreprises.

Le premier thème illustre le ralentissement de l'activité économique au cours des deux dernières années, le second thème prend en considération les difficultés de gestion les plus marquées, et le dernier est relatif aux difficultés financières.

3. Les modèles probabilistes

Face à la contrainte de multinormalité qui est rarement respectée empiriquement, des analyses discriminantes linéaires, certains auteurs ont préféré recourir à d'autres méthodes. Une des possibilités consiste en l'utilisation d'autres techniques paramétriques, qui supposent une distribution différente des variables comptables : les techniques économiques sur variables qualitatives que sont le modèle *Logit* et le modèle *Probit*. Ils diffèrent dans la distribution supposée des erreurs : une loi logistique pour le *Logit* et une loi normale pour le *Probit*. La distribution logistique est à l'origine du modèle *Logit* qui admet pour fonction de répartition:

$$F(X^i\beta) = \frac{\exp(X^i\beta)}{1 + \exp(X^i\beta)}, \quad (1.2)$$

et pour densité :

$$f(X^i\beta) = \frac{\exp(X^i\beta)}{[1 + \exp(X^i\beta)]^2} \quad (1.3)$$

A la fin des années soixante-dix, les premières utilisations du modèle *Probit* ont vu le jour. Cette approche est suivie, au début des années quatre-vingt, par l'analyse *Logit*. Dans la pratique économique, le modèle *Logit* est considéré comme une approximation du modèle *Probit*. Il est le plus souvent utilisé car il conduit à des calculs plus simples. Dans les deux modèles, la variable endogène Y est une variable qualitative dichotomique : elle prend la valeur 0 ou 1, selon que l'entreprise est défaillante ou non.

Parmi les études fondatrices de la régression logistique, Ohlson (1980) fut le premier dans ce domaine pour la prévision de la défaillance. L'analyse utilise neuf

ratios :

-Log (total des actifs /niveau d'indice du prix);

-Total des dettes / Total des actifs;

-Fonds de roulement / Total des actifs;

-Dettes exigibles / actif circulant;

-Résultat net / total des actifs;

-Fonds générés par l'exploitation / total des dettes;

- $(NI_t - NI_{t-1}) / NI_t$, où NI est le résultat net ;

- une variable binaire qui prend 1 si total des dettes est supérieur au total des actifs, si non elle est égale à 0

- enfin une variable qui prend 1 si le résultat net des deux dernières années est négatif, si non il est égal à 0.

De nombreuses études réalisées dans ce domaine, estiment un nombre élevé des modèles avec des valeurs du seuil de probabilité P différent afin d'aboutir à la valeur du seuil optimal (*cut-off* optimal) qui maximise le taux de bons classements des entreprises ainsi que le pouvoir prédictif du modèle (Jones et Henshen, 2007). Le modèle Probit a été plus rarement utilisé (Zmijewski, 1984 ; Grover et Lavin, 2001 ; Bunn et Redwood, 2003).

Hunter et Isachenkova (2002), en adoptant un modèle Logit, trouvent qu'une faible liquidité, une profitabilité liée à un risque élevé d'insolvabilité, un ralentissement de l'activité ainsi que la baisse de la situation nette de l'entreprise sont les facteurs explicatifs de la défaillance, contrairement à ceux liés à l'endettement qui, eux, ne sont pas déterminants de la faillite.

Platt et Platt (1991), font la comparaison entre un modèle *Logit* sans ajustement des variables et un modèle *Logit* avec des ajustements des variables (ratios de l'entreprise j /ratios moyen de l'industrie). Ils trouvent que le modèle ajusté engendre de meilleurs résultats prévisionnels. Si Grover et Lavin (2001), comparant la discrimination linéaire aux modèles Probit à partir des mêmes données, tendent à montrer la supériorité de la première, a priori grâce à sa plus grande fiabilité, des

études plus récentes aboutissent à la conclusion inverse. En effet, Lennox (1999), obtient de meilleurs taux de bons classements respectivement par un modèle *Logit* et Probit que par un modèle d'analyse discriminante linéaire. Lisa et al (1990) ont appliqué deux modèles *Logit*, le premier modèle distingue les entreprises défaillantes d'un groupe d'entreprises choisies aléatoirement parmi les entreprises saines, le second modèle établit une différence entre les entreprises défaillantes et celles qui sont en difficulté. Lisa et al (1990), aboutissent à ce que le premier modèle soit plus performant que le second en offrant un taux de bons classement à de l'ordre de 90,80 % un an avant la faillite.

A travers la régression logistique, Lin et Piesse (2004), prévoient la défaillance des entreprises britanniques entre 1985 et 1994 un an avant la défaillance, en tenant compte de l'indice du marché comme une mesure générale des conditions économiques, la structure du capital et des indicateurs financiers indiquant la solvabilité, la liquidité, la rentabilité ainsi que le management de l'entreprise. A propos de leurs travaux, ces auteurs concluent que leur modèle est efficace et offre un niveau élevé de bons classements des entreprises. Après estimation, ils constatent que la rentabilité et la liquidité sont les causes fondamentales de la défaillance des entreprises, et que le pouvoir explicatif de l'approche de probabilité conditionnelle multi variée excède le pouvoir de celle univariée.

Du fait que le modèle *Logit* et le modèle Probit se basent sur les mêmes fondements mathématiques, peu de travaux font la comparaison entre ces deux méthodes pour la prévision de la défaillance. Excepté les travaux de Koumidou et al (2003), qui associent l'analyse discriminante, la règle de *Fuzzy (Fuzzy Knowledge Based Decision)* et le modèle *Logit* et Probit sur la période 1981-1993. Ainsi, la règle de Fuzzy à base conditionnelle (si (inputs), alors (output)), offre des taux de bons classement de 78,95 % pour les entreprises défaillantes, tandis que pour l'approche probabiliste, les deux méthodes présentent des taux de prévision très proches, de l'ordre de 60 %.

Ces modèles d'analyse sont appelés des modèles binaires en raison de leur discrimination entre les entreprises. Toutefois, les études réalisées récemment, utilisent des modèles *Logit* multinomial (Jones et Hensher, 2007). Dans ce cadre, Astebro et Winter (2001), appliquent le leur en utilisant 376 entreprises et en

distinguant entre les entreprises déclarées en faillite à la suite de difficultés de paiement dus à une liquidation, et les entreprises acquises.

Une critique souvent formulée porte sur l'utilisation exclusive de données comptables : une amélioration significative de la détection de la faillite serait sans doute plus appropriée, qui considérerait l'exploitation d'informations autres que comptables et financières que par une complexification croissante des techniques de prévision. En effet, une amélioration significative de la détection de la faillite serait sans doute apportée par les travaux récents qui s'orientent dans ce sens : il s'agit notamment de l'étude de Gudmundsson (2002), qui améliore la qualité de la prévision en ajoutant aux variables quantitatives des variables qualitatives dans une régression logistique sur des industries aériennes de l'*Asia & Pacific, Europe, Africa, LatinAmerica, MiddleEast, et NorthAmerica* .

La majorité de ces études comparatives, et plus particulièrement celles qui utilisent les approches d'intelligence artificielle, confirment leur supériorité sur l'analyse discriminante en matière de qualité de prévision. Les analyses s'inspirant des approches non paramétriques comme les réseaux de neurones (Altman et al (1994), Bardos et Zhu (1997)) et les algorithmes génétiques Varetto (1998) doivent également être étudiées.

4. Les techniques intelligentes

Face aux nombreuses contraintes liées aux méthodes statistiques traditionnelles, des méthodologies relevant d'une logique différente ont été utilisées : les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques. Elles relèvent de l'intelligence artificielle, plus précisément de la branche relative à l'apprentissage automatique. Les récentes techniques connaissent un très grand engouement académique. Elles permettent en effet de bonnes prévisions tout en présentant l'avantage de ne pas exiger de restrictions statistiques. De plus, les algorithmes génétiques sont particulièrement solides, notamment parce qu'ils ne sont pas soumis à des contraintes mathématiques telles que la dérivabilité ou la continuité des fonctions utilisées.

Le calcul de la valeur prédite par un réseau de neurones se compose de quelques étapes simples. Premièrement, on calcule une série de combinaisons linéaires des variables explicatives :

$$v_i = \alpha_i + \sum_{j=1}^n \alpha_{i,j} x_j \quad (1.4)$$

où x_j est la $j^{\text{ème}}$ de n variables explicatives et α_i , et $\alpha_{i,j}$ sont les coefficients de la $i^{\text{ème}}$ combinaison linéaire. Le résultat de la combinaison linéaire, v_i , représente une projection dans une direction de l'espace des variables explicatives. Chacune de ces projections combine de l'information provenant potentiellement de plusieurs variables.

Les réseaux de neurones artificiels constituent une technique importante parce qu'ils ont fait leurs preuves dans de nombreuses applications d'exploitation de données et d'aide à la décision. Les réseaux de neurones représentent une classe d'outils universels et puissants qui peuvent être utilisés pour la prédiction et la classification. Ils sont déjà appliqués dans de très nombreuses industries, de la prédiction des séries financières au diagnostic médical, de l'identification des groupes de clients intéressants à la détection des fraudes à la carte de crédit, de la reconnaissance des valeurs inscrites sur les chèques à la prédiction des taux de panne de moteurs (Paquet, 1997 ; Berry et Linoff, 1998). L'approche neuronale est une approche non paramétrique, qui peut être utilisée dans plusieurs domaines de recherche (Chen et Du, 2009). L'utilisation du réseau de neurones nécessite un travail d'exploration afin de déterminer l'architecture, la structure, l'algorithme et la fonction de transfert qui convient le mieux au problème posé, permettant ainsi de donner des résultats satisfaisants.

La majorité des études comparatives à l'approche paramétrique, surtout celles utilisant les approches d'intelligence artificielle, confirment que ces dernières offrent une meilleure qualité de prévision que l'analyse discriminante. L'avantage que procure l'utilisation des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques se résume par le fait qu'ils sont adaptés à n'importe quel problème posé. La première application des réseaux de neurones à l'estimation du risque de faillite a été réalisée sur des données bancaires (Bell et al., 1990). L'utilisation des réseaux puis des algorithmes génétiques à partir de données d'entreprises non financières s'est intensifiée. Toutefois, le recours aux algorithmes génétiques reste exploratoire. Leur haut degré de technicité ne leur permet pas de fournir d'éléments explicatifs clairs de

la défaillance.

Les travaux antérieurs dans ce domaine, mettent en évidence que les modèles de prévision de la défaillance sont très sensibles en raison de la normalité des variables indépendantes, ce qui peut mettre en cause la fiabilité des résultats obtenus par les techniques linéaires classiques. Altman et al (1994), recommandent d'utiliser l'analyse discriminante et les réseaux de neurones de manière conjointe, puisqu'il n'y a pas de dominance apparente entre les deux. Ces auteurs réalisent plusieurs simulations, en modifiant les paramètres du modèle neuronal, pour éviter l'éventualité d'avoir une solution où l'optimum est local ou une situation d'*over fitting*. Altman et al (1994), ont conjugué les deux dernières approches en réalisant une double classification : la première distingue les entreprises saines des entreprises fragiles, puis la seconde détecte, au sein des entreprises fragiles, celles qui sont susceptibles de faire l'objet d'une procédure judiciaire. En effet, Altman et al (1994), utilisent deux réseaux de neurones pour reconstituer à partir de ratios comptables les valeurs du score élaboré par analyse discriminante linéaire et pour distinguer les entreprises défaillantes des entreprises non défaillantes. Le premier réseau est constitué de trois couches : une de dix neurones, une de quatre et la dernière, destinée à produire l'output final constitué d'un neurone unique. Mille cycles d'itérations ont été nécessaires au processus d'apprentissage. Le second réseau est constitué de trois couches, contenant respectivement 15 ; 6 et 1 neurones, 2000 cycles de traitement ont été nécessaires. L'étude d'Altman et al (1994) présente un bilan plus mitigé : à un an de la faillite, les réseaux aboutissent à un taux de bon classement égal à 91,80 % pour les entreprises défaillantes et à un taux égal à 95,30 % pour les entreprises saines. L'analyse discriminante linéaire menée sur le même échantillon aboutit à un classement légèrement meilleur : 92,80 % pour les entreprises défaillantes et 96,50 % pour les entreprises saines.

En comparant l'analyse discriminante et les algorithmes génétiques, Varetto (1998) estime que les résultats ne sont pas concluants dans la mesure où les deux approches ne sont pas contradictoires. Coats et Fant (1993) ont utilisé, pour déterminer les modèles de prévision, l'architecture cascade avec l'algorithme corrélation cascor proposé par Fahlman et Lebiere (1990), dont l'architecture permet d'intégrer d'une façon autonome et cyclique de nouveaux nœuds cachés dans les

réseaux. L'avantage de cette architecture réside dans le fait qu'elle détermine sa propre structure neuronale. Les résultats ainsi obtenus par l'approche neuronale, aboutissent à des taux globaux de bons classements, meilleurs que ceux qui résultent de l'analyse traditionnelle (Lin, 2009).

Appliquant l'architecture du réseau de type cascade à des entreprises tunisiennes entre 1993 et 1996 sur 9 réseaux de neurones, Abid et Zouari (2000, 2002), expérimentent l'architecture du réseau de type cascade sur des entreprises tunisiennes entre 1993 et 1996 sur 9 réseaux de neurones, pour étudier l'impact de la structure de la variation de temps de l'information avant la défaillance sur la capacité prédictive du réseau en utilisant 15 ratios comptables comme des inputs. Ils en concluent qu'il n'est pas nécessaire d'avoir une architecture complexe de réseau pour prévoir la défaillance. En outre, plus l'horizon de prévision est court et la structure d'information des inputs récente, plus la capacité prédictive est élevée.

Cependant, en dépit de la diversité des architectures et algorithmes appliqués en réseaux de neurones, l'approche neuronale peut, si l'on n'y prend garde, donner des résultats correspondants à un minimum local ou à une situation de surapprentissage connue sous le terme d'over-fitting. Rappelons, qu'un minimum local correspond au minimum d'une fonction à un intervalle bien déterminé, mais qu'il ne représente pas le minimum absolu de la fonction. Les algorithmes génétiques complètent et étendent cette insuffisance. La combinaison des approches algorithme génétiques et des réseaux de neurones, promet de donner de bons résultats (Back et al., 1996). Pour cela et sur un échantillon de 74 entreprises Finlandaises, Back et al. (1996) démontrent que l'algorithme génétique procure de meilleurs résultats pour un et trois ans avant la défaillance, alors que l'analyse discriminante assure des résultats préférables à ceux des algorithmes génétiques deux ans avant la défaillance.

Les différents modèles de prévision de la faillite qui recourent aux réseaux de neurones se distinguent par la complexité du réseau : nombre de couches et nombre de neurones par couche et par la fonction de transfert utilisée. De nombreuses études récentes se sont attachées à comparer les performances des réseaux aux techniques statistiques citées précédemment. Certaines tendent à montrer leur supériorité par rapport à l'analyse discriminante. D'autres aboutissent à décrire des résultats voisins par rapport au modèle Probit (Tan et Dihadjo, 1999) et

l'analyse discriminante (Pompe et Bilderbeek, 2004). L'étude réalisée par Liang et Wu (2003), recommande de retenir en priorité l'approche neuronale avec l'algorithme de rétropropagation du gradient des erreurs. L'exécution d'un réseau à 7 nœuds en couche d'entrée, 5 nœuds en première couche cachée, 4 nœuds en seconde couche cachée et un nœud de sortie, ils arrivent à des taux de cent pour cent par rapport à l'analyse discriminante qui situent au tour de 75 %.

Dans une publication récente, Turetken (2003) analyse la performance financière des entreprises publiques turques entre 1998 et 1999. La performance financière est mesurée par l'inclusion de l'entreprise dans l'indice du marché, fondée sur la valeur des actions de l'entreprise et le volume du chiffre d'affaires. Deux techniques de prévision ont été utilisées par Turetken (2003) notamment l'analyse discriminante et le réseau de neurones avec l'algorithme de rétropropagation des erreurs, composé de 5 nœuds dans la couche d'entrée, 8 nœuds en couche cachée et 2 outputs indiquant la valeur de 1 si l'entreprise est listée dans l'indice de la bourse d'Istanbul dans le premier trimestre de l'année 1999 et zéro dans le cas contraire. A l'issue de ces approches, il a trouvé que le réseau de neurones rend plus performante l'approche paramétrique lorsqu'elle est appliquée à un échantillon assez élevé.

Charalambous et al., (2000), effectuent la comparaison entre la régression logistique et différents types de réseau de neurones notamment perceptron, multicouche avec l'algorithme de rétropropagation du gradient, les cartes de Kohonen, la fonction RBC consiste à raisonner sur la base d'études de cas. Ils concluent que les méthodes contemporaines du réseau de neurones produisent des résultats supérieurs à ceux obtenus par le modèle Logit. Suite à une discrétisation des variables continues, Sun et Shenoy (2003) appliquent un modèle de réseaux de neurones Bayésien (BN) sur un échantillon d'entreprises américaines durant une période de 14 ans. En effet, ce type de réseaux représente la situation des variables aléatoires pour un problème donné et la relation probabilisable entre elles. Dans ce cas, les nœuds du réseau représentent les inputs, les connexions indiquent la dépendance entre ces inputs et, la part probabilisable dans ce réseau, est symbolisée par les probabilités conditionnelles. Au cours de leurs estimations, ces auteurs constatent que le réseau avec des variables continues discrétisées produisent les taux d'erreur de classement le plus faible.

Fanning et Cogger (1994) font la comparaison entre le modèle *Logit* et les réseaux de neurones (trois nœud dans la couche d'entrée, deux couches cachées portent chacune successivement six et sept nœud et un nœud pour la couche de sortie). Ils ont conclu que les réseaux de neurones offrent des prévisions plus précises que celle du modèle *Logit*.

Sur un échantillon d'entreprises australiennes du service financier (assurance, banque), Yim et Mitchell (2002) établissent une comparaison entre l'analyse discriminante, le modèle *Logit*, les réseaux de neurones d'une part, et, d'autre part, un modèle où ils combinent ces trois modèles (Hybride model). Ces auteurs cherchent à savoir si le réseau de neurones de type perceptron, multicouches et hybride sont plus performants que les méthodes traditionnelles de la prévision. En effet, la notion du réseau hybride suppose soit l'utilisation des modèles statistiques pour sélectionner les variables comme des inputs au réseau de neurones soit l'utilisation de l'output d'un modèle statistique comme un input au réseau, ce qui permet de condenser l'information et espérer la situation des variables potentielles. Au bout de 2000 itérations, ces auteurs aboutissent à ce que le réseau de neurones avec 5 variables d'entrée, 4 nœuds cachés et un nœud de sortie selon l'algorithme de rétropropagation des erreurs offre des résultats proches de ceux du modèle *Logit* et de l'analyse discriminante prise individuellement. Cependant, le réseau de neurones combiné avec le modèle *Logit* donne des taux de bon classement de l'ordre de 100%.

Sur un échantillon de 1972 entreprises en 1998, Salah (2001) arrive à ce que les résultats de la prévision donnée par l'analyse discriminante soient moins satisfaisants que ceux obtenus par des approches non paramétriques et plus particulièrement par ou au moyen d'algorithme génétique. En outre, l'intérêt des algorithmes génétiques dans une telle étude est de permettre le traitement des variables qualitatives aussi bien que des variables quantitatives, ce qui a été vérifié par Varetto (1998).

Toutefois, en ce qui concerne la prévision de la défaillance, ces auteurs sont en désaccord sur plusieurs points. D'abord, sur la définition même de la défaillance, puisqu'il s'agit d'un problème délicat, susceptible de nuire à la solidité de l'indicateur. Ensuite, sur le choix de l'horizon de prévision, alors que ce point est

crucial, car il détermine l'objectif de l'indicateur construit. Le choix des caractéristiques des entreprises sélectionnées est également primordial puisqu'il conditionne l'homogénéité et la représentativité de l'échantillon, ce qui influence la qualité de la prévision. Enfin, l'élaboration des ratios comptables retenus pour la prévision, joue un rôle important dans la qualité des résultats qui seront obtenus.

La majorité des auteurs considère la défaillance comme l'ouverture d'une procédure judiciaire. Cependant, certains d'entre eux qualifient de défaillante toute entreprise qui a connu un défaut de paiement, arguant que cet événement en lui-même préoccupe les créanciers. La définition du défaut de paiement peut prendre plusieurs formes. Généralement, le risque de défaut réside dans le fait que le débiteur se trouve dans l'impossibilité de satisfaire ses obligations financières, quelle que soit leur nature. Toutefois, la définition peut être plus large et consister en une dégradation de la qualité de signature de l'entreprise : restructuration de la dette, diminution des dividendes versés, voire avis défavorable d'un audit ou encore détérioration du rating du débiteur. Dans ce cas, le risque de faillite apprécié par la probabilité de défaut peut être corrélé avec le rating attribué à l'entreprise à ce sujet Varetto (1998) précise, d'une part que le rating est une approximation biaisée du risque de défaut et, d'autre part, que le rating peut tenir compte des informations qualitatives et peut être appliqué à chaque instant de l'année à la demande des agents alors que la fonction score est annuelle.

Blazy et al., (1993) définissent la défaillance comme la situation à partir de laquelle une procédure de redressement est ouverte à l'encontre d'une entreprise. Cette procédure doit être mise en œuvre, dès que l'entreprise se trouve en état de cessation de paiement. Les entreprises peuvent également disparaître en dehors du cadre d'une procédure collective, à suite d'une décision de ses dirigeants. Ils peuvent choisir de la liquider, de la céder dans sa totalité ou simplement de se séparer d'une branche d'activité dans une procédure de scission, accepter qu'elle fasse l'objet d'une procédure de fusion, voire même la fermer purement et simplement en mettant un terme à son activité. En principe on oppose les entreprises qui font l'objet d'une procédure collective aux autres entreprises. Il est également possible d'opposer les entreprises qui ont connu un défaut de paiement, y compris celles qui ont fait faillite, aux autres (Beaver, 1966). En revanche d'autres auteurs limitent l'échantillon des

entreprises défaillantes à celles qui ont fait faillite. Ils excluent alors de la population des entreprises non défaillantes, celles qui présentent une santé financière fragile, notamment les entreprises vulnérables qui répondent à un critère plus large que le simple défaut de paiement, dans le but d'obtenir une discrimination plus marquée (Fanning et Cogger, 1994). La qualité de la prévision n'est cependant pas accrue de manière significative. Altman et al (1994), ont conjugué l'analyse discriminante linéaire et les réseaux de neurones en réalisant une double classification : la première distingue les entreprises saines des entreprises fragiles, puis la seconde détecte, au sein des entreprises fragiles, celles qui sont susceptibles de faire l'objet d'une procédure judiciaire.

D'autres alternatives sont possibles, à cet égard, Liang et Wu (2003), Hol et al. (2002) jugent que la défaillance est une situation où les cash flows générés par les entreprises ne permettent pas d'honorer leurs engagements envers leurs partenaires financiers et non financiers. Toutefois, Sharabany (2004) définit la « défaillance » comme étant l'un de ces trois cas de figure : l'activité de l'entreprise est discontinuée, soit cette activité ne dégage pas une rentabilité adéquate, soit elle fait l'objet d'une déclaration judiciaire d'insolvabilité. Selon cet auteur, la première définition n'est pas acceptable car elle peut s'expliquer par d'autres éléments, notamment l'acquisition, la fusion, etc. La seconde définition y est applicable car elle donne une explication économique de la défaillance il s'agit toutefois d'une définition subjective, car une rentabilité adéquate est difficile à définir, c'est la raison pour laquelle on retient généralement l'aspect juridique du terme défaillance.

Pour Abid et Zouari (2000, 2002), une entreprise est considérée comme défaillante si la probabilité de défaut calculée par la formule de Black et Scholes est supérieure à 1%. Il est en outre, intéressant de noter que dans une publication récente (Sung et al., 1999) ; Pompe et Bilderbeek, 2004 ; Pindado et Rodrigues, 2001 ; Atiyya, 2001 et Varetto, 1998), la notion de la défaillance est largement liée au risque de crédit, du fait du refus de crédit bancaire une entreprise est déclarée insolvable par une banque.

Le choix de l'horizon de prévision a attiré l'attention de plusieurs auteurs. En effet, celui-ci conditionne la date de la défaillance des entreprises et la date des données qui vont fonder la discrimination, l'écart de temps entre les deux étant

l'horizon de prévision. Un arbitrage doit être fait entre une échéance trop proche, dont l'intérêt est limité car l'entreprise n'a plus le temps de prendre les décisions susceptibles de limiter les pertes, voire d'éviter la faillite, et une échéance trop lointaine, qui ne permet pas une prévision précise. Les études diffèrent légèrement sur ce point, mais très généralement, deux horizons sont choisis : un an et trois ans avant la défaillance.

Abid et Zouari (2000, 2002) ont étudié le pouvoir prédictif des modèles neuronaux pour des horizons de prévision différents en utilisant des structures d'information différentes. Ces auteurs ont démontré que le pouvoir prédictif s'affaiblit graduellement pour les modèles qui utilisent des informations de moins en moins récentes ou pour les modèles qui sont destinés à être utilisés pour prévoir la situation financière des entreprises sur un horizon de plus en plus lointain. Cet affaiblissement du pouvoir prédictif des modèles de prévision a été également mis en évidence par Altman (1968) en utilisant l'analyse discriminante multiple. Le pouvoir prédictif du modèle d'Altman (1968) est passé de 95 % pour un horizon de prévision d'une année à 29 % et 36 % pour un horizon de prévision de quatre et de cinq ans respectivement. Le même phénomène a été observé dans l'étude de Coats et Fant (1993) puisqu'ils ont établi que le pouvoir prédictif des modèles neuronaux décroît avec l'avenir.

A cet égard, tous les travaux cités ci-dessus parviennent à la conclusion que plus on s'approche de l'horizon de la défaillance, plus la prévision est précise, d'autant plus que la dégradation de la situation de l'entreprise se situe un an ou même quelques mois avant sa déclaration en faillite. De ce fait, la discrimination entre les deux échantillons d'entreprises saines et défaillantes devient claire. Dans ce cadre, plusieurs auteurs élaborent des modèles dans lesquels ils introduisent des entreprises saines en comparaison avec des entreprises traversant des difficultés économiques ou financières, et des modèles mettant en comparaison les entreprises défaillantes face à des entreprises saines. Ils en concluent que le deuxième modèle est plus performant (Altman et al., 1994 ; Lisa et al., 1990).

La construction de ces deux sous échantillons pose le double problème de leur représentativité et de leur homogénéité. Afin que l'indicateur de risque puisse être appliqué à une entreprise quelconque, l'échantillon à partir duquel il est établi

doit être représentatif de l'économie : du point de vue du secteur d'activité, de la taille des entreprises mais également du rapport entre le nombre d'entreprises défaillantes et saines. Cependant, cette représentativité génère une hétérogénéité qui est susceptible de créer un biais statistique, qui peut conduire à masquer des facteurs explicatifs par des effets sectoriels, ou encore par des effets de taille. Afin de concilier ces deux exigences et d'améliorer la prévision de la défaillance, plusieurs solutions ont été préconisées.

En effet, Lennox (1999) étudie presque 1000 entreprises, Bernhardsen (2001) va jusqu'à 28 120 entreprises, le score de la Banque de France porte sur plus de 40 000 (Bardos, 1998), et enfin Bunn et Redwood (2003) utilisent un échantillon de 105 687 entreprises. Lorsque le nombre d'entreprises exploitées est élevé, une bonne représentativité est possible. Elle doit cependant être vérifiée par la comparaison entre les caractéristiques de l'échantillon et celles de la population globale.

Généralement, en raison du manque de données sur les entreprises défaillantes, les travaux entrepris pour la prévision de la défaillance des entreprises, portent sur des échantillons composés d'un nombre supérieur d'entreprises saines par rapport aux entreprises défaillantes, et dans le meilleur des cas, sur un échantillon équilibré entre les deux catégories d'entreprises. Seul, le travail de Shirata (1998) portant sur des données japonaises recueillies entre 1986 et 1996, porte sur un échantillon qui se compose de 686 entreprises défaillantes et de 300 saines.

Une autre manière d'obtenir un échantillon représentatif consiste à limiter la portée de l'indicateur à une population cible, définie par un secteur économique limité ou un intervalle restreint de taille des entreprises. L'inconvénient d'une telle méthode est qu'elle exige que soit élaboré un indicateur par secteur et par taille, ce qui pose le problème du choix d'agrégation des secteurs économiques et de l'ampleur des intervalles de taille. Comment estimer le degré optimal d'homogénéité de l'échantillon ? Cependant, cette méthode présente l'avantage certain de concilier représentativité et homogénéité. Si un échantillon hétérogène est utilisé, comment éviter le biais statistique qui en découle ? Une première possibilité est l'utilisation de ratios relatifs. En effet, rapporter la valeur prise par un ratio dans une entreprise donnée à sa valeur moyenne au sein du secteur considéré, permet d'atténuer la spécificité sectorielle. Platt et Platt (1991) élaborent deux indicateurs, à partir des

mêmes données, mais l'un utilise les ratios relatifs, l'autre le ratio absolu. Le premier est plus performant. Néanmoins, cette solution est peu employée, probablement à cause de sa lourdeur, comme le supposent les auteurs. La deuxième possibilité, la plus fréquente, consiste à procéder par *appariement*, en faisant correspondre à toute entreprise défaillante une entreprise non défaillante de même taille et appartenant au même secteur économique (Mossman et al., 1998). Lorsqu'une contrainte relative à la disponibilité des données existe, cette méthode réduit au mieux le biais statistique lié à l'hétérogénéité de la population.

La prévision de la défaillance est réalisée à partir de données comptables. Une première sélection est réalisée a priori, afin de n'envisager que des variables considérées par les analystes financiers comme représentatives de la santé d'une entreprise, ce qui est le cas de Cohen (1997), Gael-Ragot (1979), Hubert (1999). Le nombre de ratios est différent selon les études. Altman (1968) commence par une batterie de 12 ratios comptables, alors que Pompe et Belderbeek (2004), utilisent une gamme de 73 ratios pour la prévision de la défaillance des PMI belges, quant à Pinardo et Rodrigues (2001) pour leur étude portant sur les PMI portugaises, ils n'en retiennent que 42. Ensuite, grâce aux techniques de classification statistique, une seconde sélection est opérée afin de ne conserver qu'un nombre réduit de variables les plus discriminantes, le nombre varie de un pour Beaver (1966) qui ne retient que le ratio de *cash flow/ dettes totales* à 20 pour Pompe et Belderbeek (2004). Hunter et Isachenkova (2001) affirment que l'économie ainsi que la théorie financière des entreprises défaillantes ne produisent pas des bases rigoureuses pour la sélection des ratios particuliers permettant de prévoir la défaillance. Malecot (1997) suggère que les résultats de la prévision de faillite sont de moins en moins satisfaisants avec un nombre croissant de « prédicteurs ». Pour expliquer ce phénomène, il a déclaré que : « toute variable est porteuse d'une certaine information, qui est décisive pour le problème considéré, et d'un certain « bruit », constitué de tout ce qui ne structure pas l'événement analysé et qui entraîne une confusion croissante. C'est donc le principe de parcimonie qu'il faut respecter : on cherche à sélectionner les seules variables les plus efficaces pour la classification.

En revanche, Pinadado et Rodrigues (2001) ne partagent pas cet avis, et affirment que l'utilisation d'un nombre très faible de ratios, permet d'obtenir des

résultats plus performants pour la prévision de la défaillance, surtout lorsqu'on travaille dans un environnement où la disponibilité de l'information est réduite, ce qui est le cas pour les PME. De ce fait, sur un échantillon de PME portugaises de l'industrie des chaussures, ils prévoient la défaillance sur la base de deux ratios : le premier est le rapport entre la profitabilité cumulée et l'actif total et le second, le rapport entre les charges d'intérêt et le revenu total de l'entreprise concernée. Les variables explicatives retenues, majoritairement des ratios comptables, sont diverses. Cependant, les caractéristiques des entreprises retenues sont généralement similaires. Conformément à l'analyse financière, la rentabilité de l'entreprise, économique ou financière, la structure de son bilan et sa capacité de remboursement sont les trois éléments les plus pertinents à la défaillance.

Parallèlement à l'utilisation standard des ratios comptables, certains auteurs ont tenté d'exploiter des données différentes. Une première idée a été de prévoir la faillite à partir des flux de trésorerie de l'entreprise, donc de grandeurs absolues et non plus de grandeurs relatives: Casey et Bartczak (1985), Gentry et al. (1985, 1987). La valeur d'une entreprise étant égale à la somme de ses *cash flows* futurs actualisés, lorsque la valeur celle-ci devient trop faible, il est légitime que les créanciers acceptent cette situation, la faillite est donc supposée survenir à ce moment là. Atiya (2001) a retenu l'évolution du cours de l'action de l'entreprise. Selon cet auteur le cours se détériore d'un à trois ans avant le dépôt de bilan. Mossman et al. (1998) ont élaboré un modèle de prévision de la faillite en se fondant sur la variation du taux de rendement des actions. Ils constatent que plus la faillite est imminente plus le risque spécifique des titres s'accroît. Le recours aux données de marché est peu courant, ne serait ce que parce qu'il exclut la majorité des PME.

La divergence entre les études se situe dans la construction de l'échantillon qui sert à calculer les taux de bons classements, nommé « échantillon test ». Les auteurs qui disposent d'une très vaste base de données, mesurent les taux de bons classements à partir d'un échantillon d'entreprises défailtantes et d'entreprises saines, distinct de l'échantillon qui a servi à l'élaboration de l'indicateur. Dans d'autres études, l'échantillon qui sert à la validation est l'échantillon initial (Platt et Platt (1991), Altman (1994), Ohlson (1980)). Une telle validation est sujette à caution ; en effet, l'indicateur élaboré peut être performant pour l'échantillon initial

et ne pas l'être pour l'ensemble des entreprises. Le taux de bons classements calculé de cette manière, ne constitue pas un estimateur sans biais du taux de bons classements de la population globale, alors que c'est ce taux qui détermine la qualité d'un indicateur du risque de faillite.

Conclusion

Tout au long de ce chapitre, nous avons tenté d'aborder la notion de défaillance financière du point de vue financier, économique et juridique, puis sur le plan des coûts de la détresse financière. Ces coûts peuvent être directs ou indirects, dans lesquels sont inclus les honoraires des avocats, comptables, conseillers et autres experts auxquels l'entreprise doit avoir recours.

Nous avons également présenté le plan de réorganisation qui nécessite la prise en considération de plusieurs facteurs déterminants de nature financière et managériale ainsi que la prévision des variables susceptibles de conduire à la réussite des discussions avec les parties prenantes, puis nous avons apporté un éclairage sur la procédure de liquidation et sur les coûts qu'elle génère afin de pouvoir faire un choix entre plan de réorganisation et procédure de liquidation.

Enfin, nous avons dressé un bilan des différentes études empiriques en matière de prévision de la détresse financière.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les différentes approches explicatives de la défaillance : économiques, financières, organisationnelles et managériales.

Chapitre 2 – Les déterminants de la défaillance des entreprises

Introduction

Comme tout autre phénomène, la défaillance a été analysée de différentes manières et par différentes disciplines. Les contributions les plus significatives proviennent des sciences économiques, financières, stratégiques, organisationnelles et managériales (Guilhot 2000). La défaillance étant ainsi le plus souvent assimilée à un processus intégrant ces perspectives d'analyse, l'objectif de ce chapitre est donc d'examiner toutes ces approches dans leur interconnexion.

En effet, ce chapitre sera consacré à l'étude des variables qui déterminent la défaillance. Il en découlera cinq hypothèses qui seront la base de notre travail de recherche.

C'est ainsi que nous examinerons successivement, dans un premier temps, l'impact de la crise financière sur les entreprises françaises, puis les approches financières, ensuite l'aspect stratégique, organisationnel et managérial et, en dernier lieu, nous traiterons les approches économiques explicatives de la défaillance.

I. Etat de lieux sur L'impact de la crise financière sur les entreprises françaises

La crise financière, qui a éclaté au cours de l'été 2007, n'a pas tardé à se répercuter sur la croissance et l'emploi de l'économie française. Dans cette section, notre réflexion portera sur l'impact de la crise financière sur les entreprises, nous évoquerons ainsi quelques facteurs économiques et financiers qui sont la preuve des difficultés de ces entreprises.

1. L'ampleur de la défaillance au sein des entreprises françaises

Un nombre important d'entreprises disparaît à l'issue de la procédure de redressement judiciaire. À fin 2009, le nombre de défaillances cumulées sur douze mois est de l'ordre de 63 337 entreprises, soit une augmentation de 14 % par rapport à l'année 2008.

À partir de l'été, l'environnement économique de plus en plus difficile a entraîné une augmentation du nombre de défaillances d'entreprises. Ce phénomène s'est poursuivi sans interruption sur les douze mois de l'année 2009. Durant cette période, les entreprises défaillantes présentent des montants sensiblement importants en termes d'encours de crédit, d'effectifs ou de valeur ajoutée, par rapport aux années précédentes ; le tableau qui suit donne une synthèse de l'impact économique de la défaillance d'entreprises :

Table 2: Synthèse sur les défaillances d'entreprises et leur impact économique

	Défaillances totales (sur douze mois)		Défaillances recensées dans les déclarations faites au service central des risques (SCR)		Défaillances recensées dans la base des bilans comptables (FIBEN)	
	2008	Août 2009	2008	Août 2009 (cumul sur douze mois)	2008	Juillet 2009 (cumul sur sept mois)
Dénombrement (variation, en glissement annuel)	56 294 (+9,5%)	63 024 (+19,1%)	16 360 (+ 23,2%)	20 012 (+37,8%)	3 478 (+ 15,8%)	3 038 (+65%)
Référence			1,8 million d'entités avec des encours de crédits déclarés (a)		300 000 entités avec bilans (a)	
Progression du nombre des défaillances selon la taille des entreprises (variation en glissement annuel)						
Microentreprises			14 467 (+ 22%)	17 242 (+ 33%)	1 224 (+ 13%)	1 034 (+ 65%)
Grandes entreprises et holdings			587 (+36 %)	956 (+ 97)	2 194 (+ 17%)	1 976 (+66%)
Petites et moyennes entreprises hors microentreprises			323 (-10%)	452 (+ 49%)	60 (+ 40%)	28 (+22%)
Activités immobilières et financières			983 (+60%)	1 362 (+ 75%)		
Progression de l'impact économique (variation, en glissement annuel)						
Crédits mobilisés			+ 21%	+ 42%		
Effectifs					+ 29%	+74%
Valeur ajoutée					+ 38%	+90%
Poids économique relatif par rapport à la population						
Crédits mobilisés			0,47 %	0,56%		
Effectifs					0,8%	0,7%
Valeur ajoutée					0,5%	0,4%

(a) Entités soumises à des effets de seuil déclaration, moins représentatives de la population des très petites entreprises

Source : Banque de France (bases FIBEN)

L'évolution du nombre de défaillances résulte de nombreux facteurs, principalement de la crise financière qui touche toutes les économies mondiales, et du comportement de l'octroi de crédit des banques suite à une crise de confiance envers les entreprises. L'évolution défavorable de la conjoncture a contribué à l'augmentation du nombre de liquidations judiciaires. Les entreprises défaillantes dont les crédits sont déclarés représentent un encours cumulé de 4,5 milliards d'euros sur les douze derniers mois, en augmentation de 42 %. La situation s'est détériorée depuis juin 2008 : chaque mois, les crédits mobilisés des entreprises devenues défaillantes atteignent un montant de l'ordre de 400 millions d'euros, contre 200 millions à 250 millions en 2006 et 2007. La hausse des encours pour les PME est plus forte que celle des microentreprises, cette situation est reflétée par le tableau suivant :

Table 3:Défaillances des entreprises dont les encours de crédit sont recensés par les établissements de crédit Août 2009

	Nombre	Variation sur un an	Encours de crédits (en milliards d'euros)	Variation sur un an (en %)
Microentreprises	17242	33	2,0	38
PME hors microentreprises	956	97	1,5	77
Grandes entreprises	14	40	0,3	-38
Holdings et sièges sociaux	438	52	0,4	87
Autres	1362	73	0,3	101
Total	20012	38	4,5	42

Source : banque de France (base FIBEN)

Durant l'année 2008, les incidents de paiement ont augmenté de 12,8 % en nombre et de 15,9 % en montant par rapport à 2007. L'année 2008 a effacé trois années de baisse et les montants sont désormais équivalents à ceux comptabilisés fin 2004. D'après les statistiques de la Banque de France, les incidents de paiement se concentrent sur trois secteurs : le commerce, la construction et l'industrie manufacturière. Le montant des incidents pour incapacité de payer augmente dans tous les secteurs et plus particulièrement dans ceux de la construction et du commerce, dans lesquels le taux sur les douze mois de 2008 est en hausse respectivement de 14,7 % et de 14,1 %.

Dans la construction, la dégradation a commencé dès la fin de 2005 et se poursuit depuis. Dans le commerce, elle est manifeste depuis 2008. S'agissant de l'industrie manufacturière, le changement de tendance est plus tardif : il se situe à partir de juin 2008, et se confirme avec un taux d'incapacité de payer qui progresse de 20,7 % sur un an. L'industrie automobile et les biens intermédiaires sont plus particulièrement concernés.

Table 4: Défaillances d'entreprises répartition par secteur à fin Août 2009

Secteur d'activité (a)	Cumul douze mois (données brutes) niveau et glissement annuel (b)			Glissement trois mois annualisé cvs-cjo (c)
	Août 2009	Août 2009/ Août 2008 (%)	Sept. 2009/ Sept. 2008 (%)	Août 2009 (%)
Industrie	5 574	25,5	23,5	- 22,1
Construction	16 871	21,8	21,7	23,4
Commerce et réparation automobile	13 818	13,5	14,5	- 9,4
Transport et entreposage	2 009	30,6	25,9	- 23,5
Hébergement et restauration	6 958	18,2	17,5	13,1
Information et communication	1 624	14,4	12,6	8,8
Activités immobilières	2 548	58,7	49,2	- 38,2
Activités de services	6 506	16,3	13,9	8,2
Autres services	3 152	15,8	12,9	- 14,7
Ensemble (a)	63 024	19,1	18,3	- 3,3

(a) Tous les secteurs ne sont pas détaillés ci-dessus.

(b) Cumul des douze derniers mois comparés aux mêmes mois un an auparavant

(c) Cumul des trois derniers mois comparés aux trois mois précédents

Note : les données concernant le mois de septembre sont provisoires (incomplètes) .

Source : Banque de France (bases FIBEN)

2. Les mécanismes de la crise

La crise des *subprimes* (en anglais : *subprime mortgage crisis*) est une crise qui touche le secteur des prêts hypothécaires à risque (*subprime mortgage*) aux États-Unis à partir du second semestre 2006. La transformation des créances immobilières en produits financiers échangeables sur les marchés, a provoqué non seulement la crise des *subprimes*, mais elle a généré une méfiance envers les créances titrisées, ce qui a contribué au Krach de l'automne 2008. Ces deux événements sont, rétrospectivement, considérés comme les deux étapes d'une même crise financière, entraînant une récession touchant l'ensemble de la planète. Il faut signaler que, par le passé, le marché des « *subprime* » a été frappé par deux événements qui ont provoqué un « *crunch* » de liquidité « *liquidity crunch* » (Temkin, Johnson et Levy, 2002), puis qu'ils ont dû faire face à cette dernière crise de l'été 2007. En premier lieu, les prêteurs des « *subprime* » ont constaté des pertes énormes en raison d'un grand nombre de défauts, et à des taux de réalisation de paiements anticipés élevés. En deuxième lieu, c'est la crise russe de l'année 1998 qui a créé un défaut de confiance de la part des investisseurs. Dès lors, cette discipline a vécu une courte période de récession qui sera suivie d'une période de d'expansion dans différents segments du marché. Ce n'est qu'à partir de 2001 que ce marché va s'élargir, profitant du développement du marché immobilier. C'est ainsi, que le montant des prêts hypothécaires octroyés par les banques américaines et courtiers en crédit passe de 190 milliards USD en 2002 à 600 milliards USD en 2006. Ce montant représente 23 % du total des prêts immobiliers souscrits.

La hausse des taux d'intérêt directeurs de la Réserve fédérale, a entraîné celle des taux des crédits immobiliers outre-Atlantique, donc, confrontées à un coût de l'argent plus élevé pour financer leurs besoins, les banques ont répercuté ces conditions plus sévères sur leur clientèle.

Parallèlement, l'effondrement de la demande de biens immobiliers a tiré les prix de ces derniers vers le bas, entraînant du même coup une diminution de « l'effet richesse » des ménages : en effet, la valeur de leurs appartements et maisons ayant baissé, la valeur patrimoniale de leurs biens s'en trouve amoindrie.

La conjonction de ces deux évolutions défavorables a conduit à une hausse des défauts de paiement voire, dans certains cas, à des situations d'insolvabilité de

foyers. L'impossibilité de rembourser leurs prêts dans laquelle se trouvent ces ménages pèse sur des établissements de crédit spécialisés, comme New Century, numéro deux du « *subprime* » américain, qui de ce fait, est confronté à de graves difficultés financières. La dégradation de l'autonomie financière des banques, en raison des défaillances des ménages, renforce leur sensibilité au risque clients et fournisseurs. Les difficultés d'un ou plusieurs clients importants peuvent avoir un « effet domino », c'est-à-dire des défaillances en chaîne. Ce risque peut être évalué en fonction de la proportion des créances douteuses par rapport au total des créances clients. L'analyse de ce ratio, corrobore l'hypothèse selon laquelle la défaillance est contagieuse.

Outre les relations avec les établissements de crédit, les liens financiers établis avec les partenaires commerciaux de l'entreprise influent également sur le risque de défaut de paiement, notamment pour les petites et moyennes entreprises pour lesquelles l'accès au marché des capitaux est difficile du fait de l'existence de barrières à l'entrée. L'accumulation des défauts de paiement des clients et l'allongement des délais qui leur sont accordés, ont des effets économiques proches de ceux liés à la défaillance d'un client important. Dans le même contexte, Blazy et al. (1993) montrent que l'une des causes principales de la défaillance correspond dans presque 10 % des cas à la défaillance de clients importants en raison de l'effet domino ou de défaillance en chaîne. Cet effet a été confirmé par Helal (1994), Blot et al. (2009) qui considèrent que « *le risque de crédit est un risque transmis* ».

3. Les facteurs économiques et financiers : preuves de la difficulté des entreprises françaises durant la crise financière

Parmi les facteurs qui mettent en lumière les difficultés françaises, figure la part importante de la dette non financière dans le financement des entreprises. En effet, pour compenser la restriction bancaire de 2008, le financement des entreprises françaises s'est fait au moyen d'une augmentation importante la part de leurs dettes non financières : fiscale, sociale, fournisseurs. Contrairement à une idée reçue, la part des fonds propres dans le financement des PME françaises n'est pas plus faible en France que dans les autres pays européens, comme c'était le cas il y a 10 ans. Si la part de la dette financière est faible (11 %), la part de la dette non financière est revanche très élevée : « *La France se distingue au niveau européen par une part*

nettement plus importante des “ autres dettes ” non financières proche de 50 % du bilan alors qu'elle n'est que de 30 % à 40 % ailleurs : celles-ci couvrent notamment le crédit fournisseurs» commente Berger (2009).

Le crédit fournisseur est un moyen important de financement pour les entreprises françaises qui sont limitées dans leur accès au crédit bancaire ou financier. Ainsi, au cours de la seconde moitié d'année 2008, ce financement a compensé la restriction du financement bancaire de court terme. Lévy-Lang (2009), affirme que le manque de profitabilité est également un facteur qui a joué un rôle important pendant la crise.

En 2008, la crise économique a été un facteur de défaillance des entreprises plus important que la crise financière. Les chutes de chiffre d'affaires, constatées dès le début de 2008 et fin 2007 pour la construction, et la perte de profitabilité qui les a accompagnées, ont été, de loin, le premier facteur à l'origine des défaillances d'entreprises.

Un autre facteur de défaillance est l'endettement. En effet, plus une entreprise est endettée par rapport à ses fonds propres, plus le risque de défaillance augmente (Armette, 2009). Toutefois, la crise de financement bancaire a eu un faible impact dans les défaillances, car d'autres sources de financement ont pris le relais : les dettes fournisseurs avec l'augmentation des délais de paiement fin 2008 et les dettes sociales et fiscales avec moratoires des administrations publiques. Les entreprises françaises ont donc pris à leur charge le choc financier de 2008-2009, avec un glissement du risque bancaire de court terme sur le risque commercial. Les défaillances d'entreprises de la crise de 2009 ont conduit à d'importants défauts de remboursement de crédit. Ils ont coûté entre 2,5 et 3,5 milliards supplémentaires aux entreprises en un an, soit une hausse de 85 %. Le défaut de paiement des dettes bancaires de moyen et long terme a augmenté de 150 %, soit environ 5 milliards supplémentaires. Le montant des impayés fournisseurs a augmenté quant à lui de 85%, soit environ 3 milliards supplémentaires. Le défaut sur dette bancaire de court terme n'a pas augmenté attestant ainsi de la restriction de lignes de crédit bancaire à court terme dès le début de la crise. Les secteurs qui ont subi le choc économique de manière plus importante, sont également ceux qui absorbent la déficience financière via le crédit interentreprises. Toutefois, deux secteurs économiques ont pu supporter le choc économique de 2009, grâce au soutien de l'Etat, c'est les cas pour la filière

automobile et celle du bâtiment. La baisse du carnet de commandes et la perte de certains clients arrivent en tête des difficultés avouées. Les pressions des acheteurs arrivent, elles, en troisième position.

L'industrie est encore une fois la plus touchée, surtout par la baisse du carnet de commandes. Seuls 10 % des chefs d'entreprise diagnostiquent des difficultés avec leurs banques pour le financement quotidien de leur activité et 9 % des difficultés pour financer leurs investissements. Toutefois, près d'un patron de PME sur cinq (17 %) envisage de diminuer ses effectifs en 2009. Ce chiffre s'élève à 21 % pour le secteur industriel. Les patrons de PME de 200 à 249 salariés se montrent encore une fois les plus pessimistes : 38 % tablent sur une baisse de leurs effectifs. Pour les PME qui rencontrent un ralentissement de leur activité, cette baisse est plus modérée (19 %). Une petite majorité des patrons de PME envisage de maintenir leurs investissements (53 %), alors qu'un entrepreneur sur quatre (26 %) affirme qu'il les diminuera.

A noter que 18 % des entrepreneurs pensent que leurs prix de revient vont augmenter. De même, 28 % des patrons déclarent que leur rémunération sera revue à la baisse, notamment dans les secteurs de l'industrie (37 %) et des services (31 %). Malgré le « pacte moral » passé entre les banques et le gouvernement pour bénéficier des aides débloquées en faveur du crédit, qui se sont élevées à 40 milliards d'euros de fonds propres et 320 milliards d'euros de garanties, il semble que le durcissement des conditions bancaires se poursuive, notamment pour les PME, et que les banques ont profité pour augmenter leurs marges. Les conséquences de la crise financière se font sentir de manière accrue sur les besoins de trésorerie des entreprises mais aussi sur les besoins de financement à moyen et long terme du fait du ralentissement des investissements (Armette, 2009). En raison du blocage des marchés financiers rendant impossible la titrisation de créances, de la hausse du coût des crédits et des nouvelles exigences des banques, les besoins de trésorerie sont devenus l'une des préoccupations majeures des entreprises, quelle que soit leur taille. L'optimisation du besoin en fonds de roulement est devenue une nécessité dans un contexte de crise de liquidités. Compte tenu de la raréfaction des liquidités sur le marché, les *Crédit Manager* sont de plus en plus tentés d'utiliser les créances commerciales de l'entreprise comme source de financement.

On assiste tous les jours à la fermeture d'entreprises qui n'ont pas su maîtriser leurs besoins en fonds de roulement, soit à cause d'une mauvaise gestion de leurs stocks, de créances clients irrécouvrables, de délais de paiement des fournisseurs réduits ou de lignes de crédit insuffisantes. Les chiffres publiés par Coface sont édifiants : au 3ème trimestre 2008, le montant des impayés a augmenté de 125 % par rapport à la même période l'année précédente. Les « les assureurs de crédits » sont en alerte. Leur principal problème est le manque de visibilité sur le marché, et aucun ne peut prédire quand ni comment cette crise va se terminer. Tous anticipent une hausse de la sinistralité et sont par conséquent très prudents quant à leur prise de risque sur leur clientèle française.

Une analyse détaillée des différentes approches financières est indispensable pour mettre en évidence les difficultés des entreprises françaises.

II. Les approches financières explicatives de la défaillance

Les travaux de recherche qui portent sur les faillites s'intéressent plus particulièrement aux difficultés dont l'entreprise est responsable. En effet, si le système de gestion est défaillant, leur capacité à survivre dans un environnement défavorable est réduite. Il ressort de ces études que, même si les entreprises présentent des profils différents, toutes se caractérisent par une situation financière instable.

L'examen des informations financières dans le temps peut donner une idée de l'évolution de l'activité de l'entreprise. Le responsable financier compare à chaque fin d'exercice des ratios calculés à partir des états financiers de l'exercice en question avec ceux des exercices précédents. L'examen des données comptables financières dans le temps, permet d'apprécier l'évolution de l'activité de l'entreprise. Il suffit pour cela de comparer les ratios de l'exercice qui s'achève avec ceux des exercices précédents. Ces ratios sont considérés comme des indicateurs synthétiques du passé de l'entreprise concernant sa rentabilité, sa solvabilité, sa liquidité, son niveau d'endettement et sa structure financière face au risque de défaillance.

1. La rentabilité

On décompose traditionnellement la rentabilité économique en trois ratios : la rentabilité économique le taux de marge et le taux de rotation de l'actif économique. Ces trois ratios étant déterminés de la manière suivante :

- Rentabilité économique = excédent brut d'exploitation / actif économique
- Taux de marge = excédent brut d'exploitation / valeur ajoutée
- Taux de rotation de l'actif économique = valeur ajoutée / actif économique

Les entreprises défaillantes se caractérisent par une rentabilité économique généralement faible et un niveau de rotation de l'actif économique bas. Cette situation peut résulter d'un choix stratégique de recherche de parts de marché ou d'une évolution défavorable des coûts, ce qui est en opposition avec le comportement des entreprises non défaillantes, qui ont pu augmenter leurs marges.

Pour Keasy et Mc Guinness (1990) la rentabilité et l'efficacité sont les indicateurs les plus déterminants de la défaillance des entreprises industrielles britanniques. Ainsi Yang et al (1999), partant d'une batterie de 33 des ratios les plus utilisés, aboutissent à 8 ratios comptables significatifs de la situation financière des entreprises. Ces ratios, sont des indicateurs de la profitabilité des entreprises, et permettent de déterminer si la rentabilité permet la poursuite de l'activité ou pas. Dans le cadre juridique et principalement dans la phase de redressement des entreprises en difficulté, Bescos (1989) cherche les facteurs de réussite dans le redressement de vingt-quatre PMI françaises en difficulté en utilisant la fonction score de la Banque de France sur une longue période (1980-1985). A travers une analyse factorielle distinguant les facteurs de réussite du redressement et les facteurs d'échecs, il a démontré que le taux de marge brut d'exploitation est un indicateur efficace pour apprécier le résultat d'un redressement.

Enfin, en ce qui concerne la rentabilité, Pompe et Belderbeek (2005) estiment, qu'une entreprise dont le bénéfice diminue au fil des années, a de fortes probabilités de devenir victime de difficultés financières. En effet, ces auteurs ont pu récemment prouver que les entreprises les plus rentables présentent moins de risques que celles qui ne le sont pas, et que les banquiers tiennent énormément compte de la rentabilité des actifs des entreprises dans leurs décisions finales d'octroi de crédits.

Conformément à cela, le souci principal des banques, est de s'assurer de la capacité de l'entreprise à dégager des résultats et à financer sa croissance, et ce, qu'elles participent déjà à son financement où qu'elles envisagent d'entrer dans l'affaire. Sung et al (1999), pensent que le fait que la rentabilité générée par l'entreprise soit un critère primordial lors de la décision d'octroi de crédits à moyen et long terme, est indiscutable. Ils expliquent que la rentabilité est à la base d'une bonne fin des crédits consentis et à consentir puisqu'elle conditionne l'aptitude de l'emprunteur à faire face à ses obligations de remboursement.

Tirapat et Nittayagasetwat (1999), Mossman et al (1998), Atiya (2001) confirment qu'il existe une relation entre la probabilité de défaillance de l'entreprise et la rentabilité des actions de cette dernière. Ils en concluent que la rentabilité des actions de l'entreprise, est un bon critère autant pour les expirations du marché que pour la probabilité de défaillance des entreprises. Selon Refait (2004), la rentabilité de l'entreprise (économique ou financière), la structure de son bilan et sa capacité de remboursement sont les trois éléments les plus corrélés à la défaillance. La rentabilité financière met en rapport une variable de résultat avec le capital financier. Elle est souvent exprimée par le ratio : résultat global sur capitalisation boursière (Mensah, 1984). En ce qui concerne la rentabilité économique, elle met en relation une variable de résultat économique avec l'actif total, le capital engagé, les immobilisations produites ou le capital économique (Altman, 1968 ; Taffler, 1982 ; Flagg et al, 1991 ; Michalopoulos et al, 1993 ; Liou et smith, 2007). C'est dans ce type de contexte que nous postulons notre première hypothèse.

Hypothèse 1 : « Le manque de rentabilité est un facteur explicatif de la défaillance des entreprises ».

2. La capacité de remboursement des dettes et la couverture des charges financières

La fragilité économique ainsi que le poids de l'endettement des entreprises défaillantes, pèsent sur leur autonomie financière, mesurée par la marge sur prélèvements financiers et finissent par remettre en cause leur solvabilité mesurée par la capacité de remboursement.

La marge rapportée aux prélèvements financiers est un indicateur particulièrement significatif de la défaillance : les excédents tirés de l'activité d'ensemble de la firme ne suffisent plus à couvrir le montant des échéances financières. De ce fait, les entreprises en difficulté deviennent rapidement insolvables, en raison de la diminution de leur capacité de remboursement et la multiplication des incidents de paiements lisibles dans la faiblesse des taux de remboursement. A la prise en compte d'une prime de risque, les créanciers semblent ajouter le rationnement des crédits, indirectement reflété par la réduction du taux de souscription de nouveaux emprunts. Certains chercheurs s'intéressent typiquement à l'analyse des flux comme indicateurs de défaillance. Hol et al. (2002) décrivent la défaillance comme étant la situation où la valeur du *cash flow* est insuffisante pour couvrir les dettes. De même, Liang et Wu (2003) considèrent qu'il y a situation de défaillance lorsque l'état d'un *cash flow* est non efficient. La capacité de l'entreprise à rembourser et à couvrir ses charges financières a figuré comme critère prépondérant dans de nombreuses problématiques dont la prédiction de la faillite des entreprises, la prédiction des défauts de remboursement des crédits bancaires, et l'identification des facteurs d'octroi de crédits bancaires. En matière de prévision de la défaillance Casey et Bartczak (1985), Gentry et al. (1985, 1987) et bien d'autres chercheurs s'accordent à reconnaître l'influence négative de la capacité de remboursement de l'entreprise dans la dégradation de la situation financière de l'entreprise. En effet, Casey et Bartczak (1985) ont abouti à ce que l'information du *cash flow* augmente la capacité prédictive de l'analyse discriminante et le modèle *Logit* dans la distinction entre les entreprises saines et défaillantes.

Dans ce sens, Gentry et al. (1987) ont fait la comparaison entre trois types de modèles : dans le premier les composantes du *cash flow* sont considérées comme variables exogènes, dans le deuxième modèle, seuls les ratios financiers sont retenus, et dans un troisième les ratios financiers sont combinés avec des composantes du *cash flow*. Cette comparaison leur a permis de constater, d'une part, que le dividende et l'investissement sont les composantes les plus explicatives de la probabilité de défaillance des entreprises, et d'autre part que l'introduction des composantes du *cash flow* améliore la représentativité du modèle et la capacité prédictive des modèles. Ce qui a été confirmé par Gentry et al (1985).

En effet, l'objectif de ces auteurs est de déterminer les composantes du *cash flow* les plus déterminantes entre les entreprises saines et défaillantes. Pour cela, un modèle d'analyse discriminante, un modèle *Logit* et *Probit* ont été utilisés pour examiner la capacité prédictive de ces composants un, deux et trois ans avant la défaillance. Le meilleur modèle obtenu par Gentry et al (1985) été le modèle *Logit* à un an avant la défaillance qui a permis de constater que le dividende représente la composante principale de discrimination.

Aziz et al (1988) ont testé la capacité des composantes du *cash flow* d'exploitation, à classer les entreprises saines et défaillantes et éventuellement à servir d'alternatives aux ratios financiers basés sur les accrues comptables. Pour ce faire, ils ont eu recours à des modèles n'intégrant pas les composantes du *cash flow* notamment le modèle du score *Z* d'Altman (1968), des modèles basés sur des composantes du *cash flow* d'exploitation et un modèle mixte qui comprend aussi bien des ratios financiers que des composantes du *cash flow* d'exploitation. Les données collectées ont concerné la période 1973-1982. Des analyses discriminantes multiples et des techniques de régressions logistiques ont été employées. En tentant de prédire la faillite un an ou deux à l'avance, les chercheurs ont trouvé de meilleurs résultats avec les modèles mixtes et ceux fondés sur les composantes du *cash flow* d'exploitation.

Fedhila (1998), de son côté, a comparé la pertinence de l'information du *cash flow* à celle des ratios financiers en matière de prédiction du défaut de remboursement des prêts tout en faisant appel à la régression logistique multivariée. Ainsi, trois séries de modèles logistiques sont développées pour chacune des trois années qui précèdent l'événement de défaut de remboursement des prêts : le modèle du score *Z* d'Altman (1968), un modèle de *cash flow* incluant uniquement des variables de *cash flow* d'exploitation et un modèle mixte incluant à la fois des informations sur le *cash flow* et des variables comptables. La deuxième série de ces modèles comprend des ratios de *cash flow* dont notamment : le *cash flow* d'exploitation sur le chiffre d'affaires, le *cash flow* d'exploitation sur les passifs courants, et enfin, le *cash flow* d'exploitation sur les frais financiers et le capital restant dû de la dette financière contractée. Les résultats ont prouvé que le modèle fondé sur des variables du *cash flow* d'exploitation est le plus pertinent.

Plusieurs chercheurs s'accordent à dire que, seul le *cash flow* d'exploitation doit permettre à l'entreprise de couvrir la totalité de ses engagements, dont notamment le remboursement de ses crédits. Dans le cas contraire, Fedhila (1998) affirme que l'entreprise serait contrainte de liquider ses actifs fixes, ou de contracter de nouveaux prêts afin de faire face à ses obligations financières. Ces solutions sont estimées préjudiciables pour l'entreprise sur un long terme, puisque celle-ci serait amenée à réduire ses actifs courants ou à augmenter son endettement. Dans ces deux cas, l'entreprise serait confrontée à des difficultés financières majeures, notamment l'incapacité de rembourser ses prêts, voire même la faillite. Sur le plan pratique, la capacité de l'entreprise à rembourser ses dettes et à couvrir ses charges financières a été retenue comme critère prépondérant dans plusieurs études cherchant à détecter les symptômes de faillite des entreprises (Beaver, 1966; Ohlson, 1980) ou à prédire la probabilité de défaut de remboursement des prêts commerciaux (Fedhila, (1998), mais aussi à expliquer la décision d'octroi de crédits bancaires.

Helal (1994) a retenu quatre ratios pour traduire la capacité de l'entreprise à rembourser ses dettes et à couvrir ses charges financières :

Cash flow d'exploitation sur frais financiers,

Cash flow d'exploitation sur dettes totales,

Cash flow d'exploitation sur dettes à moyen et à long terme

Frais financiers sur dettes rémunérées.

Il en conclut que seuls les indicateurs financiers classiques peuvent fonder une différence entre les entreprises. De même, ayant collecté soixante-six cas réels d'accord et de rejet de crédits d'investissement auprès de six banques tunisiennes, Fedhila et Ben Diab (2005), ont utilisé un modèle de régression logistique binaire pour estimer la probabilité d'octroi de crédits d'investissement et identifier les facteurs qui déterminent cette décision. Ils ont constaté que l'information du *cash flow* d'exploitation, traduisant la capacité de l'entreprise à rembourser ses dettes courantes et à couvrir ses charges financières, ne révèle aucun pouvoir explicatif incrémenté. Cette capacité est traduite par les ratios :

CF d'exploitation sur frais financiers

CF d'exploitation sur passifs courants.

Le manque de significativité de ces deux ratios conduit à penser que les banquiers ne fondent pas leur décision d'octroi de crédits d'investissement sur la capacité de l'entreprise à rembourser ses charges financières. Ce résultat signifie que l'information du *cash flow* d'exploitation ne présente aucun apport informationnel incrémenté. Cela est probablement dû à l'attachement excessif des banquiers au bilan et au compte de résultat plutôt qu'aux flux de trésorerie. Ce résultat s'oppose aux conclusions d'Aziz et al. (1988), Fedhila (1998), relatives à l'influence positive et significative de la capacité de remboursement de l'entreprise dans la décision finale des banquiers.

Finalelement, la thèse selon laquelle l'omission des ratios de *cash flow* d'exploitation dans les études de prédiction des faillites d'entreprises ou des créances irrécouvrables serait inappropriée n'a pas fait l'unanimité des opinions. Certains l'ont soutenue notamment Aziz et al (1988), Mossman et al. (1998), Casey et Bartczak (1985), Gentry et al. (1985,1987), alors que d'autres l'ont complètement infirmée. Parmi les partisans de la thèse de l'inefficacité, et même l'inutilité des informations sur le *cash flow* d'exploitation dans les études traitant de la faillite des entreprises, nous citons notamment Fedhila et Ben Diab (2005), et Helal (1994). A partir de ce constat, nous formulons l'hypothèse suivante :

Hypothèse 2 : « la capacité de l'entreprise à rembourser et à couvrir ses charges financières est un élément capital dans la prédiction de la faillite des entreprises ».

3. La liquidité

Back et al (1996), Pompe et Belderbeek (2005), Refait (2004), Jones et Hensher (2007), Lin (2009) précisent que la liquidité de l'entreprise traduit sa capacité à payer ses dettes à court terme devenues exigibles. De plus, les ratios traduisant la liquidité de l'entreprise (ratio de liquidité générale, ratio de liquidité immédiate, etc.) reposent sur l'idée selon laquelle les actifs courants de l'entreprise produisent le *cash* qui lui permet de payer ses passifs courants.

A l'issue de leur recherche, Back et al (1996), Chralambous et al (2000) estiment que la mesure pertinente de la défaillance un, deux et trois ans avant, est la

liquidité puisque, si elle s'avère insuffisante, elle génère au fil du temps, l'incapacité de l'entreprise à régler ses créanciers, ce qui provoque une baisse évidente de sa rentabilité.

Lorsqu'une entreprise rencontre de simples difficultés de liquidité, sa trésorerie devient temporairement négative sans que cela mette en péril son existence. En ce qui concerne les entreprises défailtantes, au contraire, leur trésorerie est négative en permanence, leurs difficultés s'apparentent d'avantage à un cas d'insolvabilité. Cette situation résulte généralement de la mauvaise structure de financement, qui se caractérise par un déficit marqué de ressources de long terme. L'effondrement de la trésorerie qui contraste avec l'amélioration observée parmi les entreprises non défailtantes, provient en partie du financement d'immobilisations avec des ressources à court terme. La diminution du fonds de roulement est généralement significative un an avant la défaillance, ce qui peut résulter du choix d'un programme d'investissement trop ambitieux ou mal financé. En effet, les banques peuvent préférer les prêts à court terme pour augmenter leur pouvoir de contrôle sur l'entreprise, et refuser d'accorder les ressources à long terme qui sont nécessaires pour mener à bien un plan d'investissement, (Hunter et Isachenkova, 2001).

L'augmentation du besoin en fonds de roulement résulte notamment d'une plus forte croissance des créances clients et des stocks par rapport aux dettes fournisseurs. L'augmentation des créances clients peut certes refléter un certain dynamisme des ventes ; cependant, il est plus probable que la l'augmentation de ce poste traduise à nouveau l'effet « domino » des défailtances et les difficultés du paiement des clients. La surproduction constitue, elle, l'indicateur d'un problème réel de débouchés, conséquence d'une mauvaise anticipation de l'évolution de la demande (Blazy et al, 1993). Au cours des trois phases qui constituent le cycle d'exploitation : approvisionnement, transformation, commercialisation, les encaissements et les décaissements sont décalés. Ces décalages de trésorerie engendrent un besoin de fonds permanent qui dépend des délais de stockage, de la nature du cycle de production, des délais de règlement des dettes fournisseurs et des délais de recouvrement des créances clients. Les besoins de trésorerie générés par le cycle d'exploitation ont pour origine les décalages temporaires sur les flux physiques

et les flux financiers liés à l'exploitation. Dans ces conditions, l'hypothèse suivante devient envisageable.

Hypothèse 3 : « La performance de la firme dépend de son degré de liquidité ».

4. La solvabilité et l'équilibre financier

La qualité de la solvabilité est attribuée à une entreprise quand la réalisation de ses éléments d'actifs lui permet de couvrir l'ensemble de ses dettes. Comme le précise Helal (1994), les créanciers s'intéressent de très près à la solvabilité de l'entreprise parce que, si celle-ci venait à faire défaut, cette dernière pourrait être confrontée à des difficultés financières, à une situation de défaillance, voire même être amenée à disparaître. Pindado et Rodrigues (2001) associent également cet intérêt à l'anxiété des praticiens quant à la question des limites du déclin de l'entreprise. Ils trouvent que la préoccupation du déclin de l'entreprise est cruciale dans le concept des fonds propres, ce qui explique l'attachement des banques à ce concept. Selon ces auteurs, cette insistance recouvre une évidence : plus la part des fonds propres est importante, plus la probabilité des créanciers d'être payés est grande et plus le risque pour l'entreprise de se trouver en situation de cessation de paiement est faible.

S'appuyant sur une conception du bilan qui privilégie les notions d'exigibilité et de liquidité, la comparaison des actifs circulants et des dettes à court terme, permet de construire un indicateur du risque de faillite représenté par le fonds de roulement.

Le concept du fonds de roulement constitue un outil d'analyse de l'équilibre financier de l'entreprise. Il est considéré comme étant la marge de sécurité à la disposition de l'entreprise, lui permettant de conserver une certaine autonomie vis-à-vis de ses créanciers. Cette marge se justifie par l'existence d'un avenir incertain et assure à l'entreprise un équilibre financier stable. Ainsi, l'entreprise est appelée à ajuster sa marge de sécurité d'une façon continue et en fonction de la conjoncture économique. La gestion du fonds de roulement apparaît alors, comme un élément majeur de la gestion de l'entreprise. Son niveau et son mode de financement influent sur la rentabilité et le risque.

L'une des principales règles financière présume que l'équilibre financier d'une entreprise dépend indéniablement de la couverture des emplois longs par des ressources stables ainsi que de l'actif circulant par les ressources à court terme. Lisa et al. (1990) précisent qu'une telle couverture assure à l'entreprise une bonne santé financière. Tout manquement à cet équilibre financier peut mener l'entreprise à financer des actifs à degré de liquidité faible par des capitaux à degré d'exigibilité élevée. Cette situation peut la contraindre à liquider certains biens immobilisés afin de pouvoir payer ses créanciers, ce qui risque de compromettre son existence. Pour éviter ce genre de problème, Blazy et al. (1993) estiment qu'il est généralement préférable pour une entreprise de se trouver dans une situation où son fonds de roulement est positif. Ils ajoutent qu'une banque qui veut se faire une idée sur la politique financière et celle d'investissement d'une entreprise doit se pencher sur le fonds de roulement, ses éléments constitutifs ainsi que leur évolution dans le temps. Le fonds de roulement est loin d'être le seul élément à suivre de près lors de l'examen de la politique financière de l'entreprise. En réalité, divers ratios financiers sont destinés à mettre en évidence cette politique sous différents angles dont notamment la solvabilité et le niveau d'endettement de l'entreprise.

Enfin, l'examen de la structure du capital peut révéler que l'entreprise n'exploite pas efficacement sa capacité de négociation avec les créanciers. Dans le cas où l'entreprise n'est pas en mesure de dégager une marge de sécurité, elle est amenée à s'endetter à court terme pour financer une partie de ses investissements. De ce fait, les dirigeants peuvent refuser des projets rentables faute de moyens de financement durables. Il en découle l'hypothèse suivante.

Hypothèse 4 : « Plus le besoin en fonds de roulement est important, plus la dégradation de la situation financière des entreprises est élevée ».

5. L'endettement

Depuis Modigliani et Miller, la littérature financière a mis en évidence que l'endettement génère un effet de levier positif si les bénéfices d'exploitation étaient supérieurs aux charges d'intérêts, et qu'il était négatif dans le cas contraire. Ces mêmes auteurs concluent dans un article paru en 1963 que l'avantage fiscal

provenant du caractère déductible des intérêts doit conduire les entreprises à s'endetter. Dans ce cadre, la dette a un impact bénéfique sur la valeur. Ce n'est pas la seule de ses vertus et la littérature financière attribue à la dette d'autres fonctions. En effet, l'endettement est un moyen de résoudre les problèmes liés à l'asymétrie informationnelle.

Ross (1977), se plaçant dans une situation d'asymétrie informationnelle et supposant que les dirigeants ont un intéressement aux bénéfices avec toutefois une pénalité en cas de faillite, montre que seules les firmes performantes, efficaces et rentables sont prêtes à supporter un endettement relativement important car elles sont en mesure d'honorer leur engagement sans problème. L'endettement doit alors être considéré comme un signal positif sur les opportunités d'investissement à venir et par conséquent, sur la qualité du projet en ce sens que l'entreprise présente un niveau de rentabilité suffisant pour justifier ce niveau d'endettement.

Les analyses des différents auteurs semblent s'accorder sur le fait qu'une bonne entreprise est celle qui s'endette, qui se déclare capable de rembourser à une échéance prédéterminée et qui, à la date effective du remboursement, honore son engagement sans problème. Ainsi nous pouvons conclure que l'accroissement de la dette est un indicateur de performance de la firme qui va permettre de générer un processus de création de valeur. Si la dette est un moyen *ex-ante* de réduire l'asymétrie d'information et les conflits d'intérêts, elle peut également être utilisée pour réduire l'asymétrie d'information *ex-post* entre les actionnaires d'une firme et ses gestionnaires (Jensen et Meckling, 1976). En théorie les dirigeants se doivent de maximiser la valeur de la firme et la richesse des actionnaires. Les conflits d'agence pouvant surgir entre les actionnaires, dirigeants et créanciers, peuvent influencer les décisions adoptées par l'entreprise. La politique d'endettement peut être interprétée comme un moyen de résolution des conflits entre dirigeants et actionnaires. Ainsi, une entreprise en croissance peut éviter les coûts d'agence liés à une dilution du capital en finançant son développement par endettement (Jensen et Meckling, 1976). Toutefois, le financement par endettement entraîne également des coûts d'agence qui grèvent cet avantage. La réduction des problèmes de ce budget peut être palliée par la mise en place de mécanismes de contrôle du comportement de l'agent, à l'initiative de la principale. Avec la prise en compte des intérêts personnels des dirigeants, Ross (1977) suggère un contrat où la rémunération du dirigeant serait

proportionnelle à la valeur de marché de l'entreprise, à laquelle s'ajouterait une valeur de compensation qui serait fonction du résultat final du projet. Myers (1977) suggère que les difficultés financières, éventuellement temporaires, peuvent engendrer le risque de refus de financement d'un projet, rentable du point de vue de sa valeur actuelle nette.

La hausse de l'endettement accroît la probabilité de défaillance, et l'existence de coûts de faillite incite les créanciers à réclamer un taux de rémunération plus élevé. L'utilisation d'une prime de risque n'est pas la seule stratégie du créancier confronté à une entreprise en difficulté. Lorsqu'il a déjà des créances sur l'entreprise, son comportement d'octroi de nouvelles lignes de crédit est influencé par les engagements existants. Il peut prêter à nouveau, dans l'espoir que cet apport permettra à l'entreprise de redevenir liquide, ou bien refuser le prêt et limiter les pertes au crédit déjà consenti, s'il estime qu'elle est insolvable.

Si le créancier accorde un nouveau prêt, l'augmentation du taux d'intérêt qui l'accompagnera, ne sera pas forcément optimal. En effet, elle représentera une charge supplémentaire pour l'entreprise ce qui peut avoir tendance à l'inciter à choisir des projets d'investissement risqués dans l'espoir de couvrir ces coûts.

Ainsi en réponse aux travaux de Modigliani et Miller (1963), de nombreux auteurs (Altman, 1968, 1984 ; Casta et Zerbib, 1979 ; Collongues, 1977) montrent que les difficultés d'exploitation et la hausse de l'endettement conduisent mécaniquement à une dégradation des performances et à la fragilisation de l'entreprise. A partir du moment où l'endettement n'est plus maîtrisé, la firme risque de tomber en faillite et d'entrer dans une phase de redressement judiciaire (Beaver, 1966; Altman, 1968). Les coûts de faillite deviennent un élément capable d'expliquer la structure financière. Dans le prolongement de ce courant, Titman et Opler (1994) précisent que la dette est un facteur de « stress financier » susceptible de mettre en péril l'entreprise. En effet, quelles que soient les opportunités d'investissement à venir, les partenaires de l'entreprise peuvent, à partir d'un certain niveau d'endettement, émettre des doutes quant à sa pérennité. Autrement dit, ils n'ont plus confiance dans la capacité de l'entreprise à respecter ses engagements. L'originalité de Titman et Opler est de mettre en évidence l'existence de coûts indirects préjudiciables à l'entreprise avant même que celle-ci ne soit tombée sous le coup d'une procédure de redressement judiciaire.

La politique d'investissement : Selon Artus (1992), le financement au moyen de fonds propres réduit le risque de défaillance tandis que l'endettement peut engendrer non seulement un risque de non remboursement des créanciers, mais également un comportement sous optimal de l'entreprise en termes de choix de projets d'investissement. Le risque de comportements sous optimaux lié au financement par dette est double. D'une part, l'existence de coûts liés à la défaillance et le transfert des résultats aux créanciers dans le cadre d'un règlement judiciaire incitent au sous investissement. D'autre part, les comportements de surinvestissement dans des projets considérés risqués, c'est-à-dire non rentables selon le critère de la valeur actuelle nette, découlent des asymétries d'informations qui caractérisent certains contrats de prêt, compte tenu du possible enrichissement en cas de succès, et de la responsabilité limitée, en cas d'échec, dont bénéficient les actionnaires. L'entreprise peut alors avoir tendance à déclarer au créancier la réalisation d'un projet d'investissement peu risqué, bénéficiant ainsi d'un taux d'intérêt avantageux, et réaliser un projet dont le risque est en réalité plus important que celui annoncé.

A la fin des années soixante et au début des années soixante-dix, la croissance économique et l'inflation ont poussé les entreprises à s'endetter très fortement et à jouer l'effet de levier.

Les chocs pétroliers successifs et la crise du début des années quatre-vingt ont brutalement remis en cause les choix financiers précédents : l'endettement et les charges financières ont pesé très lourdement sur les résultats et la capacité de remboursement, ce qui explique le poids très important, voire excessif, de ce type d'indicateur dans les différentes fonctions élaborées par les organismes bancaires. La structure d'endettement, à court ou long terme, agit également sur le risque de défaillance. Un financement à court terme accroît en effet le risque de non renouvellement des crédits et expose l'entreprise à une hausse des taux d'intérêt si les financements de courte période se font sur la base de taux variables. Le financement de long terme apparaît donc préférable au financement de court terme lorsqu'il s'agit de financer des emplois et des investissements s'inscrivant dans le long terme (Blasy et al (1993). Si la hausse de l'endettement augmente à terme le risque de défaillance, l'apport de fonds externes soulage immédiatement le niveau de trésorerie de l'entreprise et évite, à très court terme, le risque de défaut de paiement.

Yim et Mitchell (2002) confirment que l'excès d'endettement fragilise la solidité financière de l'entreprise, surtout en cas de chute de ses profits et de ses *cash flows*, ce qui la rend moins susceptible de survivre en cas de problèmes. Les résultats de Hunter et Isachenkova (2001) sont venus confirmer cette dernière thèse. En effet, ils ont constaté que, plus les dettes représentent une partie importante du total bilan, plus l'entreprise devient fragile. Bunn et Redwood (2003), font la relation entre la défaillance des entreprises et le niveau d'endettement de l'économie. En utilisant des informations concernant la rentabilité, la liquidité, l'endettement, les conditions macroéconomiques, la taille d'entreprise, et le secteur d'activité lié à chaque entreprise pris individuellement, ces auteurs appliquent un modèle Probit pour mesurer la probabilité de défaillance de chaque entreprise.

Ensuite, ces auteurs ont cherché le niveau d'endettement pour toutes les entreprises, à l'aide de la notion du « debt at risk », soit la probabilité de défaillance de chaque entreprise prise individuellement multipliée par ses dettes. Ces auteurs ont construit un agrégat qui mesure le risque financier qui tient compte des dettes de toutes les entreprises. Empiriquement, sur un échantillon d'entreprises britanniques, pendant la période 1991-2001, ces auteurs ont constaté que cet agrégat a baissé au début des années quatre-vingt-dix, avant de se rétablir de manière relativement stable, ce qui donne une vue générale sur la stabilité de l'économie.

Par opposition à ces travaux, Pompe et Belderbeek (2005), Hunter et Isachenkova (2002), ont validé la thèse de neutralité de l'endettement sur la situation financière des entreprises. Pompe et Belderbeek ont trouvé d'autres facteurs financiers qui déterminent la situation financière des entreprises par opposition à l'endettement qui n'a aucun effet. Pour eux, si une entreprise converge vers la défaillance, cela est dû à des mouvements de baisse de l'activité et de la rentabilité, puis ce sera une situation d'insolvabilité qui sera remarquée à l'encontre de ces créanciers et enfin il y aura une dégradation de sa liquidité. Pour Hunter et Isachenkova (2002), la coexistence de deux effets contradictoires de l'endettement amène à considérer que l'association entre endettement et faillite est neutre. En effet, si dans un contexte d'expansion économique, on peut s'attendre à que les effets de l'endettement soient favorables à la firme, notamment grâce à un effet de levier positif, à une discipline de gestion ou encore de l'effet de « *signaling* », en revanche, dans un contexte de récession l'endettement des effets positifs tels que la discipline

sur la gestion et l'effet de « *signaling* », et des effets négatifs comme l'effet de levier négatif, la réaction de méfiance des tiers d'exploitation, des clients et des fournisseurs, qui entraînent une perte de réputation. L'opposition de ces deux effets rend l'impact de l'endettement sur la dégradation de la situation financière de l'entreprise sans effet. C'est dans ce contexte que l'hypothèse 5 trouve sa légitimité.

Hypothèse 5 : « Les facteurs liés au niveau d'endettement ont un impact sur la situation financière des entreprises ».

6. La croissance, la taille et secteur d'activité de l'entreprise

Dans les années soixante-dix, les économistes contestent le postulat de croissance à tout prix. Selon eux, le déclin, le retrait et la discontinuité sont des éléments que tout responsable d'entreprise doit désormais intégrer et apprendre à gérer.

La croissance du chiffre d'affaires peut donner une appréciation sur l'activité de l'entreprise et une estimation de son risque économique. Ainsi, un accroissement du chiffre d'affaires en terme de pourcentage, accompagné d'un accroissement similaire ou supérieur du bénéfice avant intérêt et impôt, prouve que l'entreprise utilise efficacement ses moyens de production et qu'elle dispose d'opportunités de croissance potentielles. Cependant, si le risque d'exploitation s'accroît à la suite d'une baisse du chiffre d'affaires, alors l'entreprise peut se trouver dans une situation où elle sera incapable d'honorer ses engagements par manque de liquidité (Yim et Mitchell, 2002).

L'accroissement du niveau des stocks de produits finis à la suite de difficultés d'écoulement, entraîne une augmentation du niveau du besoin en fonds de roulement mettant ainsi l'entreprise dans une situation de difficulté financière à court terme. La diminution des ventes entraîne, quant à elle, une baisse des recettes. Dans les deux cas, l'entreprise peut avoir recours à l'endettement pour financer son cycle d'exploitation et bénéficier de la liquidité suffisante pour honorer ses engagements. Le recours accru à l'endettement ne fait que mettre l'entreprise dans une situation critique, dans la mesure où elle ne peut pas dégager suffisamment de *cash-flow* ce qui affecte négativement sa liquidité. L'accroissement des frais financiers affaiblit la

capacité bénéficiaire de l'entreprise qui risque d'être en situation de faillite si les actions d'ajustement ne sont pas déployées. L'augmentation des prix des produits finis peut ne pas être la solution adaptée pour augmenter le chiffre d'affaire dans la mesure où cette action peut faire perdre à l'entreprise une partie de sa clientèle. Pour se prémunir contre le risque de baisse des ventes, l'entreprise peut dans certains cas, procéder à la diversification de ses produits ou avoir recours à des circuits de distribution différents.

Selon Pompe et Bilderbeek (2005), si une entreprise prend le chemin de la défaillance, cela est dû, en premier lieu à des mouvements de baisse de l'activité et de la rentabilité, ensuite une situation d'insolvabilité sera constatée à l'encontre de ses créanciers et enfin une dégradation de sa liquidité. Selon l'étude faite par Blazy et al (1993) sur 57 800 entreprises françaises, tous secteurs confondus, excepté les entreprises agricoles, les organismes financiers et le secteur tertiaire non marchand, les difficultés apparaissent plusieurs années avant la défaillance. Selon ces auteurs, les entreprises qui déposent leur bilan se caractérisent généralement par une combinaison productive atypique, leur capital est très faible, leur taux de marge est peu élevé et en constante diminution sur la période étudiée, (1986 à 1990), elles maintiennent artificiellement leur rentabilité financière par des opérations en capital qui ont pour effet d'affaiblir leurs capacités productives, et elles sont fragilisées par un fort endettement à court terme. En outre, ces auteurs affirment qu'en ce qui concerne les petites et moyennes entreprises, le processus de défaillance résulte plus précisément d'un processus de déclin des performances jusqu'à la date de cessation de paiement (Blazy et al 1993). Le déclin des performances peut correspondre, soit à une insuffisance temporaire de trésorerie, soit à une dégradation durable de l'activité, de telle sorte que la solvabilité à long terme de l'entreprise soit affectée, ce qui est un cas d'insolvabilité. Dans une comparaison récente entre les entreprises industrielles britanniques et russes, Hunter et Isachenkova (2001) remarquent que l'indicateur dominant de la défaillance en Russie c'est la baisse en niveau d'activité et une faible rentabilité, alors qu'en Grande Bretagne c'est l'augmentation des taux de l'endettement et la baisse de liquidité qui engendrent la défaillance.

En ce qui concerne la taille et secteur d'activité, le risque de tomber en faillite diffère selon l'industrie à laquelle appartient l'entreprise. Thornhill et Amit (2003), conclut que 78% des entreprises défaillantes sont des entreprises industrielles.

Sharabany (2004) constate que le secteur des entreprises industrielles est plus affecté par la défaillance que le secteur des services et du commerce. Parmi les entreprises industrielles, ce sont les technologies traditionnelles, notamment celles du textile qui sont plus particulièrement concernées par la liquidation. A coté du facteur relatif à l'industrie, Sharabany (2004) conclut que les entreprises défaillantes sont généralement celles dont l'effectif moyen est faible. Généralement, la taille de la firme est déterminante car elle conditionne l'existence d'économies d'échelle dans la production d'informations par les créanciers.

Le rôle des PME paraît évident dans l'économie. Leur dynamisme se traduit notamment par le nombre important de créations d'entreprises. Il est malheureusement contrebalancé par un nombre tout aussi élevé de disparitions. Souvent, la taille de ces entreprises rend difficile la prévision de leur défaillance en raison du manque d'information. Dans ce cadre, Edmister (1972) fut le premier dans ce domaine à prévoir la défaillance des P.M.E. De son propre aveu, les difficultés relatives à l'obtention des données, sont du manque d'intérêt accordé à l'époque à ce champ de recherche, alors que les petites entreprises sont en général les plus touchées par la faillite.

L'importance des P.M.E, et tout particulièrement des très petites entreprises (T.P.E.), n'est plus à démontrer. Selon Marchesnay (1993) « *L'écrasante majorité des entreprises sont de petite, voire très petite taille* ». Souvent, pour ce genre d'entreprises le nombre de salariés est compris entre 0 à 10, et l'identification de l'entreprise au dirigeant-proprétaire est particulièrement forte. Si l'on parvient à prévoir suffisamment tôt le risque de défaillance d'une entreprise, il sera possible d'y remédier dans un certain nombre de cas, nonobstant la diversité et la multiplicité des causes à l'origine de ces défaillances (Malécot, 1997). De ce fait, et sur un échantillon de 500 T.P.E, Tilmont (1998) s'intéresse dans sa recherche à la mortalité des T.P.E. La relation entre la taille de l'entreprise, secteur d'activité et la défaillance des entreprises a été critiquée par Beaver (1966). Dans cette étude, Beaver (1966) affirme qu'il faut incorporer au modèle de la prévision de la défaillance des entreprises de même taille et appartenant aux mêmes secteurs d'activité pour éviter d'avoir des résultats biaisés, ce qui poserait des problèmes de prévision. Toutefois, il se peut que la taille et le secteur d'activité aient un pouvoir explicatif qui n'ait pas été considéré dans le travail.

Contrairement à ce qui est évoqué auparavant, Pompe et Bilderbeek (2005) estiment qu'il n'y a pas une relation entre la taille de l'entreprise et la défaillance. Ils tendent à démontrer que la défaillance des entreprises ne dépend pas de leur taille, mais surtout du fait qu'elle n'est pas anticipée car elle est due à des chocs accidentels. Helal (1994), ne partage pas ce point de vue, puisqu'il affirme que : « *la défaillance d'une entreprise est rarement un accident. Elle est, le plus souvent, l'aboutissement d'un processus de dégradation plus ou moins long* ».

Platt et Platt (1991) considère que l'ajustement du modèle de prévision de la défaillance à l'industrie performe le modèle non ajusté, et que la profitabilité et la solvabilité de l'entreprise représentent les facteurs les plus déterminants qui distinguent les entreprises saines des défaillantes, alors que Theodossiou (1987) ne trouve aucune différence ou amélioration entre le modèle ajusté à l'industrie et celui qui ne prévoit pas cet ajustement. Les petites entreprises, diffèrent considérablement par leur taille, leurs structures et leurs modes de gestion, des grandes unités. Plusieurs modèles de développement sont fondés sur la notion de taille et de maturité. Le modèle le plus achevé demeure celui de Churchill et Lewis (1983). Il met en évidence cinq stades de développement caractérisés par un indice de taille, de diversité et de complexité à partir de cinq indicateurs de gestion : mode de gestion, structure organisationnelle, importance des systèmes formels, objectifs stratégiques majeurs et participation de l'entrepreneur à la société. Les stades successifs sont l'existence, le maintien, la réussite, l'essor et l'exploitation maximale des ressources. Chaque stade contient en germe des éléments de crises qui, s'ils ne sont pas maîtrisés, peuvent aller jusqu'au dépôt de bilan.

Les crises de lancement et de liquidité se rattachent au premier stade, celui de l'existence, alors que le maintien appartient au deuxième. La troisième étape, qui est celle de la réussite et la quatrième, celle de l'essor, sont plus particulièrement marquées par des crises de délégation, de *leadership*, voire de financement. Enfin, la cinquième étape, qui est celle de l'exploitation maximale des ressources, pose le problème de la pérennité de l'entreprise et de sa transmission. Ces modèles sont critiqués aujourd'hui pour leur côté systématique, car toute entreprise a vocation à passer par tous les stades de développement.

Finalement, même si les facteurs généraux de défaillance sont identifiés, il n'existe pas de modèle universel, car il faut intégrer dans l'analyse un certain nombre de facteurs de contingence tels que l'âge, la taille ou le secteur d'activité. De ce fait, la complexité de ce phénomène nous amène à analyser dans la section suivante les approches stratégiques, organisationnelles et managériales de la défaillance.

III. Les approches stratégiques, organisationnelles et managériales explicatives de la défaillance

Depuis quelques années, les chercheurs ont fondé leur intérêt pour la prévision de la défaillance dans les PME, davantage sur les critères stratégiques et psychosociologiques que sur des critères strictement financiers. L'examen des résultats des recherches incorporant des indicateurs non financiers met en évidence une certaine divergence. Contrairement à certaines études qui n'ont pas réussi à démontrer la présence d'un effet réel de ces indicateurs dans la détermination des causes essentielles de la faillite des entreprises, d'autres, ont confirmé l'influence significative de certains critères autres que financiers sur ce phénomène. Ces courants de recherche ont jusqu'à présent peu contribué à l'analyse spécifique des problèmes liés à la défaillance.

Pendant longtemps, la notion de stratégie a été présentée comme une réponse implicite ou explicite, à l'idée de compétition, voire de conflit. Désormais, la stratégie d'une entreprise, peut être définie comme le choix, la détermination de l'intensité et la nature des engagements qu'elle prendra, compte tenu de la concurrence et de l'environnement futur des domaines dans lesquels elle s'engagera.

Afin d'atteindre ses objectifs, toute entreprise doit choisir une stratégie qui prenne en considération non seulement ses spécificités, notamment ses points forts et ses points faibles, ses atouts et ses handicaps, mais aussi les caractéristiques de son secteur d'activité. Cette stratégie est définie par la politique générale de l'entreprise qui porte sur les plans d'action à long et moyen terme. Ces plans incluent les choix d'investissement, la politique commerciale adoptée, ainsi que sur la politique financière. Selon Guilhot (2000), le succès ou l'échec de l'entreprise dépend à la fois de facteurs internes notamment humains, techniques, financiers, organisationnels et externes, dont on peut citer parmi les plus importants, la concurrence, la législation

et le marché. Les cadres théoriques de référence font appel à l'économie en ce qui concerne les étapes de la croissance et le cycle de l'activité, aux sciences sociales pour la théorie des organisations et aux modèles d'analyse stratégiques développés depuis les années 70 et 80 à propos des portefeuilles d'activités, des forces concurrentielles et à la chaîne de valeur. Pour les partisans de ce courant de réflexion, la défaillance résulte du non respect des préconisations stratégiques. Si la confrontation entre l'analyse interne qui porte sur le profil des forces et des faiblesses et l'analyse externe, relative aux opportunités et menaces est défavorable, l'entreprise est condamnée à disparaître.

La dimension organisationnelle de l'entreprise comprend sa structure, ses politiques et sa culture. La contribution de ce type d'approche à la compréhension des mécanismes de défaillance doit être appréciée en termes de structure, c'est-à-dire de mode organisationnel, de processus en ce qui concerne la qualité et la pertinence des systèmes de gestion mis en place et de comportement des acteurs, notamment du rôle du dirigeant ou du chef d'entreprise. Les facteurs généralement mis en exergue dans ces approches sont la qualité du management, la multiplication des erreurs de gestion, la personnalité et l'environnement socioculturel du dirigeant. De ce fait, la complexité du phénomène de faillite, nous amène à analyser dans ce qui suit, l'aspect stratégique qui relie le phénomène au contexte concurrentiel de la firme, ainsi que l'aspect organisationnel et managérial au sein de l'entreprise.

1. La concurrence

Cette analyse vise à déterminer le potentiel, c'est-à-dire les opportunités offertes par le secteur et à identifier les concurrents qui se battent sur le même terrain avec des armes identiques, en constituant éventuellement des références plus fines sous la forme de groupes stratégiques. Selon Jayet et Torre (1994), une entreprise dispose d'un avantage concurrentiel par rapport à ses concurrents lorsqu'elle possède une meilleure maîtrise d'une compétence dans son domaine d'activité. Cet avantage constitue alors un facteur de succès que l'entreprise pourra exploiter pour améliorer sa position concurrentielle, c'est lui qui dote l'entreprise d'une force par rapport à ses concurrents dans un secteur d'activité donné, pour y parvenir, nous allons avoir recours à la chaîne de valeur fondée par Porter (1986), d'après laquelle l'ensemble des activités de l'entreprise créatrices de valeur, sont à la base de l'avantage

concurrentiel. En fait la chaîne de valeur identifie les différentes phases d'élaboration d'un produit, depuis sa conception jusqu'à l'après-vente, en passant par toutes les étapes intermédiaires qui existent entre ces deux points. De même, elle examine la manière dont l'entreprise maîtrise ses fonctions de conception, de production, de commercialisation et de distribution et ce, dans le but de saisir l'évolution des coûts et le potentiel de différenciation de l'entreprise. En effet, une entreprise se différencie de ses concurrents lorsqu'elle est à même d'acquérir une caractéristique unique à laquelle la clientèle attache une valeur qui dépasse la simple valeur ajoutée. Cette valeur correspond au montant qu'un client est disposé à payer pour acquérir un produit, l'entreprise doit donc évaluer au moyen de la chaîne de valeurs, les activités créatrices de valeur qui lui sont propres, afin de déterminer sa contribution aux besoins de la clientèle, et augmenter ainsi sa part de marché.

A cet égard, la création d'une clientèle de base est indispensable à la survie de toute entreprise, quel que soit le secteur d'activité ou la nature du produit ou du service offert. L'étude générale de la faillite des entreprises menée au Royaume-Uni par Hall (1992) a conduit cet auteur à considérer explicitement l'adoption d'une stratégie de marketing inefficace comme une cause d'échec. À la suite d'une étude longitudinale de l'échec des entreprises, Mitchell (1994) a conclu que l'élément commercial le plus problématique est le marketing ou son absence, ainsi que la croissance au niveau des activités de l'entreprise.

Pour les modèles d'analyse de portefeuille (BCG (1980)) c'est l'analyse simultanée de la position concurrentielle et de la valeur de l'activité qui permet d'élaborer une stratégie globale. Dans la mesure où toute activité suit un cycle de vie bien identifié, les trajectoires de l'échec et de la faillite sont celles qui conduisent à la marginalisation de l'activité. Le groupe Boston Consulting Group (B.C.G (1980)), propose d'analyser le portefeuille de produits d'une entreprise au moyen d'une matrice, en prenant en considération deux dimensions fondamentales : la croissance du marché et la part de marché relative. Pour cela, un tableau à deux dimensions est tracé. L'abscisse permet d'indiquer la part de marché relative de l'entreprise et de positionner chacune de ses activités par rapport au premier concurrent le plus puissant. L'ordonnée, elle, sert à constater la croissance du marché et permet de classer les activités de l'entreprise en fonction du taux d'augmentation des ventes de leur secteur respectif.

Au terme du processus d'évolution des activités de l'entreprise, une firme en situation d'échec ne possède plus que des activités à problèmes. Soit leur rentabilité est faible alors qu'elles nécessitent d'importants besoins financiers, ce qui pose un dilemme à l'entreprise ; soit elles réclament de faibles moyens financiers, mais ne sont plus rentables, et de ce fait ne permettent plus d'atteindre le point mort. Ces modèles, historiquement datés qui reposent sur la notion de domination par les coûts et sur des stratégies de volume, s'appliquent mal aux petites et moyennes entreprises. Porter (1986) réintroduit la notion de secteur d'activité, de filière et de technologie. Cet auteur signale qu'en plus des rivalités entre firmes du même secteur, l'entreprise se trouve confrontée à un régime de forces contradictoires, notamment les pressions exercées par les fournisseurs et les clients, les menaces des nouveaux entrants et des produits de substitution, et parfois même, au rôle ambigu de l'État. Face à ces agressions permanentes, l'entreprise doit développer des compétences particulières, sinon elle risque d'être éliminée. La menace relative aux nouveaux entrants dépend de l'existence de barrières à l'entrée, et des réactions des concurrents implantés sur le marché. Leur existence a un effet sur le choix stratégique des entreprises (Pene, 1983). Ces barrières sont les suivantes :

- *Les économies d'échelle* : qui dissuadent l'entrée en forçant le prétendant, soit à produire de grandes quantités soit à accepter un handicap au niveau des coûts.

- *La différenciation du produit* : l'existence d'une image de marque dresse une barrière en obligeant les nouveaux venus à investir beaucoup de temps et d'argent pour lutter contre la fidélité du consommateur aux marques existantes (Hetzel (1996)).

- *L'accès aux canaux de distribution* : lorsque les canaux sont limités, leur contrôle par les concurrents en place est tellement important que les prétendants à l'entrée sont parfois obligés de créer leurs propres canaux de distribution pour avoir accès au marché. Cette situation s'applique aussi bien pour les grossistes que pour les détaillants.

- *La politique gouvernementale* : Les pouvoirs publics limitent l'accès à certains secteurs d'activité par des mesures législatives ou réglementaires. Les textes relatifs à la propriété industrielle ne permettent pas de fabriquer le produit si on ne

dispose pas d'une licence pour pouvoir le faire, et de nombreux secteurs d'activité sont soumis à une réglementation stricte.

2. La technologie

Parmi les travaux s'intéressant de façon spécifique à la défaillance des PME, il faut citer les modèles de risques développés par Marchesnay (1985) et ceux de Sandberg et al (1987). Partant d'une analyse dépendance / volatilité, Marchesnay (1985) identifie trois risques particuliers : *le risque de dépendance technologique*, *le risque de dépendance commerciale* qui est fonction de l'étroitesse ou de la largeur du couple produit-marché, *le risque de volatilité technologique* qui est lié à l'émergence virtuelle d'une technologie de substitution. La prise en compte simultanée de tous ces risques caractérise une ligne globale de risque qui, sur un plan opérationnel, permet de choisir les bonnes options stratégiques. Quant à Sandberg et al (1987), ils affirment que la croissance est source de fragilité des PME lorsque les moyens nécessaires à son maintien ne suivent pas. Ce risque global permet de définir la stratégie que devrait appliquer le chef de l'entreprise. En raison de la dépendance des objectifs à court terme et à long terme de l'entreprise, toute défaillance des plans d'actions à long terme sera répercutée dans la gestion à court terme. C'est ainsi que la défaillance de l'entreprise découle de l'obsolescence technologique qui engendre des prix de revient non compétitifs sur le marché ainsi qu'une production insuffisante qui ne peut satisfaire la demande (Kazanjian, 1988).

A cet égard, le risque technologique a une incidence sur le choix d'investissement, si celui-ci n'est pas adapté aux besoins de l'entreprise ou s'il n'est pas cohérent avec les capacités techniques de celle-ci ou s'il ne tient pas compte de son potentiel commercial.

3. La relation avec les partenaires

Selon Porter (1986), les clients, les fournisseurs, les nouveaux entrants, les produits de substitution et les concurrents, sont les cinq éléments nécessaires à l'analyse de l'environnement d'une entreprise. Une bonne connaissance de l'environnement constitue la première étape pour définir une stratégie, elle est essentielle à la fixation des objectifs et pour définir les moyens d'action nécessaires à

la réalisation des objectifs. En effet, une entreprise est constituée par une coalition d'individus ou de petites entités qui travaillent ensemble dans un but commun, et qui, pour l'atteindre, sont prêtes à confier à l'une entre-elles le rôle de leader ou de catalyseur. A cet égard, l'effet domino dû au risque client et fournisseur, la relation banque entreprise, fait partie de la liste des indicateurs explicatifs de l'environnement des entreprises qui agit effectivement sur leur situation financière et, de ce fait, sur la stratégie adoptée.

Afin d'appréhender le rôle joué par les banques dans le financement des entreprises et plus précisément des PME en raison de leur incapacité à accéder au marché financier, la relation banque – entreprise, semble être une variable très pertinente pour expliquer le degré de liquidité des entreprises. Selon Helal (1994), le risque de crédit est un risque transmis. C'est-à-dire qu'il prend naissance au niveau de l'entreprise et qu'il est ensuite transféré à la banque en sa qualité de créancier. Ce phénomène rend l'analyse du risque de crédit indissociable de l'analyse du risque global couru par l'entreprise, qui est une combinaison de ses risques industriels, commerciaux et humains. De ce fait, la prévention de la défaillance est très importante pour les institutions bancaires car les problèmes qui pèsent sur la relation entre l'entreprise et ses créanciers, les banques notamment, peuvent être à l'origine d'une crise de trésorerie, qui peut aboutir au défaut de paiement. En effet, comme le précise Helal (1994), les banques manquent d'informations sur les caractéristiques des emprunteurs au moment où ils déposent leurs demandes de crédit, et notamment sur leur volonté future de remboursement.

Ces asymétries les confrontent à un risque permanent d'anti-sélection et de rationnement aléatoire de leurs clients. La dégradation de la relation banque-entreprise, est attribuée au manque de sources de financement qui pèse lourdement sur les entreprises et notamment sur les PME-PMI.

En présence du problème d'asymétrie d'information avec l'emprunteur, la garantie permet de rationner au moment de la garantie. De plus, en période de récession, la baisse du prix des actions, augmente ses besoins de financement, et donne à penser que l'entreprise est défaillante ; dans ce contexte, les prêteurs vont avoir un comportement très sélectif pour accorder des crédits. Si la valeur de l'entreprise baisse et si les gestionnaires ne prennent pas les mesures nécessaires pour corriger la situation, la firme risque de tomber en faillite.

Fedhila et Dhiab (2005), considèrent que les relations de clientèle qui s'établissent entre les banques et leurs clients, sont fondées sur la répétition dans le temps des relations de crédit. De telles relations instaurent la confiance entre l'entreprise cliente et sa banque, encouragent le transfert du flux informationnel entre eux, et aident par suite à réduire les problèmes d'asymétrie d'information. Conjointement aux données comptables, des informations liées à l'organisation de l'entreprise ou à la nature de son financement, notamment, peuvent être utilisées. Fedhila et Dhiab (2005) introduisent comme variables explicatives : le nombre de banques auprès desquelles les entreprises sont endettées comme étant une mesure de l'exclusivité relative de la relation banque-entreprise, et la variable durée de la relation entre l'entreprise et la source du financement mesurée en nombre d'années de relation. La significativité de ces deux indicateurs présente une relation déterminante pour l'octroi de crédits d'investissement. Autrement dit, plus la relation banque-entreprise est ancienne, plus le banquier est susceptible de faire une réponse favorable à l'octroi de crédits d'investissement par rapport à celle du rejet. La variable « nombre de banques » traduisant l'exclusivité relative de l'entreprise est également significative, elle est révélée négative. Ce résultat signifie qu'un grand nombre de partenaires bancaires de l'entreprise n'incite pas les banquiers à opter pour la décision d'octroi de crédits d'investissement. Dans le cadre d'une relation de clientèle banque-entreprise, Helal (1994), explique que seules les principales banques de l'entreprise arrivent à dégager une rente de l'information générée par leurs relations de crédit. Cela n'est possible que si cette information l'information n'est pas transférable à d'autres banques. Selon Malecot (1981), lorsque la solvabilité de l'entreprise se dégrade, les banques voient leur rôle s'accroître, et pour parer à ce risque d'entreprise, des mesures de resserrement des conditions de crédit sont alors prises. Par conséquent, on s'attend à l'existence d'une corrélation positive entre le nombre de faillites et le resserrement des conditions du crédit.

4. L'apprentissage et l'expérience

Les entreprises déjà installées peuvent disposer, au niveau des coûts, d'avantages inaccessibles à leurs concurrents potentiels, quelles que soient leur taille et leurs aptitudes à réaliser des économies d'échelle. Il s'agit des avantages qui découlent de l'apprentissage et de l'expérience. Selon Thornhill et Amit (2003), le handicap de l'inexpérience comprend des éléments liés spécifiquement à la direction de l'entreprise. En effet, à mesure que l'entreprise vieillit et que les cadres élargissent et approfondissent le champ de leurs connaissances des clients, des fournisseurs, des concurrents entre autres, les lacunes éventuelles d'information dans ces domaines deviennent moins importantes. Par conséquent, l'échec des jeunes entreprises dépend des connaissances, des compétences et des aptitudes générales de la direction. Cooper et al. (1994) remarquent que le savoir-faire de la direction pourrait influencer sur le rendement de l'entreprise grâce à l'adoption de stratégies plus prometteuses et de meilleures méthodes de gestion. Ils soutiennent en outre, qu'un savoir-faire ayant trait à un secteur d'activité spécifique, offre à l'entreprise un avantage qui se traduit par une compréhension tacite des facteurs clés de succès dans le secteur, une connaissance spécialisée du produit ou des technologies, ou une forte cote d'estime auprès des clients et des fournisseurs. Il est possible de rattacher à ce courant le modèle séquentiel de faillite développé par Lebrary (1996). Cet auteur a évalué l'entreprise à partir d'un certain nombre de caractéristiques négatives, signes avant-coureurs de défaillance : il s'agit de *défauts* tels que le management autocratique, un conseil d'administration passif, une insuffisance des procédures de pilotage ou de produits obsolètes *d'erreurs* notamment un endettement excessif ou un développement trop rapide, ou de *symptômes* tels qu'une notation financière insuffisante ou une rotation rapide des effectifs. L'entreprise idéale obtiendrait bien évidemment la note 0 se fondant sur *sa propre expérience*. L'auteur suggère que le risque de défaillance est élevé lorsque la note dépasse 25. L'application du modèle élaboré de façon intuitive avec des réflexions de bon sens, suppose une bonne connaissance de l'entreprise et laisse une très grande part à l'observation.

5. Les besoins en capitaux

L'insuffisance de capital est une mesure très importante du risque de défaillance des entreprises, et plus précisément des PME. Altman (2006), affirme que l'existence de fonds propres suffisants constitue une condition indispensable à la création et au développement des entreprises. Or, une proportion importante de nouvelles entreprises, ne disposerait que du capital minimum requis par la loi. Boardman et al (1981) ont examiné la question de la gestion financière et de l'échec de l'entreprise. Outre le problème de l'insuffisance de capital investi au moment de la création de l'entreprise, ils notent que les gestionnaires ont également mal géré les ressources dont ils disposaient et (ou) n'ont pas réussi à établir les politiques appropriées pour financer la croissance subséquente de l'entreprise. Les résultats empiriques de ces auteurs montrent donc que chez les entreprises qui ont connu l'échec, la gestion financière et le maintien d'une structure appropriée des capitaux dès la création sont des facteurs critiques de la survie de l'entreprise. Adjouad et Zéghal (1996) ont affirmé que la faillite est le résultat des lacunes dans la gestion stratégique. En effet, pour la structure même de l'entreprise, l'insuffisance de capitaux de départ et de fonds de roulement net, l'augmentation des charges financières et salariales, ainsi que l'exigence d'un investissement important, en particulier en dépenses non recouvrables, comme la publicité ou la recherche et développement, entraînent la dégradation de l'entité économique. De même, l'organisation de la circulation de l'information dans l'entreprise est souvent à l'origine des difficultés d'exploitation. Saporta (1994) remarque que certaines créations d'entreprises, dont le capital initial est modeste peuvent parfaitement connaître des développements imprévus en changeant totalement de nature et que les modèles évoqués ont moins pour objectif d'expliquer pourquoi les organisations grandissent, que de montrer comment elles sont affectées par la croissance et les problèmes qui lui sont associés.

6. La qualité du management et la multiplication des erreurs de gestion

Face à un environnement turbulent, la capacité de survie de l'entreprise dépendrait de son aptitude à adapter un mode de configuration compatible avec les exigences de celui-ci. C'est la raison pour laquelle il faut s'interroger sur le type d'organisation à choisir en fonction des variables économiques et des conditions du marché afin de mieux comprendre la nécessité et le fondement d'une telle adaptation (Guilhot, 2000).

L'une des causes fondamentales de défaillance résulte du manque d'expérience ou de l'incompétence des dirigeants. Pour Thornhill et Amit (2003) c'est le niveau de rationalité du propriétaire dirigeant qui conditionne la survie ou l'échec de l'entreprise, et plus particulièrement dans les PME. Ces auteurs ont insisté sur les faiblesses inhérentes au management, notamment : le savoir-faire général ou l'expérience managériale formelle du monde des affaires, le capital initial, l'analyse de marché. Ils ont trouvé que le manque de compétences de gestion joue un rôle dans la faillite. Quant aux erreurs de gestion, elles sont mentionnées dans presque toutes les études. Parmi les facteurs pouvant compromettre le développement ou la survie d'une entreprise, sont généralement cités : le manque de formation, l'absence de système d'information structuré. A ces facteurs traditionnels, les approches managériales actuelles axées sur les sources de performances et de compétitivité ajoutent des facteurs tels que la maîtrise des coûts, de la qualité et des délais (Louart (1996)).

Dans le même ordre d'idée et dans la pensée de Malécot (1997) l'explication des défaillances par l'erreur de gestion est purement répétitive. Selon cet auteur, tous les actes de gestion d'une entreprise sont considérés comme des erreurs pour l'unique raison qu'elle a fait faillite. Les mêmes actes ne se trouvent-ils pas dans des entreprises en activité ? Ces dernières ne commettent-elles jamais d'erreur ? Comment définir l'expertise légitime en gestion ? Généralement, nous ne prêtons guère attention à ces questions. L'absurdité apparente de l'explication par l'erreur apparaît plus nettement encore en prenant un peu de recul. Thornhill et Amit (2003) proposent une typologie comportant quatre causes de déclin : *l'atrophie organisationnelle* ou processus par lequel la firme n'évolue plus au même rythme

que son environnement, *la vulnérabilité organisationnelle* souvent décelée à l'intérieur de certaines périodes du cycle de vie de la firme, *la perte de légitimité* associée au processus d'acceptation sociale des activités auxquelles s'adonnent l'organisation et *l'entropie de l'environnement* ou processus par lequel le milieu ne peut supporter ou absorber l'ensemble des activités de la firme.

7. La personnalité et environnement socioculturel du dirigeant

Consacré à l'étude organisationnelle des entreprises, l'accent a été mis sur les qualités personnelles du dirigeant. Thompson (1963), arrive à la conclusion que la première cause de l'échec résulte des insuffisances du dirigeant, de même dans les travaux de Desreumaux (1996) les caractéristiques environnementales et psychologiques du dirigeant sont systématiquement mises en évidence. En plus des variables telles que l'âge, la religion, l'éducation, l'expérience antérieure et les antécédents familiaux, des variables plus subjectives sont intégrées à l'analyse : valeur personnelles, caractéristiques individuelles et sociologiques critères d'ordre moral, puisque l'ancienneté du dirigeant dans l'organisation favorise la cohésion sociale qui mène à une réticence à répugnance de tout changement stratégique (Thornhill et Amit, 2003 ; Usbasaran et al., 2010).

La théorie microéconomique classique demeure toutefois dominée par une représentation limitée de la situation de la firme et de son environnement, tels que la situation de concurrence pure et parfaite, la rationalité des agents, la maximisation du profit, la prééminence de l'échange sur la production. Les partisans de la théorie de l'agence, estiment que les causes de défaillance sont plutôt à rechercher dans le dysfonctionnement d'un système de relations contractuelles entre agents individuels. Finalement, partant du constat que les modèles financiers de prévision de faillite s'attachent plutôt à la description des symptômes qu'à la recherche des causes, certains chercheurs se sont proposés de les enrichir par l'adjonction de variables non financières, stratégiques pour la plupart. L'analyse stratégique permet de déceler les différentes causes de vulnérabilité de l'entreprise et donne un éclairage sur son avenir en rapprochant les caractéristiques de son environnement de ses compétences, grâce à une analyse de son environnement et de la chaîne de valeur. De même le rapprochement de la théorie du cycle de vie du produit, ou de l'activité à leur stade

de développement est un outil d'analyse stratégique, puisque chaque phase du cycle est liée à des actions stratégiques. S'appuyant sur la théorie du cycle de vie d'une entreprise, chaque phase de ce cycle est associée à une cause de défaillance particulière (Saporta, 1994). La survie de l'entreprise dépend de sa capacité à mobiliser les ressources de son environnement interne et externe.

- En effet, une entreprise qui vient d'être créée est généralement dépendante de son environnement. C'est donc une appréciation du marché ou une erreur dans la politique de marketing qui précipite l'entreprise vers les difficultés.

- Dans la phase de croissance, l'élément déterminant demeure les ressources : insuffisance de fonds propres, manque de personnel qualifié, prix élevés des matières premières généralement en raison du faible pouvoir de négociation des entreprises de petite taille.

- Pour la phase professionnalisme, le risque trouve sa source dans le style de management soit en raison d'une mauvaise stratégie, de l'inadéquation des structures, du manque de vigilance, c'est donc le planning, l'organisation et le contrôle qui sont principalement mis en évidence en cas de difficultés.

- Dans la phase de consolidation, c'est la culture de l'entreprise qui demeure l'élément déterminant. Dans le cas d'une PME, c'est généralement le dirigeant qui écrit l'histoire de l'entreprise qui crée le sentiment d'appartenance à celle-ci chez ses employés. C'est donc la personnalité du dirigeant, qui peut générer des rigidités insurmontables et devenir une cause potentielle de faillite.

Pour Koenig (1991) les facteurs de disparition des jeunes entreprises peuvent s'expliquer par le principe selon lequel celles qui se lancent dans un nouveau secteur, risquent de mourir avant celles qui en font partie de puis longtemps, puisque les incertitudes commerciales, financières, stratégiques et/ou technologiques s'atténuent au fil du temps avec l'effet d'apprentissage. Elle peut également s'expliquer par le fait que le plus grand risque se situe lors du passage de l'enfance à la maturité. La maturité se caractérise par l'abondance de ressources et de pouvoir. Entre les deux, l'entreprise risque d'avoir épuisé ses ressources avant d'avoir atteint le pouvoir. Le tableau ci-dessous résume l'apport des approches stratégiques, managériales et organisationnelles.

Table 5: Synthèses des approches stratégiques, organisationnelles et managériales de la défaillance.

	stratégiques organisationnelles et managériales	
Problématique	Quel est l'ensemble des facteurs (forces et faiblesses) qui détermine le succès ou l'échec de l'entreprise face à son environnement ?	Dans quelle mesure le management est-il responsable de la défaillance de l'entreprise ?
Hypothèses	<ul style="list-style-type: none"> • Les sources de faillite sont multidimensionnelles et d'origine interne ou externe. • L'environnement et la concurrence sont des facteurs essentiels du succès ou de l'échec. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les caractéristiques personnelles du chef d'entreprise (statut, âge, niveau d'instruction, expérience antécédents, attitudes) jouent un rôle important ainsi que ses pratiques de gestion. • Caractéristiques personnelles et pratiques de gestion sont fortement conditionnées par l'environnement organisationnel du dirigeant.
Méthodologie	<ul style="list-style-type: none"> • Modélisation. • Analyse de cas et analyse de dossiers. • Analyses longitudinales et analyse factorielle. 	<ul style="list-style-type: none"> • Analyse de cas. • Questionnaires distribués à des dirigeants et entretiens. • Élaboration de modèles empiriques.
Résultats	<ul style="list-style-type: none"> • Identification des facteurs de défaillances spécifiques à la petite et grande entreprise. • Spécificités de la petite entreprise par rapport à la grande entreprise. • Mise en évidence du rôle joué par l'environnement et sa turbulence. • Approfondissement de la notion de risque. 	<ul style="list-style-type: none"> • Énumération des traits de personnalité des dirigeants des entreprises performantes et de celles qui sont en situation d'échec • La personnalité et l'expérience du dirigeant sont des critères prépondérants. • Le rôle du dirigeant est fondamental dans les PME-PMI. • Dialogue entreprise/entrepreneur.

Source : Guilhot (2000)

Nous constatons que beaucoup d'études ont été consacrées à l'examen des causes de faillite. Pourtant, très peu d'entre elles sont satisfaisantes car les causes et les conséquences sont souvent confondues, c'est la raison pour laquelle une étude de l'ensemble des approches explicatives de la défaillance s'avère nécessaire. En assimilant l'ensemble de ces éléments nous pouvons comprendre la défaillance et les facteurs qui en sont la cause. Pour cela, nous présentons dans la section suivante les différentes approches économiques explicatives de la défaillance.

IV. Les approches économiques explicatives de la défaillance

Les premières tentatives d'explication de la défaillance remontent à l'origine de la pensée économique. Chez les auteurs classiques, la faillite est le résultat d'une inadaptation passagère entre offre et demande. Pour les théories d'inspiration marxiste, la disparition des entreprises est liée à la baisse tendancielle du taux de profit et à la concentration.

Sur le plan macroéconomique, les économistes font très vite le lien entre faillite, cycle et crise. Dans les années trente, la théorie Keynésienne pose les fondements modernes de l'analyse en insistant sur le rôle de la consommation, de la capitalisation, de la masse monétaire, du taux d'intérêt et du décalage entre production et demande.

Les études antérieures montrent, incontestablement, que les agrégats macroéconomiques peuvent être utilisés pour expliquer la défaillance des entreprises. Altman (1983, 2005) part de l'hypothèse selon laquelle les conditions macroéconomiques peuvent intervenir, d'une façon importante, dans le phénomène de la défaillance. Il se propose d'examiner d'abord, l'influence de certains facteurs économiques sur la faillite des entreprises et de modéliser ensuite ce phénomène.

Pour cela, sur la base des travaux anciens et récents, nous estimons que les facteurs environnementaux macroéconomiques susceptibles de déclencher la défaillance, sont étroitement liés à la conjoncture économique, au nombre de créations d'entreprises, au marché monétaire, à la politique de crédit, au marché du change, à la variation du niveau des prix et à l'ouverture de l'économie aux échanges extérieurs.

1. La conjoncture économique

La survie de l'entreprise dépend, en partie, de la conjoncture économique. Une conjoncture difficile peut entraîner une mauvaise structure du chiffre d'affaires, un niveau de prix de vente incompatible avec le marché et par conséquent, une rentabilité insuffisante (Liou et Smith, 2007).

L'intérêt pour une meilleure connaissance des mécanismes de la défaillance est souvent accentué en période de récession économique (Lev, 1974 ; Delion, 2008 ; Blot et Le Bayon, 2009). Beaucoup d'entreprises disparaissent quand la conjoncture leur est défavorable. Mensh (1984), montre que l'augmentation de la défaillance en période de récession économique est liée aux facteurs externes à l'entreprise. Les entreprises qui survivent sont souvent celles qui ont pu identifier les changements, les prendre en considération et s'y adapter rapidement. De plus, le ralentissement économique intensifie la concurrence, accélère les réorganisations des activités et pousse souvent les entreprises à prendre des risques commerciaux non négligeables.

Altman (1984) et Johnson (1974), affirment que le taux de faillite augmente durant les périodes de récession et diminue durant les périodes d'expansion, et qu'il est possible de retenir le PNB (produit national brut) et/ou les bénéfices réalisés par l'ensemble des entreprises comme indicateurs de la croissance économique et de santé générale de l'économie. Pour cela ils établissent une corrélation systématique entre faillite et crise économique. Ces mesures sont les plus souvent utilisées dans des analyses similaires. Dans le même cadre, Sung et al (1999) se sont intéressés aux caractéristiques des périodes de récession et d'expansion et à la possibilité de les utiliser pour l'explication des défaillances d'entreprises. Plusieurs études utilisent le PIB et le PNB pour expliquer la détresse financière des entreprises (Famma et French (1995), Taffler(1999), Liu et Wilson(2000), Agarwalet et Taffler (2003)).

Tirapat et Nittayagasetwat (1999), Bunn et Redwood (2003) utilisent des modèles probabilistes dans lesquels ils introduisent le taux de croissance mensuel de la production industrielle comme indicateur de la conjoncture économique. Ils en concluent que la défaillance des entreprises est liée aux périodes de récession du cycle économique.

Plusieurs travaux de recherche ont essayé de mettre en évidence les variables macroéconomiques sur la faillite des entreprises à partir des modèles de régression économétriques qui tiennent compte du phénomène de retard (Khoufi et Feki, 2004), Rose et al (1982), Altman (1983)). A la lumière de cette méthode, un nouveau modèle a été considéré par Rose et al (1982) pour prendre en considération les différentes possibilités de retard, allant de un à quatre trimestres. Les résultats obtenus montrent que la faillite des entreprises peut être expliquée par les six variables macroéconomiques suivantes :

- les bénéfices après impôt par rapport aux revenus générés par les entreprises avec un retard de trois trimestres,
- le taux des bons de trésor U.S quatre-vingt-dix jours
- le taux d'intérêt avec un retard de quatre trimestres,
- les ventes en détail par rapport au PNB
- les investissements intérieurs privés par rapport au PNB avec un retard d'un trimestre,
- l'indice S&P 500 avec deux trimestres de retard.

Inspirés par la méthodologie précédente, Khoufi et Feki (2004) ont expliqué le lien entre le taux de défaillance des P.M.I et quelques indicateurs macroéconomiques notamment : le taux de créations d'entreprises, le taux de croissance de la masse monétaire, le taux d'intérêt moyen des crédits bancaires, le taux d'ouverture de l'économie et le taux de croissance du PIB. En ce qui concerne les quatre premiers indicateurs, un retard de deux périodes a été retenu dans leur modèle. Quant au taux de croissance du PIB, son impact sur le taux de faillite est toujours significatif jusqu'à un retard de trois années. A cet effet et à la suite de l'application de la méthode d'Almon sur cet échantillon d'entreprises, Koufi et Feki (2004) constatent que le modèle le plus pertinent ne prend pas en considération le taux de croissance du PIB ni le taux moyen des crédits bancaires comme indicateurs de défaillance des entreprises.

Enfin, le changement des conditions économiques affectant la totalité des industries peut avoir plusieurs sources parmi lesquelles on peut citer l'évolution technologique ou la modification des goûts et des préférences des consommateurs.

Aussi, est-il intéressant d'examiner si la défaillance des entreprises intervient uniquement dans des périodes particulières où la conjoncture économique est défavorable, ou si elle est causée par d'autres facteurs tels que la création de nouvelles entreprises, l'inflation, le marché monétaire, etc.

2. La création de nouvelles entreprises

Les statistiques relatives à l'ensemble des entreprises peuvent constituer une source d'information sur la faillite. La croissance du taux de lancement de nouvelles entreprises accroît le nombre de défaillances de celles-ci après quelques années de décalage. Plusieurs auteurs sont d'accord sur ce point.

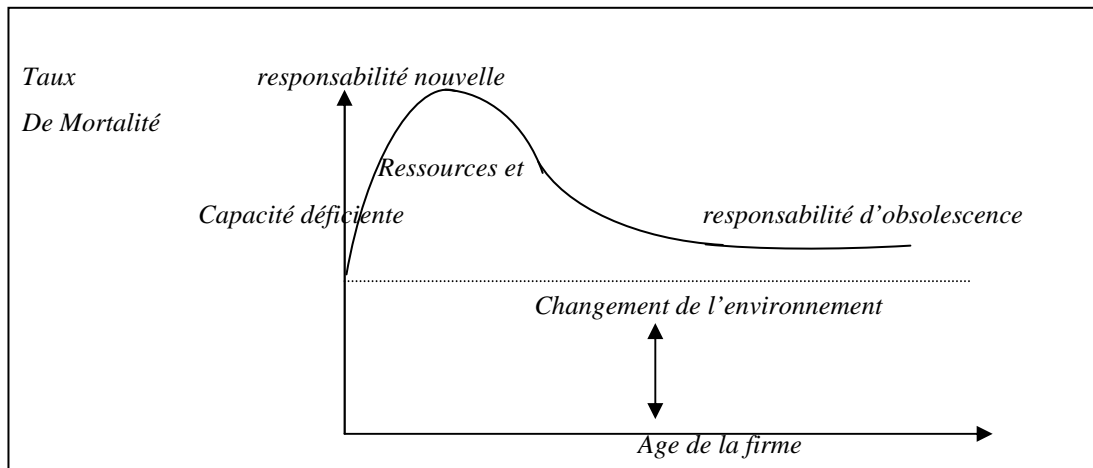
Altman (1983) affirme que lorsque le nombre de créations d'entreprises augmente, les faillites augmentent également. Le coefficient de régression de la variable est positif ce qui laisse à penser que plus il y a de nouvelles entreprises, plus le nombre de faillites s'accroît. Cette idée se présente comme évidente, dans la mesure où le nombre d'entreprises nouvelles augmente, certaines d'entre-elles sont amenées à disparaître en raison des multiples handicaps liés à leur jeunesse, aussi le taux de création des entreprises peut être retenu comme une variable explicative du taux de faillite. A cet égard, Altman (1983) remarque que plus de la moitié des faillites surviennent durant les cinq premières années et que plus du tiers sont le fait des entreprises de moins de trois ans. Selon cet auteur, cela s'explique par le fait que le temps nécessaire pour tomber en faillite est proportionnel au montant des fonds initialement investis dans l'entreprise, à une faible planification durant la phase du développement de l'activité, à une base limitée du capital et à une incapacité managériale. En effet, il existe un parallélisme entre la sous capitalisation et la vulnérabilité de l'exploitation. Koeing (1985) a montré que 50 % des faillites seraient le fait d'entreprises de moins de cinq ans. Cela est dû à des contraintes d'ordre commercial, à savoir le temps pour constituer sa part de marché et pour fidéliser la clientèle.

Dans le même ordre d'idée, Blazy et al (1993) estiment que c'est au cours des premières années de sa vie qu'une entreprise est particulièrement vulnérable. En effet, elle se heurte, entre autres, aux difficultés d'apprentissage, doit mettre au point son processus productif, assurer le développement du réseau de ses partenaires, mais

elle peut également se trouver dans un créneau mal choisi ou mal défini, et surtout, elle doit accéder impérativement à une taille critique. En réalisant une étude descriptive des entreprises françaises entre 1986 et 1990, ils ont constaté que près de 56 % des entreprises qui déposent leur bilan ont moins de cinq ans, alors que les entreprises qui se trouvent dans cette tranche d'âge représentent 30 % de l'échantillon. En outre, la part relative des entreprises défaillantes âgées de un à quatre ans est très importante avec un pic qui se situe entre deux et trois ans. Ce phénomène se réduit très nettement à partir de la sixième année. Sharabany (2004) affirme que généralement les entreprises tombent en faillite lorsqu'elles sont petites, leur capacité à augmenter le capital ou leur dette est faible et la demande domestique des prêts bancaires est limitée.

Le risque de disparition varie en fonction de l'âge de l'entreprise. A ce sujet, Pompe et Belderbeek (2005), se sont intéressés à la prévision de la défaillance sur la base d'un échantillon de PME belges entre 1986 et 1994, en procédant à une distinction entre les entreprises de plus de huit ans et celles de moins de huit ans. Ces auteurs constatent que les entreprises âgées ont plus d'expérience, de pouvoir de négociation avec les créanciers, de possibilités de financement et par conséquent un faible taux de défaillance. Par analogie aux travaux de Pompe et Belderbeek (2005), Thornhill et Amit (2003) examinent les déterminants de la défaillance des entreprises jeunes et âgées sur un échantillon de 339 entreprises canadiennes en 1996. L'analyse des variables qualitatives relatives à cet échantillon, permet de constater des différences systématiques entre les déterminants de la défaillance des entreprises qui font faillite au début de leur création et celles qui se trouvent dans cette situation après avoir réussi pendant un certain temps. Ces auteurs en concluent que les jeunes entreprises échouent à cause d'un manque d'expérience en gestion générale et de lacunes en termes de compétences en gestion financière. En revanche, l'échec des entreprises plus anciennes tient davantage à l'incapacité de s'adapter à l'évolution de l'environnement. Le graphique suivant met en relation l'âge de l'entreprise et le taux de leur disparition.

Figure 8: Age de la firme et risque de mortalité



Source : Thornhill et Amit (2003)

La corrélation entre le nombre de faillites et le nombre de créations d'entreprises n'est pas forcément évidente à établir. Certains auteurs soutiennent que le contexte de crise est favorable à la création, tandis que d'autres, au contraire, pensent que le taux de création d'entreprises augmente en période de croissance économique, alors que le risque de défaillance est tout aussi élevé.

Contrairement à une opinion largement répandue, qui voudrait qu'une économie en croissance favorise la création et le développement des entreprises, plusieurs études ont démontré qu'il existe une corrélation positive entre création et faillite, mais aussi entre croissance et récession. En utilisant les données du recensement industriel américain entre 1963 et 1982, Dunne et al (1989) aboutissent à la conclusion que les activités qui ont les taux d'entrée les plus élevés sont aussi celles qui ont les taux de sortie les plus forts. Plus récemment, Jayet (1993), après avoir analysé les répartitions sectorielles et spatiales des taux de création et de suppression entre 1988 et 1992, arrive à la conclusion que ces taux sont sensiblement équivalents.

Enfin, Les créations apparaissent comme un facteur susceptible d'accroître le nombre de faillites. La mortalité des entreprises est souvent attribuée à la faillite des jeunes entreprises.

En effet, le risque d'échec est plus élevé pour les jeunes entreprises. Aussi, le nombre important de créations d'entreprises dans les périodes d'optimisme économique, peut conduire à une augmentation des faillites lorsqu'elles sont confrontées à un cycle de ralentissement de la croissance. Donc, de toute évidence, la création de nouvelles entreprises conduit inévitablement à une augmentation des défaillances.

3. Le marché monétaire et la politique de crédit

Les conditions de crédit et le marché monétaire apparaissent comme les causes principales de la défaillance des entreprises. Plusieurs études ont été effectuées en incluant le taux d'intérêt moyen des crédits bancaires, la masse monétaire (M2) et en utilisant différentes techniques statistiques et économétriques (Khoufi et Feki, 2004). En effet, l'évolution de la masse monétaire indique le niveau de liquidité des entreprises, tandis que l'augmentation du taux d'intérêt des crédits bancaires explique une situation difficile pour les entreprises. Empiriquement la détection des facteurs explicatifs de la politique d'octroi de crédits d'investissement aux entreprises a suscité depuis des années, déjà, l'intérêt de plusieurs chercheurs (Turner et al, 1992 ; Helal, 1994, Smith, 2002, 2007).

Malecot (1981) précise que le rapport entre les conditions économiques du marché et la défaillance d'une exploitation est, en général fonction d'un durcissement des conditions bancaires, d'une restriction du crédit ou d'une hausse des taux d'intérêt. Altman (1983) constate que les firmes marginales déclarent rarement leur faillite, tant qu'elles peuvent disposer de crédits. Les mesures choisies pour refléter les conditions de crédit et de liquidité sont la masse monétaire, les réserves et le taux d'intérêt. Dès lors, l'augmentation du taux d'intérêt est généralement mal supportée par les entreprises, en particulier les plus vulnérables.

4. Le marché de change et la politique de crédit

Sharabany (2004), affirme que l'évolution du taux de change et la politique de crédit ont un impact sur la défaillance des entreprises. En effet, si une entreprise a des dettes libellées en monnaies étrangères, et si la monnaie locale se déprécie, elle devient incapable de couvrir ces dettes et elle risque donc de tomber en faillite. Deux facteurs peuvent déterminer la défaillance de cette entreprise : le premier est lié à la décision prise par son gestionnaire d'acquiescer des crédits en monnaie étrangère, le second facteur est macroéconomique et découle de la dépréciation de la monnaie locale.

Hunter et Isachenkova (2004), Bhattacharjee et al (2002, 2004), ont ainsi relevé un impact défavorable de la dépréciation du dollar sur la vie des entreprises britanniques. Ce résultat explique la baisse du taux de change par un désavantage sur la production locale. Généralement, le taux de change a des effets opposés sur le taux de défaillance des entreprises. En effet, l'augmentation du taux de change a un impact favorable sur la rentabilité des entreprises exportatrices. En revanche, pour les entreprises qui importent les matières premières, une hausse du taux de change engendre une baisse de celle-ci.

Sharabany (2004) estime qu'en raison de ces deux effets contradictoires, la variable du taux de change ne peut être considérée comme statistiquement significative dans l'estimation du taux de faillite.

5. La variation du niveau des prix

La valeur de l'entreprise et ses résultats sont fonction, en grande partie, du rythme de la dépréciation monétaire, puisque l'inflation a effectivement un effet favorable ou défavorable, selon les cas, sur la situation des entreprises en difficulté. Des travaux antérieurs, ont retenu le taux d'inflation ou le taux de croissance de l'indice des prix à la consommation comme étant l'indicateur de la variation du niveau des prix. Wadhvani (1986), affirme que l'inflation a un effet sur le taux d'intérêt nominal qu'engendre une augmentation du montant de dettes.

En effet, à court terme, l'inflation peut avoir un effet positif sur les entreprises dont le niveau d'endettement est élevé puisqu'elle leur permet de rembourser leurs dettes avec de l'argent déprécié. En revanche, à moyen terme, Mensah (1984), constate que les délais de réaction des entreprises, face à l'accélération de l'inflation s'avère long, ce qui a pour effet d'augmenter plus rapidement les coûts que les prix de vente.

Dès lors, l'anticipation incorrecte des variations du rythme d'inflation accentue la fragilité.

La pertinence de la variation du niveau des prix a été soulignée par Altman (1983) comme étant un facteur en liaison étroite avec le phénomène de la défaillance. Selon cet auteur, l'inflation peut, à court terme, avoir un effet positif sur la survie des entreprises marginales.

En principe, le taux de faillite est inversement corrélé avec une augmentation des prix qui n'a pas été anticipée. En effet, au cours des périodes d'augmentation non anticipée des prix, une entreprise marginale très endettée, qui a les moyens de payer ses dettes, le fait à l'aide d'une monnaie pas chère, ce qui peut lui permettre d'échapper à la faillite. Sharabany (2004) constate que lorsque l'inflation espérée augmente, deux cas de figure se présentent :

- Sharabany (2004) constate que lorsque l'inflation espérée augmente, les conséquences sur les entreprises, peuvent prendre deux formes différentes.

Une entreprise endettée à un taux nominal flottant qui ne peut pas avoir recours à des capitaux extérieurs, ne peut pas augmenter la valeur nominale de ses dettes. L'expérience d'un effet négatif du *cash-flow*, notamment le paiement des intérêts, augmente plus que la valeur des *outputs*, ce qui est dû au fait que le paiement de l'intérêt nominal que l'entreprise doit, inclut le paiement du principal. La valeur nominale des dettes de l'entreprise, excepté le paiement courant des intérêts, est identique à celle qui précédait l'augmentation des prix, alors que la valeur effective est devenue inférieure du fait de l'inflation. La différence entre la valeur réelle des dettes avant et après l'augmentation des prix s'exprime par un *cash-flow* négatif. Cette théorie démontre que le taux de liquidation est affecté par la différence de l'intérêt nominal constaté à ces deux périodes.

Une entreprise endettée à un taux nominal flottant, qui aurait recours à des capitaux extérieurs dans le même contexte pourra, en raison de l'augmentation de la valeur nominale de ses actifs, bénéficier d'un emprunt qui lui permettrait de compenser l'effet négatif du *cash-flow*. Ces constatations permettent de conclure que, si une entreprise peut emprunter grâce à la valeur vénale de ses actifs, l'inflation espérée doit être neutre, elle n'aura donc aucun impact réel. En revanche, pour une entreprise qui a des contraintes de crédit, une inflation importante augmente la probabilité de défaillance en raison de l'effet négatif du *cash-flow* généré par un taux d'intérêt nominal élevé. En revanche, pour une entreprise qui a des contraintes de crédit, une inflation importante augmente la probabilité de défaillance en raison de l'effet négatif du *cash-flow* généré par un taux d'intérêt nominal élevé. Cette situation conduit à une réduction des niveaux des investissements et provoque une dégradation de l'activité réelle de l'économie. Conformément aux travaux de recherche de Liu et Wilson (2002), la baisse du taux de défaillance est contrôlée par le taux d'intérêt et le taux d'inflation. En effet, ces auteurs estiment que les causes macroéconomiques de la défaillance ne peuvent être ressenties qu'à long terme. A cet effet, dans un modèle à correction d'erreurs, qui porte sur une période allant de 1961 à 1998, il régressent : le taux de faillite des entreprises par rapport au taux d'intérêt nominal, au taux réel des prêts aux entreprises du même secteur, au taux d'entreprises nouvelles entrant sur le marché, à l'indice des prix à la consommation, ainsi que le rapport entre le bénéfice de l'entreprise et le revenu qu'elles génèrent.

L'instabilité économique associée à une forte inflation et les mouvements non anticipés des taux d'intérêt, ont un effet sur le taux de liquidation des entreprises qui dépend de la composition de leur dette. Plus les entreprises sont endettées, plus le risque de défaillance est grand. Les entreprises financées par des dettes à taux variable, sont affectées défavorablement par l'augmentation non anticipée du taux d'intérêt, contrairement aux entreprises financées par des dettes à taux fixe, qui elles, peuvent être vulnérables à une réduction non anticipée du taux d'intérêt (Hunter et Isachenkova, 2004). A cet égard, ils soulignent que l'augmentation du taux d'intérêt engendre des effets multiples, notamment une baisse du prix des obligations et une augmentation des intérêts de la dette, ce qui fait partie des effets défavorables de l'inflation sur les entreprises. Ainsi, Wadhvani (1986) affirme que : à court terme l'entreprise doit s'adapter à l'augmentation du taux d'intérêt nominal par la baisse de

ses dettes, tandis que, à long terme elle doit baisser les coûts de ces *inputs*. A la suite d'une augmentation du taux d'intérêt nominal et de l'inflation, il ajoute que les entreprises financées par des dettes à taux variable, seraient incapables d'augmenter leurs emprunts et dans l'impossibilité de faire face à leurs engagements à court terme.

Le lien entre le taux d'intérêt et la faillite va fréquemment de pair avec la notion d'erreur d'anticipation qui peut conduire à un niveau de *cash-flow* inférieur à celui qui avait été anticipé, ou par des obligations financières plus onéreuses que prévues. Sharabany (2004) constate que la valeur de l'entreprise est sensible à un changement non anticipé du taux d'intérêt réel, tandis qu'une modification identique, mais anticipée, n'a pas d'influence sur le risque de défaillance lorsque les marchés sont parfaits. Il suggère que les contrats à taux variable protègent contre les chocs non anticipés du taux d'intérêt.

6. L'ouverture de l'économie

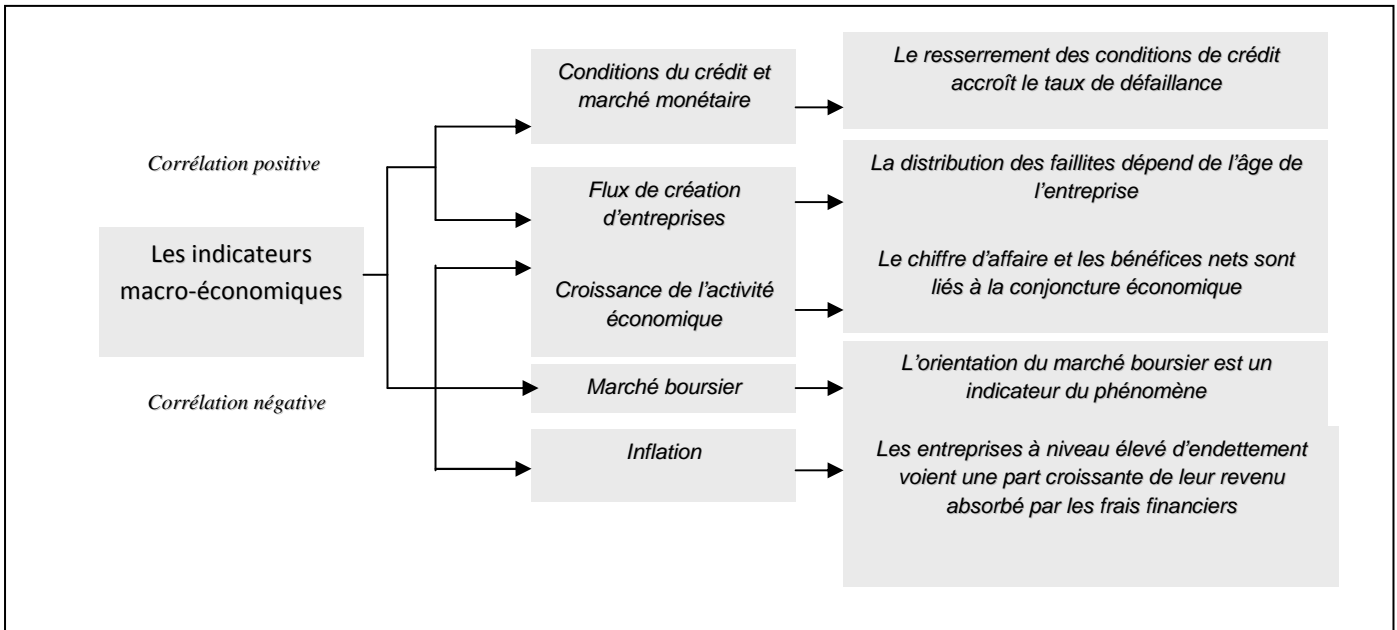
La globalisation ou la mondialisation, qui sous entend à la fois l'ouverture des marchés et l'apparition de nouveaux concurrents étrangers, ne cesse de surprendre les entreprises en raison de l'accélération du phénomène. L'interdépendance entre les marchés est désormais de plus en plus importante. La compétition sur les prix, les quantités et la qualité est rude et la concurrence devient difficile à surveiller. Apprendre à se mesurer avec ses concurrents internationaux est devenu l'une des priorités de nombreux dirigeants. Le management a fini par s'inscrire, dans une logique plus complexe qu'il s'agit d'accepter comme telle, en assurant une gestion en tension permanente.

Khoufi et Feki (2004) ont pris comme variable explicative du taux de défaillances des entreprises l'effet de la concurrence, aussi bien dans l'activité d'exportation que dans celle de l'importation. Selon le *World Development Indicateurs* de la Banque Mondiale, la mesure la plus courante du degré d'ouverture de l'économie à l'échange extérieur, provient du rapport existant entre les échanges avec l'extérieur, représentés par la somme des exportations et des importations sur le PIB. A cet égard, Khoufi et Feki (2004) ont remarqué que l'effet de ce facteur sur le taux de faillite n'est constaté qu'après un décalage de deux ans, car les entreprises

ont besoin d'un certain temps pour s'adapter aux nouvelles circonstances imposées par une augmentation ou une diminution du taux d'ouverture.

En France, Malécot (1991) estime que la faillite résulte d'un ensemble de forces concurrentielles qui contraignent l'entreprise à adopter une norme de production compatible avec elles. Dans son analyse, il a fait la distinction entre les phénomènes résultant de la sphère réelle où seules les conditions de production sont prises en compte, et les phénomènes liés à la sphère financière notamment les conditions de fonctionnement des marchés financiers. Il ressort de ces différentes études que c'est la concurrence qui est le phénomène central du processus de sélection des entreprises et qu'elles sont poussées vers des rendements croissants, des économies d'échelle, la restructuration des marchés et à se tourner vers l'innovation. Le phénomène de la faillite est en relation avec la notion d'entreprise marginale puisque les entreprises qui ne sont pas capables de vendre suffisamment pour couvrir leurs coûts sont condamnées à faire des pertes, donc à disparaître. Inspirées des travaux de Crucifix et Derni (1993), les principales causes macroéconomiques qui peuvent conduire une entreprise quelconque à une situation de défaillance sont présentées dans le schéma ci-dessous :

Figure 9: les principales causes macroéconomiques



Source : Crucifix et Derni (1993)

Au terme de cette section, le phénomène de défaillance des entreprises peut être expliqué par plusieurs facteurs macroéconomiques. Toutefois, ces derniers doivent être maniés avec prudence, car les effets des facteurs macroéconomiques ne se manifestent pas sur toutes les entreprises. En effet, même lorsque la conjoncture est favorable, dans un même secteur d'activité, il y a toujours des entreprises performantes et d'autres qui sont déclarées en cessation de paiement. Il n'y a pas de fatalité dans ce domaine. La défaillance devrait donc être considérée comme la résultante de données extérieures et du comportement de la firme (Crucifix et Dorni, 1993). Les facteurs macroéconomiques que nous avons évoqués, ne sont donc pas forcément décisifs dans le phénomène de défaillance des entreprises. Ils doivent être plutôt considérés comme des catalyseurs. Ils ne suffisent pas, à eux seuls, à précipiter l'entreprise dans la ruine lorsqu'elle est bien gérée. Tout dépend des facteurs internes et spécifiques à chaque entreprise.

En définitive, même si les facteurs généraux de défaillance sont identifiés, il n'existe pas de modèle universel, car il faut intégrer dans l'analyse un certain nombre de facteurs de contingence tels que l'âge, la taille ou le secteur d'activité. La synthèse des approches économiques et financières de la défaillance est reprise dans le tableau ci-dessous.

Table 6: Synthèses des approches économiques et financières de la défaillance

	Economiques Financières	
Problématique	Quels sont les facteurs qui affectent l'existence des entreprises ?	Quels sont les facteurs relatifs à la disparition des entreprises grandes ou petites ?
Hypothèses	<ul style="list-style-type: none"> • Les faillites sont liées à l'évolution de l'activité économique et au phénomène des crises. • Un contexte économique de croissance devrait favoriser la création et le développement des entreprises. • La faillite permet de réguler le nombre des entreprises sur le marché. <ul style="list-style-type: none"> • La concentration s'effectue au détriment des entreprises marginales qui ne peuvent couvrir leurs coûts ou réaliser les investissements souhaitables. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les causes de la faillite sont multidimensionnelles mais ont leur traduction dans les documents financiers. • Il importe plus de prévoir les faillites que d'en rechercher les causes. • Il existe un lien entre taux d'endettement, rentabilité et défaillance.
Méthodologie	<ul style="list-style-type: none"> • Modèles théoriques. • Tests économétriques 	<ul style="list-style-type: none"> • Modèles théoriques. • Traitement des données comptables et financières soumises à des analyses univariées ou multivariées.
Résultats	<ul style="list-style-type: none"> • Taux de création et de disparition sont corrélés positivement. • Les petites entreprises sont susceptibles de croître plus vite que les autres mais leur probabilité de défaillance est plus élevée. • La concurrence est l'élément essentiel du processus de sélection (rendements croissants, économies d'échelle, structure des marchés, forme d'introduction de l'innovation). 	<ul style="list-style-type: none"> • Il est possible de prévoir les faillites à partir des données comptables et financières. • Ce sont plutôt les symptômes que les causes qui sont mis en évidence par de telles méthodes. • L'endettement, le manque de rentabilité, le poids des charges financières sont les facteurs explicatifs. • Les modèles financiers doivent intégrer des données non financières.

Source : Guilhot (2000)

Certaines études faites dans ce domaine partent de l'idée que les facteurs financiers seuls n'expliquent de manière satisfaisante les causes de la défaillance des entreprises, et que la sensibilité de l'entreprise aux facteurs macroéconomiques doit prendre une signification importante. Beaucoup de travaux récents vont dans ce sens, et tiennent compte à la fois des facteurs macroéconomique et microéconomique dans leurs applications empiriques, ce qui est le cas notamment de Bhattacharjee et al (2002, 2004), Bunn et Redwood (2003), Hunter et Isachenkova (2004), Lin et Piesse (2004), Liou et Smith(2007)...

En s'inspirant de tous ces travaux, Tirapat et Nittayagasetwat (1999), ont utilisé des modèles économétriques dans lesquels ils ont introduit deux types de variables : les variables financières de l'entreprise et celles relatives à la sensibilité de l'entreprise à son environnement économique. Ces auteurs ont étudié deux spécifications. La première utilise le rendement de l'action de l'entreprise, estimé à partir des changements dans certaines variables macroéconomiques comme étant une variable Proxy de l'effet de conjoncture économique sur l'entreprise. Il s'agit d'un test indirect. La seconde spécification constitue, par contre, un test direct et utilise les réactions et sensibilités spécifiques des entreprises aux variations macroéconomiques. Ces réactions individuelles sont introduites dans le modèle incluant les caractéristiques financières de l'entreprise. Les résultats obtenus confirment le fait que les conditions macroéconomiques sont déterminantes dans l'explication des crises financières des entreprises.

Hunter et Isachenkova (2004), ont cherché à établir une combinaison entre les indicateurs macroéconomiques tels que le changement non anticipé du taux d'intérêt nominal et le changement non anticipé du taux de change réel et des indicateurs financiers touchant la profitabilité, la liquidité, le niveau d'endettement, la taille et l'activité de l'entreprise.

Ces auteurs ont abouti à une forte exploitation du rôle de la liquidité, du niveau d'endettement et de la profitabilité dans le processus de défaillance, d'une part, ainsi que les chocs du changement non anticipé du taux d'intérêt et du taux de change, d'autre part, qui doivent être considérés comme des points importants aux extensions possibles des modèles de prévision de la défaillance.

Faisant la distinction entre défaillance et acquisition des entreprises Bhattacharjee et al (2002-2004) considèrent deux modèles. Le premier définit l'entreprise défaillante comme étant en phase de liquidation, alors que le second la considère comme étant acquise par une autre entreprise. Ils estiment que l'augmentation du *cash-flow*, de la taille et de la profitabilité de l'entreprise, engendre une baisse du taux de liquidation, alors que le cycle économique mesuré par une série filtrée du niveau de revenu et de l'augmentation de l'indice des prix à la consommation uniquement, est le seul à avoir un impact direct sur la probabilité de défaillance des entreprises.

En procédant à une distinction entre les périodes de crise et les périodes de stabilité économiques, Sung et al (1999), arrivent à la conclusion suivante : dans des conditions économiques normales, le ratio obtenu par le rapport *cash-flow* sur actif total, et la productivité du capital sont les variables majeures de détection de la défaillance. Dans un contexte de crise économique, les variables majeures sont au nombre de trois : le rapport *cash-flow* sur endettement, la productivité du capital, et le ratio actif courant sur capitaux permanents.

Les recherches abordant les aspects financiers et économiques se sont généralement concentrées sur le développement de modèles de prévision de faillite utilisant des données internes notamment les ratios financiers où structurelles et conjoncturelles tels que les cycles et structures économiques. Les premières sont en corrélation avec l'évolution du niveau d'activité et de la structure des coûts ainsi qu'avec l'inflation et les modifications profondes de la gestion des crédits internes de l'entreprise. Les besoins conjoncturels résultent du caractère saisonnier de l'activité et des décisions tactiques de l'entreprise, telle que la constitution de stock de sécurité et l'ajustement de l'entreprise à la conjoncture économique considérée comme ponctuelle et transitoire. En effet, le besoin conjoncturel peut être financé par des crédits de trésorerie alors que le besoin structurel doit être couvert par une source de financement durable dégagée par l'entreprise en l'occurrence l'autofinancement.

Somme toute, la recherche des facteurs explicatifs de la prévision de risque de faillite a suscité depuis de nombreuses années l'intérêt de plusieurs chercheurs. La synthèse des approches financières explicatives de la défaillance a été renforcée par la suite par la prévision de ce phénomène. Les recherches font partie de deux principaux axes de recherches : la détection des facteurs explicatifs de la défaillance

des entreprises et la prévision de ce risque. Aussi, dans les chapitres suivants nous allons présenter les approches prédictives de la défaillance des entreprises et justifier leur prise en compte en tant que moyen de réduction de ce phénomène.

Conclusion

A la lumière de l'examen de la littérature, les facteurs de vulnérabilité des PME sont multiples, ils peuvent être soit d'origine interne ou externe. De façon normative et quasi-récurrente ou systématique, nous retrouvons comme vecteurs de la vulnérabilité de ces entreprises :

- Les déterminants liés au *contexte ou à l'environnement*, comme la conjoncture économique à savoir la crise actuelle, la disponibilité ou non de ressources, l'absence ou le soutien excessif des autorités publiques, le degré d'ouverture de l'économie. etc.
- Les déterminants *financiers* à travers le niveau de rentabilité et de surplus économique dégagé, par l'entreprise, le niveau de liquidité, la hauteur de l'endettement et son impact sur la situation financière des entreprises, etc.
- Les déterminants *stratégiques, organisationnels et managériaux* recouvrant des contenus hétérogènes et imbriqués, élargis et intégrés dans un cadre théorique d'ensemble. Ces déterminants présentent une diversité des indicateurs qui s'attachent au fil du temps à la rapidité de la communication financière, la volonté de transparence vis-à-vis des différents partenaires, le degré de diversification des produits et marchés, l'âge de l'entreprise, la productivité des personnels, la présence d'une expertise externe, le dépassement technologique, la personnalité du dirigeant, les forces concurrentielles, etc.

Ces recherches permettent de détecter, indirectement les symptômes des difficultés et de construire des outils de prévision, à plus ou moins long terme, du risque de défaillance. L'appréhension de ce risque cesse alors d'être objective, et varie en fonction des méthodes appliquées et des informations disponibles. Comment peut-on prévoir ce risque afin de prendre les mesures nécessaires ? Cette notion de prévision de la défaillance ainsi que la méthodologie de recherche seront développés dans le troisième chapitre.

Deuxième Partie

Etude empirique

Chapitre 3 – Méthodologie de recherche et modélisation financière de la prévision de la défaillance

Introduction

Après avoir démontré dans la première partie de ce travail, l'intérêt de comprendre en profondeur le mécanisme de la défaillance des entreprises, puisque les chapitres précédents s'inscrivent dans la clarification des fondements théoriques et de l'analyse des travaux empiriques récents réalisés dans ce domaine, ce chapitre sera consacré à l'étude méthodologique.

Pour cela, nous présenterons dans un premier temps notre choix épistémologique et la méthode de recherche quantitative retenue, puis nous préciserons les caractéristiques de l'échantillon utilisé, et nous terminerons enfin par les différentes méthodes économétriques choisies pour l'analyse des données.

I. Le positionnement épistémologique et les choix méthodologiques

Cette partie sera consacrée à la justification de la démarche scientifique retenue pour notre étude.

1. Le choix épistémologique

L'épistémologie, « la science de la connaissance » ou autrement dit « la théorie de la connaissance » se retrouve aujourd'hui au carrefour de nombreuses batailles des esprits au service desquels elle était destinée au départ. Selon Girod-Seville et Perret, l'épistémologie a pour objet l'étude des sciences. Le Moigne (1999) précise qu'elle définit à la fois la connaissance produite, la méthode de construction et les critères de validation. Elle permet d'élaborer un examen critique constructif qui porte sur la production de connaissances scientifiques, leurs portées et leurs limites (Savall et Zardet, 1996).

En sciences de gestion, deux principaux modes de recherche sont les plus souvent cités par les auteurs : le positivisme, qui explique la réalité, et le constructivisme qui la construit. Un troisième, issu du constructivisme, est possible : il s'agit de l'interprétativisme, qui cherche à comprendre la réalité. Le tableau suivant présente une synthèse des différentes approches :

Table 7: Positions épistémologiques des paradigmes positiviste, interprétativiste et constructiviste

Les paradigmes Les questions épistémologiques	Le positivisme	L'interprétativisme	Le constructivisme
La nature de la « réalité »	Interdépendance du sujet et de l'objet Hypothèse déterministe Le monde est fait de nécessités	Dépendance du sujet et de l'objet Hypothèse intentionnaliste Le monde est fait de possibilités	
Comment la connaissance est-elle engendrée ? Le chemin de la connaissance scientifique	La découverte Recherche formulée en termes de « pour quelles causes... » Statut privilégié de l'explication	L'interprétation Recherche formulée en termes de « pour quelles motivations des acteurs... » Statut privilégié de la compréhension	La construction Recherche formulée en termes de « pour quelles finalités... » Statut privilégié de la construction

Quelle est la valeur de la connaissance ?	Vérifiabilité	Idiographie	Adéquation
Les critères de validité	Confirmabilité Réfutabilité	Empathie (révélatrice de l'expérience vécue par les acteurs)	Enseignabilité

Source : Girod-Seville et Perret, 1999)

1.1. Entre Positivismes et constructivisme

L'épistémologie est : « la partie de la philosophie qui étudie les méthodes et les perspectives des sciences ». Nous nous devons de donner une description aussi fidèle que possible de la réalité, c'est la raison pour laquelle le problème le plus important en sciences est de retracer cette réalité, ce qui n'est possible que si celle-ci existe effectivement. C'est dans cette optique que les deux paradigmes qui sont le positivisme et le constructivisme, s'opposent. Ces deux courants sont en tension créatrice l'un avec l'autre, et avec des variantes souvent significatives. Les positivistes se basent sur trois postulats : la réalité existe et son existence est objective, on peut y avoir accès, ce qui signifie que l'on peut s'en saisir et enfin on peut l'analyser objectivement.

Toutefois, si on se place de l'autre côté de la barrière, on constate que les révolutions scientifiques ouvrent un grand nombre de questions d'ordre épistémologique : comment expliquer ces révolutions ? Comment construisons-nous nos théories ? Et si on remet en cause la réalité alors :

- Est-ce que la réalité de la gestion existe ?
- Est-ce que la réalité sociale est de même nature ?
- Est-ce que cette réalité, si elle existe, peut être saisie de façon similaire ?
- Quel est l'intérêt d'expliquer la réalité de la gestion ?

Toutes ces questions nous laissent perplexes quant à la réalité des choses, des sciences, des hommes et de la gestion. Le Moigne (2003) rapporte que : « *L'épistémologie (comme la philosophie) ne sert à rien, sauf à ne pas mourir idiot* ».

Le point de départ serait bien évidemment ce que l'on appellera la Révolution Epistémologique d'Emmanuel Kant, qui a notamment réfuté le scepticisme de David Hume et qui a essayé de fonder rationnellement les connaissances scientifiques.

Donc, d'un point de vue constructiviste ou plutôt kantien, la notion d'induction en tant que processus, qui consiste à ériger en lois universelles un ensemble d'observations concordantes, est évacuée, car, quelles que soient les précautions prises lors de la généralisation, il est impossible de la fonder rationnellement. C'est le refus de l'inductivisme.

Toutefois l'après Kant s'est caractérisé par deux aspects :

Le refus de l'empirisme ;

L'existence d'un cadre spatial et temporel, construit par l'homme, au travers duquel le réel se présente à nous mais qui ne devient concrètement cadre de lecture qu'à partir du moment où nous lui imprimons une structure bien définie (Bachelard 1983).

La réalité est donc une construction humaine et Popper (1993) argumente dans ce sens en affirmant que « tout savoir scientifique doit être à tout moment reconstruit » Piaget (1937) affirme également que « *L'intelligence organise le monde en s'organisant elle-même* ». C'est ainsi que l'on aboutit au critère de scientificité : critère de séparabilité entre science et non science, c'est la réfutabilité de Popper.

1.2. Le choix d'une approche quantitative/hypothético-déductive

Les différentes perspectives épistémologiques s'appuient sur des visions différentes de la réalité et de la relation que tout chercheur entretient avec celle-ci. La typologie qui suit s'inspire de celle élaborée par Thiétart et al. (1999).

Selon Diadjiry (2004), l'objet de la recherche consiste principalement à interroger les faits, afin d'en découvrir la structure sous-jacente. Il considère que la réalité a une essence propre (hypothèse ontologique). Il dispose de fait d'un critère de vérité. Ainsi, sera vrai tout système qui décrit effectivement la réalité. Cette réalité est régie par des lois universelles. Des causes réelles existent. La causalité est la loi de la nature. L'objet de la recherche est élaboré à partir de l'identification des

insuffisances ou des incohérences dans les théories. Grawitz (1996), affirme que la démarche de la déduction est avant tout un moyen de démonstration. Elle se caractérise par le fait que, si les hypothèses formulées initialement (prémises) sont vraies, alors la conclusion doit nécessairement être vraie. Tester le modèle choisi, ne revient pas uniquement à tester ses hypothèses constitutives les unes après les autres. Réduire le modèle à des hypothèses juxtaposées ne permet pas toujours de prendre en compte les interactions, synergies, modérations et médiations qui interviennent. Des méthodes plus spécifiques permettent de tester le modèle dans sa globalité ce qui est le cas notamment pour les équations structurelles. En d'autres termes, le test de ce modèle revient à juger de la qualité de la simulation de la réalité, c'est-à-dire de sa représentativité. Les méthodes d'équations structurelles sont conçues pour analyser des rapports de causalité multiples et simultanés. Renouvelant les méthodes de régression multiple, elles traitent les effets linéaires entre plusieurs variables latentes (Thiétart, 2003).

Compte tenu du type d'hypothèses formulées précédemment, notre recherche s'inscrit dans le courant positiviste. En effet, notre objectif à travers ce travail est de rechercher des liens de causalité et des lois fondamentales qui expliquent le risque de la défaillance au moyen de différents ratios comptables et financiers.

Après avoir précisé notre positionnement épistémologique et la finalité de notre recherche, nous expliciterons dans le paragraphe suivant nos choix méthodologiques.

2. Le choix méthodologique

Nous sommes amenés à construire un dispositif méthodologique fondé sur une approche quantitative que nous tenterons de justifier dans un premier temps en montrant comment nous accédons au terrain avant d'expliquer le choix des ratios comptables.

2.1. La construction de l'échantillon

Notre démarche de collecte des données comporte plusieurs étapes : le choix de la base de données, la sélection des entreprises et des indicateurs de défaillance.

2.1.1. Présentation de la base des données

Nous avons utilisé la base des données DIANE (l'accès instantané aux données des entreprises françaises pour l'analyse économique) pour constituer notre échantillon. Cette base offre l'accès à un fonds composé de plus d'un million d'entreprises, puisqu'il s'agit des entreprises qui publient leurs comptes annuels auprès des greffes des tribunaux de commerce. Collecté par Coface Services, l'information relative aux comptes des entreprises est enrichie d'un bon nombre d'informations annexes. Avec dix années d'historique de comptes, DIANE est la base d'informations financières et généralistes sur les entreprises françaises la plus complète du marché.

La base des données contient pour chaque entreprise des informations générales sur les dix dernières années. Les principales informations de la base DIANE sont les suivantes :

- Raison sociale
- Sigle et enseigne
- Codes SIRET et Coface Services
- Adresse, numéros de téléphone et télécopie
- Forme et situation juridiques, date de création
- Description textuelle de l'activité, marché, position

- Code d'activité (codes NAF, NACE, SIC américain)
- Effectif exprimé en valeurs absolues ou en taux de croissance
- Nom et fonction des principaux dirigeants et administrateurs, nom des commissaires aux comptes
- Information détaillée (nom, %, pays, date, source) sur les actionnaires et filiales
- Etude des affiliations, actionnaires, participations, filiales en valeurs absolues
- Informations boursières (marché, place et indice de cotation, capitalisation boursière
- Les 212 postes du bilan et du compte de résultats, les annexes 5 (immobilisations), 6 (amortissements), 7 (provisions), 8 (état des créances et des dettes) et 11 (affectation du résultat et renseignements divers)
- 83 postes du bilan et du compte de résultats retraités avec soldes intermédiaires de gestion
- 61 ratios de structure et liquidité, gestion, productivité et rentabilité, marge et valeur ajoutée et 22 ratios européens
- Scores Conan Holder et AFDCC 2
- 13 taux de variation annuelle des postes des comptes sociaux et des éléments d'analyse financière
- Section fusions-acquisitions (veille sur les différentes transactions financières)
- Nouvelles de presse intégrées
- Une rubrique « divers » contenant des informations telles que : entreprises mises à jour, chargement de fichiers, disponibilité des comptes consolidés, etc.

Le choix de la base des données ainsi décrite tient à la richesse en informations qu'elle contient. La sélection d'une entreprise s'effectue facilement au moyen d'une requête reprenant une série de critères préétablis : chiffre d'affaire, date de création, secteur d'activité, situation juridique...

2.1.2. Les critères de la délimitation du champ d'étude

A partir de la base des données, nous avons établi des critères de sélection des PME constituant notre échantillon, à savoir :

- le chiffre d'affaires inférieur à 50 millions d'euros ;
- le total du bilan inférieur à 43 millions d'euros ;
- l'effectif inférieur à 250 personnes ;
- l'existence d'au moins trois exercices comptables successifs.

Ces critères ont été volontairement retenus pour limiter l'étude aux entreprises qui répondent à la définition européenne de PME. En effet, selon la recommandation⁴ de la commission européenne chargée des entreprises et de l'industrie «*La catégorie des micro-, petites et moyennes entreprises (PME) est constituée des entreprises qui occupent moins de 250 personnes et dont le chiffre d'affaires annuel n'excède pas 50 millions d'euros ou dont le total du bilan annuel n'excède pas 43 millions d'euros*».

2.1.3. La constitution des échantillons initiaux

Une entreprise sera considérée défaillante dès lors qu'elle aura fait l'objet d'une première déclaration d'événement judiciaire auprès du tribunal de commerce durant l'année 2009. Les données étudiées sont organisées de telle sorte que l'exercice comptable est disponible pour l'année 2008, 2007 et 2006. L'échantillon final obtenu au terme de ce processus de sélection rigoureux se compose de 800 entreprises divisées en deux sous-échantillons : 400 entreprises saines et 400 et défaillantes. Ce choix s'est imposé de lui-même, en raison des contraintes découlant de la disponibilité des informations permettant l'identification des entreprises.

Avant d'atteindre ce chiffre, nous avons exclu un nombre non négligeable d'entreprises pour diverses raisons notamment :

- une discontinuité dans le dépôt des comptes, ne permettant pas disposer d'informations régulières ;

⁴ Extrait de l'article 2 de l'annexe à la recommandation 2003/361/CE

- le manque d'information sur au moins trois années consécutives ;
- un historique trop restreint c'est-à-dire des entreprises qui avaient uniquement un ou deux ans d'existence ;
- l'absence de certains ratios que nous avons estimés significatifs.

2.2. La sélection des indicateurs ou des ratios financiers

Nous avons voulu construire un score opérationnel de ratios permettant une détection précoce des difficultés des entreprises à partir de critères objectifs. La méthode des ratios est un outil largement diffusé en analyse financière. Selon Cohen (1997), le recours à cette méthode traduit le souhait de déterminer des seuils, et des normes qui devraient permettre de juger l'état de santé financière et commerciale d'une entreprise.

Le choix de ratios financiers doit donc s'appuyer sur la nature des informations utilisées pour leur calcul, et sur les caractéristiques économiques et financières qu'ils permettent de mettre en évidence. Se pose alors le problème de la subtilité de la procédure de sélection de tels indicateurs. Les ratios sélectionnés ont subi plusieurs choix logiques et méthodologiques dans le but de constituer une batterie pertinente et crédible susceptible de répondre aux objectifs et attentes des analyses externes. Dans le cas présent, nous justifions le choix de nos ratios par :

- leur récurrence dans la littérature française (Bardos 1995, les travaux de banque de France) et internationale (Altman, 1968, 1984 ; Conan et Holder 1979 ; Rose et Giroux, 1984, Refait, 2004).

- leur pertinence par rapport à l'analyse financière, en incorporant les ratios de base existants dans la plupart des modèles de détection de faillite : ratios de liquidité, de rentabilité de gestion, de productivité et de structure financière.

Les variables explicatives retenues, majoritairement des ratios comptables, sont diverses. Rose et Giroux (1984) en ont recensé plus de 130 différentes. Cependant, les caractéristiques des entreprises servant de base à l'étude sont généralement similaires. Conformément à l'enseignement de l'analyse financière, la rentabilité économique ou financière de l'entreprise, la structure de son bilan et sa capacité de remboursement sont les trois éléments les plus corrélés à la défaillance.

Pour synthétiser les ratios de notre étude, nous présentons dans ce tableau l'ensemble des indicateurs financiers choisis. Certains de ces indicateurs sont directement impliqués dans la formulation et la vérification de nos hypothèses, tandis que d'autres servent de supports explicatifs aux résultats obtenus.

Table 8 : Liste de 33 ratios financiers de l'étude

Type	Nom	Codage
Structure et Liquidité	Equilibre financier	R01
	Indépendance financière	R02
	Endettement	R03
	Autonomie financière	R04
	Degré d'amortissement des immobilisations corporelles	R05
	Financement de l'actif circulant net	R06
	Liquidité générale	R07
	Liquidité réduite	R08
Gestion	Rotation des stocks	R09
	Durée du crédit clients	R10
	Durée du crédit fournisseurs	R11
	Taux d'intérêt financier	R12
	Intérêt / Chiffre d'affaires	R13
	Endettement global	R14
	Taux d'endettement	R15
	Capacité d'autofinancement	R16
	Couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement	R17

	Couverture du chiffre d'affaire par le besoin en fonds de roulements	R18
	Poids du besoin en fonds de roulement d'exploitation	R19
	Exportation	R20
	Productivité de potentiel de production	R21
Productivité et Rentabilité	Productivité du capital financier	R22
	Productivité du capital investi	R23
	Rentabilité économique	R24
	Performance	R25
	Rentabilité nette	R26
	Rendements des capitaux propres nets	R27
	Rendement des ressources durables nettes	R28
Marge et valeur ajoutée	Taux de valeur ajoutée	R29
	Part des salariés	R30
	Part de l'état	R31
	Part des prêteurs	R32
	Part de l'autofinancement	R33

Selon Bardos (2008), la préparation des ratios économiques et financiers est délicate et longue. En effet, lorsqu'on ne dispose pas de l'ensemble des bilans d'une entreprise, le manque de données ne permet pas de calculer les variations pour toutes les entreprises ni de faire de comparaisons, puisque les résultats seraient aberrants.

La sélection de chacun des ratios repose sur plusieurs méthodes statistiques. Nous avons procédé à une sélection conjointe des ratios en nous aidant de la procédure pas à pas pour différents critères. L'ensemble des ratios retenus est présenté dans le dernier chapitre.

II. Modélisation financière

Depuis les années soixante, de nombreux auteurs ont tenté avec succès d'évaluer le risque de défaut des entreprises en se fondant sur leur analyse financière. Même si les techniques utilisées sont variées, le principe général qui sous-tend les diverses études est similaire : exploiter la connaissance ex-post de l'avenir des entreprises.

Les auteurs disposent des données comptables d'entreprises dont ils savent si elles ont été ou non défaillantes à la fin de la période d'observation. Ils parviennent ainsi à sélectionner les variables comptables les plus discriminantes, puis à établir une relation entre ces variables et l'état dichotomique d'être ou de ne pas être défaillant. Une probabilité de faillite est parfois également estimée. La qualité de l'indicateur de risque ainsi élaboré est jugée au regard des erreurs de classement : quel est le pourcentage d'entreprises défaillantes considérées comme saines (erreur de type I) et, inversement, quel est le pourcentage d'entreprises non défaillantes considérées comme risquées (erreur de type II) ? De ce fait, l'erreur de type (I) peut s'apparenter au coût d'une faillite pour un créancier (tout va dépendre de la rapidité d'examen du dossier selon les procédures et des garanties attachées aux créanciers) ; en revanche, le coût microéconomique d'erreur de type (II) équivaut à la perte d'une marge bénéficiaire si l'entreprise n'a pas obtenu le prêt.

L'objet commun des modèles de prévision de la faillite est de tenter, grâce aux ratios comptables sélectionnés, d'affecter une entreprise quelconque à l'un des deux groupes : les entreprises défaillantes et celles qui ne le sont pas. Les études peuvent être répertoriées en deux catégories, selon la méthode de classification

utilisée. Les plus nombreuses recourent aux méthodes de discrimination statistiques paramétriques : les analyses discriminantes et les techniques économétriques sur données qualitatives.

Les méthodes paramétriques de classification statistique établissent une relation fonctionnelle entre les variables explicatives dont la loi de distribution est supposée connue et la variable expliquée, relation dont la forme est donnée a priori. Trois grandes familles de méthodes existent : la méthodologie unidimensionnelle (Beaver, 1966), l'analyse discriminante linéaire et non linéaire (Altman, 1968), et les régressions sur variables qualitatives telles que le modèle *Logit* et *Probit* (Ohlson, 1980 ; Zmijewski, 1984, Jones et Hensher, 2007).

1. L'analyse discriminante

1.1. Principe de l'analyse discriminante multivariée

L'analyse discriminante regroupe l'ensemble des méthodes qui permettent de déterminer, sur la base de caractéristiques individuelles, la séparation optimale entre des groupes préexistants d'objets et une règle d'affectation des objets à ces groupes, de façon à ce que la majorité d'entre eux soient affectée dans leur groupe de départ. D'un point de vue statistique, cela revient à prévoir une variable qualitative à plusieurs modalités (indiquant l'appartenance aux groupes préexistants) à l'aide de descripteurs, généralement numériques, qui caractérisent les individus (les caractéristiques individuelles). L'analyse s'effectue de la manière suivante.

-Il faut rechercher sur la base d'un ensemble de données où l'appartenance des objets aux groupes est connue, appelé échantillon d'apprentissage, un modèle fondé sur une règle d'affectation qui distinguera de façon optimale les groupes d'objets définis a priori.

-La règle d'affectation ainsi définie servira à classer un nouvel objet, pour lequel l'information sur le groupe d'appartenance n'est pas disponible, dans un des groupes préexistants afin de prévoir l'avenir de cet objet.

-La validité de la règle d'affectation est estimée à partir d'un autre ensemble de données, indépendant de l'échantillon d'apprentissage, appelé échantillon-test.

-L'analyse discriminante est le cadre statistique approprié pour la mise en

œuvre d'un outil de détection précoce des défaillances d'entreprises. Elle fournit une méthode de prévision, avec une marge d'erreur connue, de la défaillance ou non d'une entreprise à partir de ses ratios économiques et financiers.

Dans le cas de deux groupes N et D, le score de l'entreprise caractérisé par x s'écrit :

$$f(x) = (m_N - m_D)W^{-1}\left(x - \frac{m_D + m_N}{2}\right) \quad (3.1)$$

m_D est le point moyen du groupe des firmes défaillantes

m_N est le point moyen du groupe des firmes non défaillantes

W est la matrice variance covariance intragroupe

La règle d'affectation est la suivante :

Si $f(x) > s$ l'entreprise est affectée au groupe N sinon au groupe D. Le seuil s est déterminé par le modèle.

$f(x)$ peut s'écrire comme des contributions des ratios, ce qui fournit une interprétation des cas de chaque entreprise.

$$f(x) = a_1(x_1 - p_1) + a_2(x_2 - p_2) + \dots + a_k(x_k - p_k) \quad (3.2)$$

x est la description de l'objet et x_i sa $i^{\text{ème}}$ composante

a_i la $i^{\text{ème}}$ composante du vecteur des coefficients de la fonction

$$a = (m_N - m_D)' W^{-1}$$

p_i la $i^{\text{ème}}$ composante du vecteur $p = \frac{m_N + m_D}{2}$ appelé point pivot.

$a_i(x_i - p_i)$ est la contribution de la variable i au score $f(x)$.

Cette décomposition présente l'avantage d'indiquer quels sont les ratios les plus influents sur le score et constitue une aide précieuse à l'interprétation : les ratios

favorables ont une contribution positive, alors que les ratios défavorables ont une contribution négative.

Une simple comparaison des coefficients des ratios peut induire en erreur si les variables utilisées ont des unités de mesure différentes.

Altman (1968), affirme que l'estimation de la fonction de discrimination est parfois insuffisante. C'est la raison pour laquelle, la détermination de la contribution relative de chaque variable dans le pouvoir total de discrimination de la fonction score et l'interaction entre elles est nécessaire pour l'établissement d'un ordre d'importance des ratios utilisés dans la construction du modèle de prévision. La statistique pertinente est observée comme la multiplication des coefficients de chaque variable par la racine carrée des éléments diagonaux de la matrice variance-covariance. La capacité de discrimination du modèle est déterminée par le pourcentage de bons classements. Ce pourcentage est mesuré par le nombre d'entreprises correctement classées. Dès 1968, Altman affirme qu'une analyse unidimensionnelle ne rend pas compte de manière satisfaisante de la complexité du processus de défaillance. Aussi est-il le premier à exploiter simultanément plusieurs ratios, à travers une analyse discriminante linéaire multidimensionnelle.

Afin de classer une entreprise parmi l'un des deux groupes d'entreprises : défaillantes ou saines, Altman (1968) utilise la règle de décision simple, qui consiste à affecter l'entreprise au groupe dont elle est le plus proche. Il recourt à l'analyse discriminante multidimensionnelle. L'analyse aboutit à la construction d'une fonction appelée score, combinaison linéaire des variables explicatives retenues, dont la réalisation exprime le niveau de risque de l'entreprise. Deakin (1972), en confrontant les deux méthodes à partir d'un même échantillon, tend à démontrer la supériorité de l'analyse discriminante par rapport à l'analyse univariée.

Le choix du modèle de Altman (1968) est justifié par le fait qu'il a suscité un intérêt particulier dans la mesure où d'autres chercheurs ont suivi la même méthodologie et ont repris les mêmes ratios qu'Altman (Atiya, 2001 ; Grover et Lavin, 2001).

Comme l'étude d'Altman (1968), Shirata (1998), Bardos (1998), Taffler (1982) ont essayé de déterminer les ratios financiers qui permettent de prévoir une faillite de l'entreprise, en adoptant uniquement l'analyse discriminante linéaire.

Toutefois, un nouveau courant de recherche dans ce domaine, compare l'analyse discriminante à d'autres méthodes d'analyse, tels que les modèles probabilistes, les approches neuronales et les algorithmes génétiques dans l'objectif de trouver le modèle le mieux adapté et le plus fiable pour la prévision de la défaillance.

De nouvelles alternatives pour la prévision de la défaillance, inspirées de l'analyse discriminante ont été utilisées, notamment l'analyse discriminante multicritères (M.H.DIS : *Multi group Hierarchical Discrimination method*) qui a été appliquée par Doumpos et Zopounidis (1999). Ces derniers concluent que cette nouvelle alternative domine l'analyse discriminante mais elle est comparable au modèle *Logit*. Cette alternative repose sur une procédure de discrimination hiérarchique qui fixe les classes d'appartenance des entreprises sur la base des indicateurs financiers. Cette méthode conduit au développement des fonctions d'utilité additive utilisées pour le choix du groupe d'appartenance des entreprises saines et défaillances.

L'analyse discriminante reste actuellement la méthode la plus utilisée. La fonction de score, grâce à l'analyse de la contribution de chaque ratio, constitue une aide à la compréhension de la faillite. De surcroît, grâce à sa solidité temporelle, elle offre la meilleure classification. De nombreuses études, principalement dans les années quatre vingt dix, confrontent l'analyse discriminante linéaire aux autres techniques de classification. La majorité aboutit au résultat suivant : les taux de bons classements obtenus par l'analyse discriminante sont inférieurs à ceux qui découlent des autres méthodes.

1.2. Les limites de l'analyse discriminante

L'analyse discriminante a été critiquée par (Ohlson, 1980 ; Zmijewski, 1984) parce que les résultats obtenus sont fondés sur des hypothèses restrictives qui peuvent être non vérifiées pour les données financières. L'analyse discriminante linéaire présente un inconvénient majeur : elle requiert des conditions statistiques strictes. Les variables comptables utilisées doivent en effet suivre une loi multinormale et leurs matrices de variance-covariance doivent être identiques pour l'échantillon des entreprises défaillantes et pour celui des entreprises saines. L'analyse discriminante présente deux autres hypothèses particulièrement

problématiques quant à leur application à la prévision de la défaillance. En particulier, cette méthode exige que la distinction entre les entreprises défaillantes et saines soit linéairement séparable, de plus cette approche traite les ratios comme s'ils étaient complètement indépendants. Back et al (1996) affirment que l'analyse discriminante donne de bons résultats si toutes les hypothèses sont vérifiées. Malécot (1981) évoque les limites statistiques : absence de normalité des variables, dispersion inégale des groupes d'entreprises, estimation et fluctuation et taux de classement. Casta et Zerbib (1979) se réfèrent également aux limites statistiques, mais ils insistent surtout sur les limites d'une transposition, comme celles relatives aux concepts d'entreprise et de défaillance, à la qualité de l'information retenue, au choix des ratios. Pour d'autres auteurs, il est serait souhaitable de tenir compte de variables dites qualitatives ou stratégiques notamment la qualité du management, le marché, les partenaires, la recherche-développement, etc. pour évaluer la défaillance.

Face à ces contraintes, certains auteurs ont recouru aux analyses discriminantes quadratiques, qui n'exigent que l'hypothèse de multinormalité des ratios (Lachenbruch et al 1973). Si théoriquement cette méthode est plus pertinente que l'analyse discriminante linéaire, dans les faits elle est moins performante car elle n'est efficace que si elle est appliquée à un échantillon très large ; de surcroît la complexité du modèle quadratique rend difficile l'analyse du rôle joué dans le processus de défaillance par les différentes variables considérées.

2. Les modèles probabilistes

Face à la contrainte de multinormalité qui est rarement respectée empiriquement, dans les analyses discriminantes linéaires, certains auteurs ont préféré recourir à d'autres méthodes. Une possibilité est l'utilisation d'autres techniques paramétriques, qui supposent une distribution différente des variables comptables : les techniques économiques sur variables qualitatives que sont le modèle *Logit* et le modèle *Probit*. En appliquant le modèle *Logit*, nous n'avons aucune supposition à faire sur la distribution des variables, ni sur les valeurs antérieures à la défaillance (Ohlson, 1980, Zavgen, 1983 ; Jooset, 1998). L'autre avantage du modèle *Logit* est qu'il donne directement la probabilité de la réalisation de l'événement, fournissant ainsi l'estimation des variables qui sont facilement

interprétables dans l'explication de la variable indépendante.

2.1. Le modèle *Logit*

Historiquement, l'étude des modèles décrivant les modalités économiques prises par une ou plusieurs variables qualitatives a été menée initialement par Daniel et Macfadden (1974) et Hekman (1976), l'apparition des techniques économétriques propres aux variables qualitatives a largement contribué à améliorer l'interprétation de ces modèles, et à identifier les problèmes économiques, sous-jacents.

2.1.1. Présentation

La distribution logistique est à l'origine du modèle *Logit* qui admet pour fonction de répartition:

$$F(X^i\beta) = \frac{\exp(X^i\beta)}{1 + \exp(X^i\beta)}, \quad (3.3)$$

et pour densité :

$$f(X^i\beta) = \frac{\exp(X^i\beta)}{[1 + \exp(X^i\beta)]^2} \quad (3.4)$$

d'espérance :

$$E(X^i\beta) = 0 \text{ et de variance } V(X^i\beta) = \frac{\pi^2}{3}$$

en prenant le Log on retrouve un modèle linéaire en X. Si l'on note p_i la probabilité que $Y_i=1$.

On a alors la représentation suivante :

Soit $p_i = P(Y_i=1)$ comme précédemment

$$Y_i = \text{Log}\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = X^i\beta \quad (3.5)$$

et cherche à estimer les composantes du vecteur β .

Dans le cas de modèles dichotomiques univariés, plusieurs méthodes d'estimation sont envisageables.

La méthode la plus utilisée lorsque la loi des perturbations est inconnue celle du Maximum de Vraisemblance (MV).

2.1.2. Estimation du modèle *Logit* par la méthode du maximum de vraisemblance

L'estimation du modèle *Logit* repose sur la maximisation de la log-vraisemblance.

Soit $L(Y, \beta)$ la vraisemblance associée à l'observation de Y sur un échantillon de taille n .

$$L(Y, \beta) = \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{1 + \exp(X^i \beta)} \right]^{1-Y_i} \left[\frac{\exp(X^i \beta)}{1 + \exp(X^i \beta)} \right]^{Y_i}$$

(3.6)

Idem si symbole π

la Log-vraisemblance s'écrit alors :

$$\text{Log } L = \sum_{i=1}^n \left\{ Y_i \text{Log} F(X^i \beta) + (1 - Y_i) \text{Log}(1 - F(X^i \beta)) \right\}$$

(3.7)

En dérivant par rapport au vecteur β des paramètres et en annulant cette dérivée, on a :

$$S(\beta) = \frac{\partial \text{Log } L}{\partial \beta} = 0 \quad (3.8)$$

soit

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n X^i{}' Y_i - \sum_{i=1}^n \frac{\exp(X^i \beta)}{1 + \exp(X^i \beta)} X^i{}' = 0$$

en dérivant une deuxième fois (par rapport à β')

Le Hessien s'écrit:

$$H(\beta) = \frac{\partial^2 \text{Log}L(Y, \beta)}{\partial \beta \partial \beta'} = - \sum_{i=1}^n \frac{\exp(X^i \beta)}{[1 + \exp(X^i \beta)]^2} X^{i'} X^i \quad (3.9)$$

Pour un modèle dichotomique univarié, la matrice d'information de Fisher $I(\beta)$ s'écrit sous la forme :

$$I(\beta) = -E \left[\frac{\partial^2 \text{Log}L(Y, \beta)}{\partial \beta \partial \beta'} \right] = \sum_{i=1}^n \frac{f^2(X^i \beta)}{F(X^i \beta)[1 - F(X^i \beta)]} X^{i'} X^i \quad (3.10)$$

L'étude du signe de la dérivée seconde permettra de vérifier quand on a un maximum global.

Les dérivées première et seconde de la $\log F(X\beta)$ sont les suivantes :

$$\frac{\partial \text{Log}F(X\beta)}{\partial X} = \frac{1}{1 + \exp(X\beta)} \quad \text{et} \quad \frac{\partial^2 \text{Log}F(X\beta)}{\partial X^2} = \frac{-\exp(X\beta)}{[1 + \exp(X\beta)]^2} < 0$$

Le symbole $<$ classique est mieux

Les dérivées première et seconde de la $\text{Log}[1 - F(X\beta)]$ sont les suivantes :

$$\frac{\partial \text{Log}[1 - F(X\beta)]}{\partial X} = -\frac{\exp(X\beta)}{1 + \exp(X\beta)} \quad \text{et} \quad \frac{\partial^2 \text{Log}[1 - F(X\beta)]}{\partial X^2} = \frac{-\exp(X\beta)}{[1 + \exp(X\beta)]^2} < 0$$

Les fonctions $\text{Log}[F(X\beta)]$ et $\text{Log}[1 - F(X\beta)]$ sont donc strictement concaves, donc la log-vraisemblance $\text{Log}L(Y, \beta)$ est elle-même strictement concave. L'obtention de l'estimateur du maximum de vraisemblance $\hat{\beta}$ du vecteur de paramètres β implique la résolution un système de k équations non linéaires de la forme :

$$S(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^n \frac{[Y_i - F(X^i \hat{\beta})]f(X^i \hat{\beta})}{F(X^i \hat{\beta})[1 - F(X^i \hat{\beta})]} X^{i'} = 0$$

La résolution d'un tel système ne peut se faire qu'en utilisant les procédures

numériques. Nous évoquons ici trois algorithmes utilisés dans les principaux logiciels d'économétrie.

2.1.2.1. L'algorithme de Newton-Raphson

Le but de cet algorithme est de trouver une racine de l'équation $\frac{\partial \text{LogL}}{\partial \beta} = 0$.

Il s'agit de trouver une valeur approchée de l'équation $\frac{\partial \text{LogL}}{\partial \beta} = 0$:

On donne une valeur initiale β_0 et on cherche le plan tangent en ce point à la fonction f définie par :

$$f : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^k$$

$$\beta \rightarrow f(\beta) = \frac{\partial \text{LogL}}{\partial \beta}$$

L'équation de ce plan est :

$$f(\beta_0) + \frac{\partial f(\beta_0)}{\partial \beta'} (\beta - \beta_0) \quad (3.11)$$

soit

$$\frac{\partial \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta} + \frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta \partial \beta'} [\beta - \beta_0]$$

qui constitue une approximation de

$$\frac{\partial \text{LogL}}{\partial \beta}$$

d'où l'idée d'approcher la racine de l'équation

$$\frac{\partial \text{LogL}}{\partial \beta} = 0$$

par la racine

$$\frac{\partial \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta} + \frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta \partial \beta'} [\beta - \beta_0] = 0$$

C'est-à-dire

$$\beta_1 = \beta_0 - \left[\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta \partial \beta'} \right]^{-1} \frac{\partial \text{LogL}(\beta_0)}{\partial \beta} \quad (3.12)$$

par une récurrence sur h, on peut calculer β_{h+1} en fonction de β_h :

soit

$$\beta_{h+1} = \beta_h - \left[\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta \partial \beta'} \right]^{-1} \frac{\partial \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta} \quad (3.13)$$

Selon Gourieroux (1984) l'algorithme s'arrête lorsque $|\beta_{h+1} - \beta_h| < \varepsilon$. Ou ε est un seuil de tolérance fixé d'avance, on prend alors β_{h+1} comme estimateur de β soit $\hat{\beta} = \beta_{h+1}$.

2.1.2.2. La méthode de score

La méthode de score consiste à remplacer dans l'expression (1) le terme $\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta)}{\partial \beta \partial \beta'}$

par son espérance conditionnellement à X. ce qui peut être justifié lorsque le modèle possède de bonnes propriétés asymptotiques en particulier dans le cas de l'échantillonnage, la formule de récurrence devient (Gourieroux, 1984).

$$\beta_{h+1} = \beta_h - E \left[\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta \partial \beta'} \right] \frac{\partial \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta} \quad (3.13)$$

2.1.2.3. La méthode de Berndt-Hall-Hausman

Le passage de l'algorithme Newton-Raphson à la méthode du score a nécessité de remplacer l'expression :

$$-\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta \partial \beta'} \text{ par } -E \left[\frac{\partial^2 \text{LogL}(\beta_h)}{\partial \beta \partial \beta'} \right]$$

En effet, cette dernière matrice peut s'écrire :

$$E \left[\sum_{i=1}^n -\frac{\partial^2 \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta \partial \beta'} \right] = \sum_{i=1}^N E \left[\frac{\partial \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta} \frac{\partial \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta'} \right] \quad (3.14)$$

Avec L_i qui désigne la vraisemblance associée à la i -ème observation. En enlevant le signe espérance de la formule précédente on obtient un nouvel algorithme qui présente l'avantage de ne faire intervenir que les dérivées premières. La formule de récurrence est donnée alors par :

$$\beta_{h+1} = \beta_h + \left[\sum_{i=1}^N \frac{\partial \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta} \frac{\partial \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta'} \right]^{-1} \frac{\partial \text{LogL}_i(\beta_h)}{\partial \beta} \quad (3.15)$$

Pour assurer la convergence de ces divers algorithmes et réduire le délai de convergence, il est nécessaire d'imposer une valeur initiale β_0 qui soit proche de la vraie valeur du paramètre (Gourieroux, 1984).

2.2. Les limites des modèles probabilistes

Parmi les inconvénients des modèles dichotomiques, qui sont extrêmement sensibles au problème de multicolinéarité, l'inclusion de variables fortement corrélées doit être évitée (Ooghe 1993, 1994 ; Joos, 1998 ; Dumpos et Zopoudinis, 1999) et, comme la régression logistique est basée sur l'analyse des ratios financiers, ces variables sont généralement corrélées parce qu'elles partagent souvent le même numérateur ou le [même] dénominateur. Face aux différents problèmes rencontrés en analyse discriminante et aux modèles dichotomiques, plusieurs auteurs (Wold, 1983 ; Tenenhaus, 1998 ; Bastien et al., 2005) ont proposé d'autres alternatives plus intéressantes, à savoir la régression PLS que nous allons présenter dans la section suivante.

3. Les moindres carrés partielles (PLS)

Après avoir évoqué les limites de l'analyse discriminante et des modèles probabilistes, nous évoquons dans un premier temps l'intérêt de cette méthode alternative ainsi que les différents algorithmes possibles.

3.1. Intérêt et principe

La technique de la régression PLS vise à spécifier les relations entre un ensemble de variables explicatives X_j et un ensemble de variables dépendantes Y .

Cette méthode d'association et de prédiction présente de nombreux avantages :

Dans le cas de données fortement corrélées, la régression PLS, apporte une alternative intéressante à la régression classique, en permettant entre autres de tenir compte dans la modélisation de la structure de corrélation existante.

Le nombre d'observations peut être faible. Le seuil limite de trente observations, en dessous duquel le théorème central limite ne s'applique pas, n'a plus à être respecté. L'algorithme de régression PLS fonctionne même en présence des données manquantes. Contrairement à la méthode de régression sur composantes principales ou de régression pas à pas, on conserve à l'issue des itérations l'ensemble des variables explicatives.

La méthode de régression PLS consiste en une projection simultanée de X variables explicatives et de Y variables à expliquer sur deux hyperplans X et Y . La méthode revient à effectuer une analyse en composantes principales de l'ensemble des variables X sous la contrainte que les « pseudo » composantes principales de X_j soient aussi explicatives que possible de l'ensemble des variables X sous la contrainte Y (Tenenhaus, 1995).

3.2. Présentation de la méthode

Nous allons distinguer dans cette section le cas où il y a une seule variable Y à expliquer de celui où il y en a plusieurs. L'algorithme PLS a été proposé initialement par Wold (1983).

3.2.1. La régression PLS univariée (PLS1)

La régression PLS univariée est un modèle non linéaire reliant une seule variable dépendante Y à un ensemble de variables indépendantes quantitatives ou qualitatives X_1, \dots, X_k . Elle peut être obtenue par une suite de régressions simples et multiples. En exploitant les tests statistiques associés à la régression linéaire, il est possible de sélectionner les variables explicatives significatives à conserver dans la régression PLS et de choisir le nombre de composantes PLS à retenir.

La régression PLS est issue d'une utilisation itérative des moindres carrés ordinaires.

On cherche à réaliser une régression d'une variable à expliquer Y sur des variables explicatives X_1, \dots, X_k qui peuvent être *fortement corrélées* entre elles. Il peut même y avoir *plus de variables explicatives que d'observations*.

On cherche de surcroît à fournir des coefficients de régression interprétables, c'est-à-dire qu'ils permettent de mesurer la contribution de la variable X_j à l'explication de la variable Y à l'aide du coefficient de régression. Si les signes du coefficient de régression et de corrélation entre la variable explicative et la variable d'intérêt sont opposés, l'interprétation sera délicate pour le praticien.

Il existe plusieurs versions de l'algorithme de régression univariée PLS1. Elles diffèrent au niveau des normalisations et des calculs intermédiaires, mais elles donnent toutes la même régression.

3. 2.1.1. L'algorithme de l'analyse discriminante PLS

L'algorithme peut se décomposer comme suit :

On construit tout d'abord une composante PLS t_1 :

avec :

$$t_1 = w_{11}X_1 + \dots + w_{1k}X_k \quad (3.33)$$

où :

$$w_{1j} = \frac{\text{cov}(Y, X_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^k \text{cov}(Y, X_j)^2}}$$

Ces coefficients sont ensuite normalisés :

$$w_{1j}^* = \frac{w_{1j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^k (w_{1j})^2}}$$

Puis on effectue une régression simple de Y sur t_1 :

$$\hat{Y} = c_1 t_1 + Y_1 \quad (3.34)$$

où c_1 est le coefficient de régression et Y_1 le vecteur des résidus. D'où une première équation de régression :

$$\hat{Y} = c_1 w_{11} X_1 + \dots + c_1 w_{1k} X_k + Y_1$$

dont les coefficients sont facilement interprétables.

Toutefois si l'on estime que le pouvoir explicatif de ce modèle est faible, on cherche une deuxième composante t_2 , combinaison linéaire des X_j , non corrélée à t_1 et expliquant bien le résidu Y_1 .

Cette composante t_2 est combinaison linéaire des résidus x_{1j} des régressions des variables X_j sur la composante t_1 :

avec

$$x_{1j} = X_j - p_{1j} t_1$$

et

$$p_{1j} = \frac{\text{cov}(X_j, t_1)}{\text{var}(t_1)}$$

On obtient alors t_2 :

$$t_2 = w_{21}X_{11} + \dots + w_{2k}X_{1k}$$

où

$$w_{2j} = \frac{\text{cov}(x_{1j}, Y_1)}{\sqrt{\sum_{j=1}^k \text{cov}^2(x_{1j}, Y_1)}}$$

On procède ensuite à une régression multiple de Y sur t_1, t_2 :

$$\hat{Y} = c_1 t_1 + c_2 t_2 + Y_2$$

où c_1 et c_2 sont les coefficients de régression et Y_2 le vecteur des résidus.

\hat{Y} s'écrit en fonction des variables explicatives en remplaçant les composantes t_1 et t_2 par leurs valeurs en fonction des X_j :

$$\hat{Y} = c_1 \sum_{j=1}^k w_{1j} X_j + c_2 \sum_{j=1}^k w_{2j} (X_j - p_{1j} \sum_{j=1}^k w_{1j} X_j)$$

On peut itérer ce processus en utilisant de la même manière les résidus $Y_2, X_{21}, \dots, X_{2k}$ des régressions de Y, X_1, \dots, X_k sur t_1, t_2 .

L'algorithme PLS1 s'écrit alors :

Etape 1 : $X_0 = X$; $Y_0 = Y$ (initialisation)

Etape 2 : pour $h=1, 2, \dots, r$ faire

Etape 2.1 : $w_h = \frac{X_{h-1}' y_{h-1}}{y_{h-1}' y_{h-1}}$

Etape 2.2 : Normer w_h à 1

Etape 2.3 : $t_h = \frac{X_{h-1}' w_h}{w_h' w_h}$

$$\text{Etape 2.4 : } p_h = \frac{X'_{h-1} t_h}{t'_h t_h}$$

$$\text{Etape 2.5 : } X_h = X_{h-1} - t_h p'_h$$

$$\text{Etape 2.6 : } c_h = \frac{y'_{h-1} t_h}{t'_h t_h}$$

$$\text{Etape 2.7 : } u_h = \frac{y_{h-1}}{c_h}$$

$$\text{Etape 2.8 : } y_h = y_{h-1} - c_h t_h$$

Les propriétés suivantes, dans le cas univarié valable lorsque les données sont complètes (pas de données manquantes), permettent de simplifier l'algorithme et restent valables pour la régression multivariée PLS2.

Proposition 1 : les vecteurs et les matrices issus de la régression PLS vérifient les propriétés suivantes :

$$t'_h t_\ell = 0, \text{ pour } \ell > h$$

$$w'_h p_h = 1$$

$$w'_h X'_\ell = 0, \text{ pour } \ell \geq h$$

$$w'_h p_\ell = 0, \text{ pour } \ell > h$$

$$w'_h w_\ell = 0, \text{ pour } \ell > h$$

$$t'_h X_\ell = 0, \text{ pour } \ell \geq h$$

$$X_h = X \prod_{j=1}^h (I - w_j p'_j), h \geq 1$$

Le nombre de composantes t_h à retenir est habituellement déterminé par validation croisée (Tenenhaus, 1995).

Pour chaque valeur h , on calcule des prédictions de la variable d'intérêt Y . Plus précisément on calcule les prédictions \hat{Y}_{hi} de Y_i en utilisant tous les individus puis $\hat{Y}_{h(-i)}$ sans utiliser l'individu i . Puis on calcule les critères RSS_h (*ResidualSum*

of Squares) et $PRESS_h$ (Prediction Error Sum of Squares) définies par :

$$RSS_h = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{hi})^2 \quad (3.35)$$

et

$$PRESS_h = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{h(-i)})^2 \quad (3.36)$$

La composante t_h sera retenue si :

$$\sqrt{PRESS_h} \leq 0.95 \leq \sqrt{RSS_{h-1}}$$

3.2.1.2. La validation croisée

La validation croisée est une méthode de validation interne de modèles. C'est un critère permettant d'évaluer la consistance interne des données. Elle a été initialement proposée par Stone (1974) pour l'ACP (Analyse en composantes multiples).

L'idée générale est de diviser l'ensemble des données disponibles en q parties approximativement égales. On sépare ensuite les données en un premier jeu formé de $q-1$ parties pour lesquelles le modèle sera ajusté et un second jeu formé de la partie restante qui servira de jeu-test. Les prévisions de la variable Y sont calculées sur le jeu-test et la somme des carrés des erreurs de prévision. Cette procédure est répétée q fois de manière à ce que chacune des q parties serve une fois et une seule de jeu-test. La somme de tous les carrés des erreurs de prévision calculées sur les jeux-tests est appelée le PRESS pour Y .

On calcule pour chaque nouvelle composante t_h le Q_h^2 :

$$\text{où} \quad Q_h^2 = 1 - \frac{PRESS_h}{RSS_{h-1}} \quad (3.37)$$

Une composante t_h est considérée comme significative si $Q_h^2 \geq \lambda$.

ou λ est une valeur arbitraire. Par défaut la limite fixée dans SIMCA-P⁵ $\lambda = 0,0975$.

⁵ SIMCAP-P: logiciel d'analyse des données

Une nouvelle composante t_h est significative si $\sqrt{\text{PRESS}_h} \leq Q_h^2 \sqrt{\text{RSS}_{h-1}}$

c'est-à-dire si $Q_h^2 \geq 0,0975$.

3.2.1.3. Les aides à l'interprétation

En régression PLS1 on utilise les notions suivantes :

$$t_h = \sum_{j=1}^k w_{hj} x_{hj} = \sum_{j=1}^k w_{hj}^* X_j \quad (3.38)$$

Les composantes t_h sont calculées à l'aide des variables résiduelles x_{hj} , mais vont être interprétées en utilisant leurs expressions à l'aide des variables X_j , en utilisant les coefficients normés ou poids w_{hj}^* .

L'interprétation univariée conduit à calculer les corrélations entre les variables X_j , Y et les composantes t_h .

L'interprétation multivariée privilégie les coefficients normés w_{hj}^* permettant de construire les composantes t_h à partir des variables X_j et les coefficients de régression c_h de t_h dans la régression de Y sur les composantes t_h .

Les poids w_{hj}^* traduisent l'importance de chaque variable X_j dans la construction de t_h .

Les c_h mesurent le lien entre la variable Y et les composantes t_h . Autrement dit, la relation entre la variable Y et les variables X_j , est résumée à travers les variables t_h . Les coefficients w_{hj}^* , c_h traduisent la relation « physique » entre Y et les X_j puisque la donnée de ces poids permet de construire les t_h en fonction des X_j , puis de prédire Y en fonction des t_h .

Nous pouvons résumer cette construction par :

$$T = XW^*$$

$$Y = TC$$

où les matrices X , W^* , T sont formées respectivement des colonnes X_j , w_h , t_h et le vecteur C des coefficients c_h .

Parmi les aides à l'interprétation nous avons :

-Le T^2 de Hotelling

Le T^2 de Hotelling de l'observation i , calculé en utilisant H composantes, est défini par :

$$T_i^2 = \frac{n}{n-1} \sum_{h=1}^H \frac{t_{hi}^2}{s_h^2} \quad (3.39)$$

où s_h^2 est la variance empirique de la composante t_h .

Dans SAS⁶, on détecte les points atypiques en utilisant la statistique

$$\frac{n(n-H)}{H(n^2-1)} T_i^2 \quad (3.40)$$

Tracy, Young et Mason (1992) ont démontré que cette statistique suit une loi de Fisher-Snedcor à H et $(n-H)$ degrés de liberté.

Une observation i est considérée comme atypique si :

$$T_i^2 \geq \frac{H(n^2-1)}{n(n-H)} F_{0,95}(H, n-H)$$

-La qualité de reconstruction des données « actives » par modèle :

On souhaite identifier les observations « actives » mal constituées par le modèle au niveau des X_j et au niveau de Y . On peut construire les régressions des variables X_j sur les H composantes PLS t_h retenues.

On note e_{ji} le résidu calculé pour la variable X_j et l'observation i . La distance au modèle de l'observation i dans l'espace de X_j (notée $D_{\text{mod}X}$) est évaluée à l'aide de la quantité s_i donnée par :

avec

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^k e_{ji}^2}{k-H}} \times v \quad (3.41)$$

⁶ Statistical Analysis System (SAS)

$$\text{et} \quad v = \sqrt{\frac{n}{n-h-1}} \quad (3.42)$$

v est un facteur de correction, légèrement supérieur à 1 et prenant en compte le nombre d'observations (n) et de composantes (h). Ce facteur de correction vaut 1 lorsque s_i est calculé sur un jeu-test où des données de prévision de Y à partir des X_j . Le facteur de correction prend en compte le fait que les données utilisées pour la construction du modèle sont en général mieux reconstituées que celles utilisées pour la validation du modèle.

On calcule ensuite l'écart type résiduel s_0

$$s_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k e_{ji}^2}{(n-h-1) \times (k-H)}} \quad (3.43)$$

La variance résiduelle s_0^2 étant la moyenne des variances résiduelles s_i^2 de chaque observation.

Une distance normalisée ($D_{\text{modX}, N}$) est obtenue en divisant s_i par l'écart type résiduel s_0 :

$$(D_{\text{modX}, N})_i = s_i / s_0$$

Dans SIMCA-P, on admet que :

$$\frac{s_i}{s_0} \longrightarrow F_{0.95}(p_1, p_2)$$

On peut considérer qu'une observation est mal reconstituée par le modèle si

$$\frac{s_i}{s_0} \geq \sqrt{F_{0.95}(p_1, p_2)}$$

Le calcul précis des degrés de liberté p_1 et p_2 n'est pas connu, mais le seuil $\sqrt{F_{0.95}(p_1, p_2)}$ est directement fourni dans SIMCA-P sous le nom de $DCrit(H)$.

On définit de même les résidus f_i de la régression de Y sur les H composantes t_h retenues. On note ensuite :

$$(D \text{ mod } Y) = |f_i|$$

$$(D \text{ mod } Y, N)_i = \frac{|f_i|}{\sqrt{\frac{1}{n-H-1} \sum f_i^2}} \quad (3.44)$$

3.3. La régression logistique PLS

Nous détaillerons, dans un premier temps, l'algorithme de la régression logistique PLS avant d'expliciter différentes versions possibles.

3.3.1. Algorithme de la régression logistique PLS

Cette extension a été proposée par Tenenhaus, (2000). Nous venons de voir l'algorithme de la régression PLS, univariée et multivariée. Ces méthodes sont particulièrement utiles, dans des conditions où la régression multiple fonctionne mal. Or, on peut rencontrer des problèmes analogues en régression logistique. Cependant il est tout à fait possible de transposer les principes de la régression PLS à la régression logistique. La régression logistique PLS consiste à adapter l'algorithme de régression PLS1 au cas d'une variable qualitative, binaire ou ordinale (Bastien et al., 2005). Il est utile de rappeler que la régression logistique PLS est univariée et ne s'applique donc qu'à la modélisation d'une seule variable d'intérêt Y que l'on cherche à modéliser à l'aide des variables X_1, \dots, X_k candidates à l'explication. Nous allons ainsi décrire trois versions d'algorithme de régression logistique PLS.

Recherche de la première composante PLS t_1 :

Etape1 : on calcule les coefficients de régression w_{1j} dans la régression logistique simple de Y sur chaque variable X_j .

Etape2 : La composante PLS s'écrit alors :

$$t_1 = \frac{Xw_1}{w_1w_1} \quad (3.45)$$

Puis on effectue une régression logistique de Y sur t_1 :

$$\log \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \hat{Y} = c_1 t_1 + Y_1 \quad (3.46)$$

où c_1 est le coefficient de régression, Y_1 le vecteur des résidus et \hat{p} la probabilité de survenue de l'événement. D'où une première équation de régression :

$$\hat{Y} = c_1 w_{11}^* x_1 + \dots + c_1 w_{1k}^* x_k + Y_1$$

avec

$$w_1^* = \frac{w_1}{w_1^* w_1}$$

dont les coefficients sont facilement interprétables.

La probabilité de survenue de l'événement pour l'individu « i » est :

$$\hat{p}^i = \frac{\exp(c_1 \sum_{j=1}^K w_{1j} X_{1j}^i)}{1 + \exp(c_1 \sum_{j=1}^K w_{1j} X_{1j}^i)} \quad (3.47)$$

Recherche de la deuxième composante PLS t_2

Etape 1 : si l'on estime que le pouvoir explicatif de ce modèle est faible, on cherche une deuxième composante t_2 , combinaison linéaire de X_j , non corrélée à t_1 et expliquant bien le résidu du Y_1 . Cette composante t_2 est combinaison linéaire des résidus x_{1j} des régressions des variables X_j sur la composante t_1 :

$$X_j = t_1 p_{1j} + x_{1j}$$

où p_{1j} est le coefficient de régression de chaque X_j sur t_1

Etape 2 : pour chaque valeur de j , on calcule le coefficient de régression w_{2j} de x_{1j} dans la régression logistique multiple de Y sur les variables t_1 et x_{1j} .

Etape 3 : la composante PLS t_2 s'écrit alors :

$$t_2 = \frac{x_1 w_2}{w_2 w_2} \quad (3.48)$$

où x_1 est le résidu de la régression de X sur la première composante t_1 .

On peut aussi réécrire la composante t_2 en fonction des variables initiales X_j :

$$t_2 = \frac{w_2}{w_2 w_2} \left(\frac{1 - w_1 p_1}{w_1 w_1} \right) X = X w_2^*$$

On procède ensuite à une régression logistique de Y sur t_1, t_2 :

$$\log \frac{\hat{p}}{1 - \hat{p}} = \hat{Y} = c_1 t_1 + c_2 t_2 + Y_2$$

où c_1 et c_2 les coefficients de régression logistique de Y sur t_1, t_2 :

Pour la deuxième composante la probabilité de survenue de l'événement est :

$$\hat{p} = \frac{\exp(c_1 t_1 + c_2 t_2)}{1 + \exp(c_1 t_1)}$$

\hat{p} s'écrit en fonction des variables explicatives en remplaçant les composantes t_1, t_2 en fonction de X :

$$\hat{p} = \frac{\exp(c_1 X w_1^* + c_2 X w_2^*)}{1 + \exp(c_1 X w_1^* + c_2 X w_2^*)}$$

Recherche de la h -ième composante PLS t_h :

Etape 1 : on calcule le résidu x_{h-1} de la régression de X sur les premières composantes t_1, \dots, t_{h-1} . On notera $x_{h-1, j}$ la j -ème colonne de la matrice x_{h-1} :

$$X = t_1 p_1' + \dots + t_{h-1} p_{h-1}' + x_{h-1}$$

Etape 2 : pour chaque valeur de j , on calcule le coefficient de régression w_{hj} de $x_{h-1, j}$.

Etape 3 : la composante PLS t_h s'écrit alors :

$$t_h = \frac{X_{h-1} w_h}{w_h w_h} \quad (3.49)$$

Pour chaque composante t_h calculée, on procède à la régression logistique de Y sur les composantes t_1, \dots, t_h . L'équation de régression logistique PLS est obtenue en exprimant cette équation en fonction des variables d'origine :

$$\log \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \hat{Y} = c_1 t_1 + \dots + c_h t_h = c_1 X w_1^* + \dots + c_h X w_h^* = X \alpha$$

$$\text{où} \quad \alpha = c_1 w_1^* + \dots + c_h w_h^* = \sum_{\ell=1}^h c_{\ell} w_{\ell}^*$$

La probabilité de survenue de l'événement de la composante t_h :

$$\hat{p} = \frac{\exp(c_1 X w_1^* + \dots + c_h X w_h^*)}{1 + \exp(c_1 X w_1^* + \dots + c_h X w_h^*)} = \frac{\exp(X \alpha)}{1 + \exp(X \alpha)}$$

Tenenhaus (2004) a proposé une autre version de l'algorithme logistique PLS comme cas particulier de la régression PLS généralisée que nous allons le présenter dans ce qui suit.

3.3.2. Algorithme de la régression logistique PLS modifiée

On suppose que les variables X_1, \dots, X_k sont toutes centrées.

Le modèle de la régression logistique PLS à H composantes s'écrit :

$$\log \frac{p}{1-p} = Y = \sum_{h=1}^H c_h \left(\sum_{j=1}^k w_{hj}^* X_j \right) + \text{résidu} \quad (3.50)$$

avec la contrainte que les composantes PLS, $t_h = \sum_{j=1}^k w_{hj}^* X_j$ soit orthogonales.

On peut considérer que les paramètres c_h et w_{hj}^* du modèle sont des paramètres à estimer.

D'où le côté linéaire du modèle. L'algorithme de la régression logistique PLS est un algorithme d'estimation des paramètres du modèle précédent que nous allons ré-décrire en reliant chaque étape de calcul à une régression logistique simple ou multiple (Tenenhaus, 2000, Esposito et al., 2005).

3.3.2.1. Construction de t_1

La première composante PLS t_1 s'écrit alors :

$$t_1 = Xw_1^*$$

w_1^* est le vecteur des coefficients normés de régression de Y sur chaque X_j .

b. Construction de t_2

On cherche dans un premier temps les variables X_j contribuant de manière significative à la construction de t_2 , on effectue des régressions multiples de Y sur t_1 et chacun des X_j .

Cette composante t_2 est combinaison linéaire des résidus x_{1j} des régressions des variables X_j sur la composante t_1 .

$$x_{1j} = X_j - p_{1j} t_1$$

p_{1j} est le coefficient de régression de X_j sur la composante t_1

La deuxième composante s'écrit :

$$t_2 = w_{21}x_{11} + \dots + w_{2k}x_{1k}$$

où w_{2j} est le coefficient de régression de Y sur t_1 et chaque x_{1j} .

On procède ensuite à une régression logistique multiple de Y sur t_1 et t_2 :

$$\hat{Y} = c_1 t_1 + c_2 t_2 + Y_1$$

La composante t_2 peut aussi s'exprimer en fonction des variables initiales X_j puisque les résidus x_{1j} ($x_{1j} = X_j - p_{1j} t_1$) sont fonction des X_j . La composante t_2 exprimée en fonction des X_j s'écrit $t_2 = X w_2^*$

3.3.2.2. Calcul des autres composante et règle d'arrêt

On opère de même pour le calcul des autres composantes $t_h = X w_h^*$.

On arrête lorsque toutes les variables sont non significatives à un seuil donné (Bastien et al., 2005).

3.3.2.3. Formule de régression PLS

Dans la formule (1) on estime les coefficients c_h par régression logistique multiple de Y sur les composantes t_h . L'équation de régression estimée peut ensuite s'exprimer en fonction des variables initiales X_j :

$$\begin{aligned} \log \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \hat{Y} &= \sum_{h=1}^H c_h \left(\sum_{j=1}^k w_{hj}^* X_j \right) \\ &= \sum_{j=1}^k \left(\sum_{h=1}^H c_h w_{hj}^* \right) X_j \end{aligned} \quad (3.51)$$

$$= \sum_{j=1}^k \alpha_j X_j$$

$$\text{où } \alpha_j = \sum_{h=1}^H c_h w_{hj}^*$$

3.2.3. Algorithme de Nguyen et Roche

Nguyen et Roche (2002, 2004) ont montré que les composantes PLS sont des combinaisons linéaires des variables d'origine, et que les coefficients de la combinaison linéaire s'expriment à l'aide du coefficient de régression linéaire de la variable de réponse sur chacun des régresseurs. Ils proposent donc de miner la définition et de remplacer la régression linéaire par une régression logistique (Nguyen et Roche, 2004).

L'algorithme de régression logistique PLS se présente comme suit :

Etape 1 : calcul des composantes PLS

Etape1-1 : obtenir h composantes PLS, $T = (t_1, \dots, t_h)$, en utilisant l'algorithme PLS1 ou Simpls .

Etape 2 : classification

Après avoir calculé les composantes de l'étape 1, on procède à une régression logistique de Y sur les composantes retenues par validation croisée :

$$\log \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \hat{Y} = c_1 t_1 + \dots + c_h t_h$$

et la probabilité de survenue de l'événement s'écrit alors :

$$\hat{p} = \frac{\exp(c_1 t_1 + \dots + c_h t_h)}{1 + \exp(c_1 t_1 + \dots + c_h t_h)}$$

La régression logistique PLS permet de relier la variable Y à l'ensemble des variables explicatives, cette méthode est en quelque sorte une réponse au regret qu'éprouve l'utilisateur d'une régression pas à pas, et de devoir choisir une seule et unique variable explicative par bloc de variables explicatives.

En régression pas à pas, il y a exclusion de certaines variables éventuellement importantes ; en régression PLS, toutes les variables importantes sont conservées et les variables sans importance sont soit exclues, soit retenues pour participer au modèle, après avoir été affectées d'un poids plus faible.

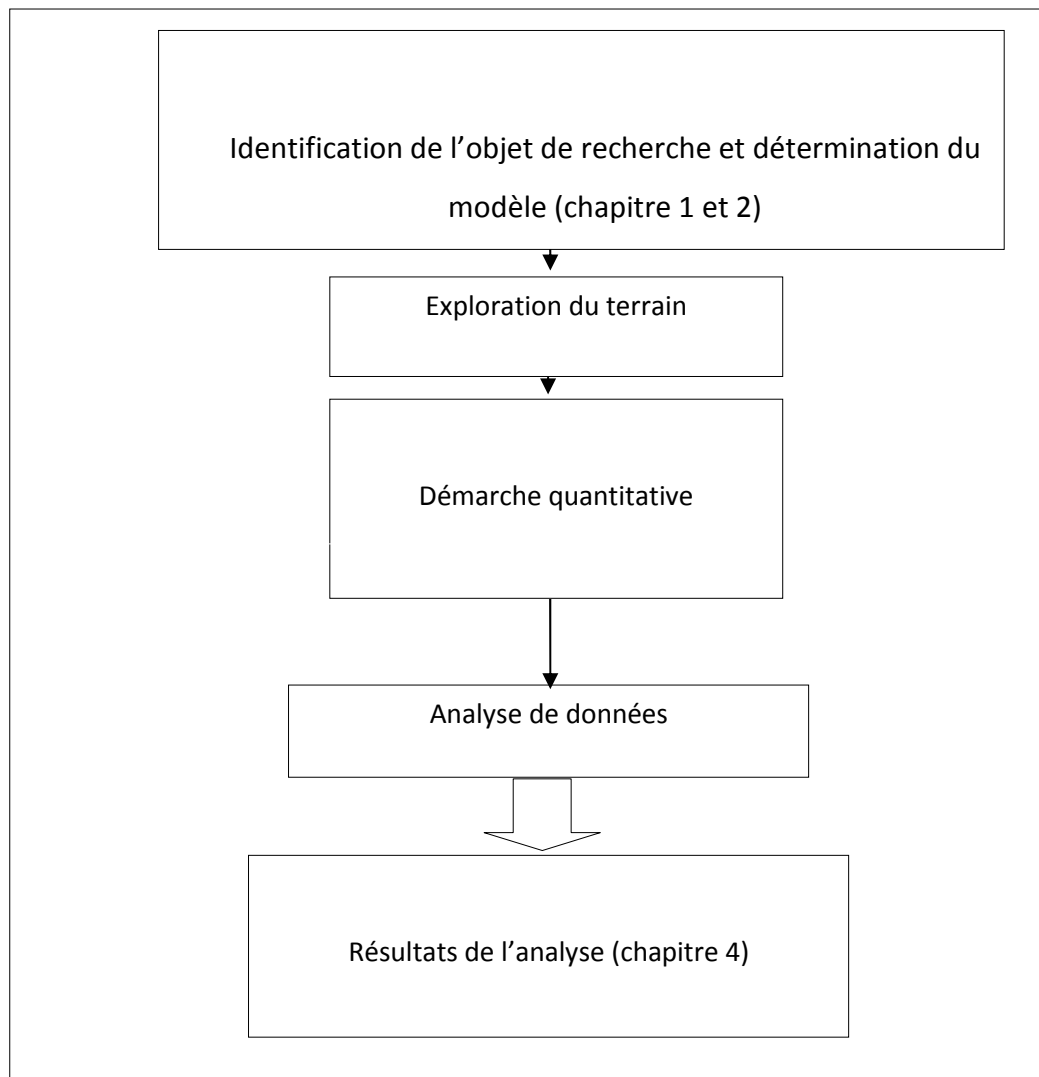
Pour montrer l'apport de la régression logistique PLS, nous avons utilisé des données relatives à la défaillance des entreprises. La plupart des travaux traitant la probabilité de défaillance des entreprises abandonnent les ratios et les grandeurs comptables les plus corrélés, même si en apparence ils semblent avoir une forte contribution dans l'analyse, car la régression logistique PLS permet de pallier ce problème

Dans le cas de séparation, c'est-à-dire de non convergence de l'algorithme du maximum de vraisemblance (Fort et Lambert-Lacroix, 2005), les résultats de la régression logistique ne sont pas concluants, alors que ceux de la régression logistique PLS sont encourageants.

Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif d'exposer la démarche que nous avons retenue pour obtenir les résultats permettant de répondre à la problématique de notre recherche, à savoir « Quels sont les déterminants de la défaillance des entreprises françaises ? ». Nous avons donc explicité notre positionnement épistémologique ; le modèle retenu à la suite de l'analyse de la littérature, est fondé sur une démarche déductive. Ce choix, fondé sur la position positiviste, est associé à une méthodologie quantitative par la construction d'un échantillon d'entreprises. L'ensemble du processus est illustré dans la figure ci-dessous.

Figure 10: Processus méthodologique de la recherche



Après avoir précisé la méthodologie, le dernier chapitre sera consacré aux résultats obtenus, et aux conclusions auxquelles elles permettent d'aboutir à chaque étape de l'analyse.

**Chapitre 4 : La prévision de la défaillance :
validation empirique sur un échantillon des
PME Françaises**

Introduction

L'accroissement actuel de la taille des entreprises en faillite, confirme la nécessité de prévoir la défaillance. Il est indispensable de veiller à la protection des intérêts des créanciers, à la pérennité de l'entreprise, en prévenant les difficultés économiques et financières que les entreprises peuvent rencontrer, ce qui implique notamment une estimation précise de la probabilité de défaut et éventuellement une modification des méthodes d'évaluation.

Si l'analyse des causes de la défaillance est plus ancienne, sa prédiction est commence à être développée à partir de la fin des années soixante. L'approche la plus fréquente consiste à recourir à l'analyse financière afin de déterminer les variables, principalement comptables, qui différencient au mieux les entreprises défaillantes de celles qui ne le sont pas. L'objectif est d'établir une relation statistique stable entre les variables explicatives de chacun des deux groupes (Refait, 2004).

Dans le présent chapitre, nous présenterons dans la première section les résultats de l'analyse exploratoire ainsi qu'une comparaison entre l'analyse discriminante et la régression PLS ; dans la deuxième section les résultats de la régression logistique et de la méthode PLS, et enfin dans la troisième section les résultats de la modélisation macroéconomique.

I. Comparaison de l'analyse discriminante et de la régression PLS

Les hypothèses que nous avons formulées ont été traduites en indicateurs ou ratios. Il est donc important d'analyser chaque indicateur afin de dégager, notamment, les principales tendances qui se dessinent sur le plan historique. Toutefois, avant une analyse plus approfondie, une petite étude exploratoire s'impose.

1. Analyse exploratoire descriptive

Dans une première étape, une batterie de trente trois ratios financiers, codés de R01 à R33, a été calculée. Ces ratios ont été choisis parmi ceux qui sont couramment utilisés, ou qui présentent un contenu informationnel significatif dans l'analyse de la situation financière des l'entreprises. Le large choix initial de trente-trois ratios intègre les principales préoccupations ayant trait à l'analyse des bilans au regard de la bonne santé de l'entreprise. Les thèmes adoptés dans l'analyse sont : l'endettement et la structure financière, la rentabilité, la liquidité, la solvabilité et l'équilibre financier, l'activité et la structure de productivité, la croissance d'activité. La comparaison entre la capacité prédictive des modèles de prévisions tels que l'analyse discriminante linéaire, modèle *Logit* et la régression PLS, est réalisée sur la base des ratios financiers spécifiques à chaque entreprise. Les ratios financiers ont été choisis en raison de la fréquence de leur utilisation par les auteurs d'études portant sur la prévision de la défaillance.

Dans la mesure où le nombre de ratios calculé est élevé, notre choix s'est arrêté sur ceux qui contribuent à la discrimination entre les entreprises qui sont défaillantes et celles qui ne le sont pas. L'une des méthodes qui peut être utilisée pour déterminer les ratios financiers qui participent à la discrimination des deux types d'entreprises, consiste à effectuer un test de Wilks des ratios des deux groupes d'entreprises. La significativité de la statistique de Fisher rejette l'hypothèse nulle qui stipule que, pour un ratio donné, il y a une discrimination entre les deux groupes d'entreprises. Dans notre cas, nous allons employer la méthodologie de Bardos et Zhu (1997) en utilisant le λ de Wilks, qui consiste à choisir chaque fois la variable qui a le plus grand pouvoir discriminant. Ensuite, à chaque pas le modèle est

examiné. Si la variable du modèle qui contribue le moins à son pouvoir discriminant, mesuré par le λ de Wilks (voir annexe, p 285), tombe en dessous du seuil de signification préalablement choisi, la variable est supprimée.

Table 9: Test de le λ de Wilks

Ratios	T-1			T-2			T-3		
	Wilk's lambda	F	Sig	Wilk's lambda	F	Sig	Wilk's Lambda	F	Sig
R1	0,989	9,178	0,003	0,995	4,145	0,042	0,997	2,157	0,142
R2	0,894	94,346	0,000	0,961	32,107	0,000	0,980	16,259	0,000
R3	0,963	30,709	0,000	0,986	11,695	0,001	0,991	7,550	0,006
R4	0,794	207,313	0,000	0,931	59,019	0,000	0,959	33,914	0,000
R5	0,982	14,618	0,000	0,997	2,144	0,144	0,998	1,592	0,207
R6	0,999	0,576	0,448	0,994	4,990	0,026	1,000	0,146	0,703
R7	0,984	12,656	0,000	0,986	11 ?223	0,001	0,994	4,832	0,028
R8	0,988	9,731	0,002	0,987	10,518	0,001	0,995	4,199	0,041
R9	0,998	1,549	0,214	0,998	1,848	0,174	1,000	0,019	0,890
R10	0,991	7,367	0,007	0,980	16,575	0,000	0,988	13,079	0,000
R11	0,969	25,943	0,000	0,986	11,186	0,001	0,988	9,465	0,002
R12	0,982	14,469	0,000	0,996	3,606	0,058	1,000	0,011	0,916
R13	0,994	4,853	0,028	0,995	3,721	0,054	1,000	0,029	0,865
R14	0,956	36,325	0,000	0,979	17,268	0,000	0,994	5,091	0,024
R15	1,000	0,097	0,755	0,999	0,532	0,466	1,000	0,203	0,653
R16	0,993	5,599	0,018	0,998	1,486	0,223	1,000	0,228	0,633
R17	0,970	24,595	0,000	0,928	61,892	0,000	0,992	6,752	0,010
R18	1,000	0,105	0,746	0,995	3,743	0,053	0,995	4,334	0,038
R19	0,992	6,604	0,010	1,000	0,118	0,731	1,000	0,112	0,738

R20	0,554	643,209	0,000	0,993	5,549	0,019	0,995	3,694	0,055
R21	0,999	0,608	0,436	0,993	5,463	0,020	0,994	5,185	0,023
R22	0,998	1,480	0,224	0,998	1,757	0,185	0,998	1,209	0,272
R23	0,944	47,639	0,000	0,992	6,667	0,010	0,997	2,219	0,137
R24	0,877	112,185	0,000	0,994	4,484	0,035	0,998	1,634	0,202
R25	0,898	90,334	0,000	0,910	79,096	0,000	0,983	13,681	0,000
R26	0,877	111,596	0,000	0,902	86,760	0,000	0,986	10,947	0,001
R27	0,917	72,076	0,000	0,986	11,717	0,001	0,991	7,039	0,008
R28	0,982	14,323	0,000	0,984	12,679	0,000	0,993	5,323	0,021
R29	0,984	13,294	0,000	0,988	9,717	0,002	0,994	4,701	0,030
R30	0,927	62,870	0,000	0,977	18,975	0,000	0,997	2,110	0,147
R31	1,000	0,009	0,923	0,998	1,855	0,174	1,000	0,300	0,584
R32	0,978	18,032	0,000	0,994	5,156	0,023	1,000	0,297	0,589
R33	0,937	53,733	0,000	0,981	15,147	0,000	0,999	0,708	0,400

L'examen du test du Fisher dans le tableau ci-dessus, indique, au seuil de 5 % un an avant la défaillance, que toutes les variables sont significatives à l'exception de : R06, R09, R15, R18, R21 et R31. Deux ans avant la défaillance, nous constatons que seuls les ratios R05, R09, R15, R16, R18, R19, R22 et R31 s'avèrent non significatifs. En ce que concerne la troisième année, les ratios R02, R03, R04, R07, R08, R10, R11, R14, R17, R18, R21, R25, R26, R27, R28 et R29 ont un pouvoir discriminant entre les entreprises.

Les entreprises défailtantes se caractérisent par un taux d'endettement moyennement élevé par rapport aux entreprises saines. Plus ce taux est élevé, plus l'entreprise est endettée ; le remboursement des échéances étant un prélèvement

inévitables, il peut conduire l'entreprise à la cessation des paiements. Le ratio R02 indique que les entreprises françaises saines, sont relativement peu endettées en comparaison à celles qui sont en difficulté, ce qui confirme l'importance de la contribution des banques dans le financement de ces entreprises. En effet, pour de multiples raisons, notamment pour financer leur croissance, les entreprises ont recours à l'endettement, et plus particulièrement aux crédits bancaires. Le recours au marché financier reste toujours limité même pour les entreprises cotées. L'analyse détaillée de la structure du capital des entreprises, confirme l'idée précédente, puisque d'après le ratio R04, les entreprises saines disposent d'une autonomie financière plus élevée que les autres entreprises, et d'une capacité de remboursement meilleure. La détermination de l'autonomie financière (R04), a pour but fondamental de mesurer l'indépendance de l'entreprise vis-à-vis de ses créanciers, et d'évaluer le rapport de force entre l'entreprise, les banques et les obligataires. En outre, l'analyse du ratio R03, confirme que l'endettement est un facteur de discrimination entre les deux catégories d'entreprises quel que soit l'horizon de prévision, et qu'il génère une fragilité financière qui devient défavorable avec le temps.

Les ratios de liquidité générale et réduite indiquent que les entreprises saines présentent un niveau de liquidité plus important que celui des entreprises défaillantes. Cela peut paraître évident, dans la mesure où les entreprises en difficulté, ont du mal à honorer leurs engagements. En effet, lorsque la solvabilité de l'entreprise se dégrade, les banques voient leur rôle s'accroître ; aussi, pour prévenir le risque, elles sont amenées à prendre des mesures de resserrement des conditions de crédit. A l'issue de cette analyse, nous constatons que la liquidité place l'entreprise, au fil du temps, dans l'incapacité de régler sa situation vis-à-vis de ses créanciers, ce qui conduit à une baisse notable de sa rentabilité qui se maintient de manière relativement faible par rapport à celle des entreprises non défaillantes.

La solvabilité de l'entreprise indique sa capacité à faire face aux échéances de remboursement de ses dettes. Aussi, nous devons-nous étudier la structure des sources de financement de l'entreprise, puisqu'elle reflète le degré de risque plus ou moins grand de dépendance vis-à-vis des prêteurs. A ce sujet, nous constatons que les entreprises saines sont en moyenne les plus solvables. Cela a été confirmé par la significativité de ratios R17 à T-1, T-2 et T-3. Ce ratio indique la fraction de l'actif couverte par le fonds de roulement, l'importance de l'endettement à long terme de

l'entreprise, la part des fonds propres dans son financement global, donc son autonomie financière, ainsi que sa trésorerie nette. Conformément à ces indicateurs de solvabilité, nous constatons que le ratio R19 est plus élevé dans les entreprises défaillantes que dans les entreprises saines. En effet, ce ratio mesure le besoin en fonds de roulement, il indique le montant de trésorerie dont l'entreprise a besoin pour fonctionner normalement. Il est fonction du décalage qui existe entre le cycle de production et le cycle de paiement des fournisseurs et d'encaissement des créances clients, puisqu'il prend en compte les délais de stockage, de production, de commercialisation et de paiement.

La croissance de l'activité des entreprises peut fournir une appréciation sur l'utilisation des moyens de production ainsi que sur les opportunités de croissance potentielles. Toutefois, les entreprises défaillantes se trouvent dans l'impossibilité d'honorer leurs engagements par manque de liquidités à la suite d'une baisse de l'activité ou de la profitabilité. Cette situation, qui peut résulter d'un choix stratégique de recherche de parts de marché ou d'une évolution défavorable des coûts, s'oppose nettement au comportement des entreprises non défaillantes qui, elles, ont augmenté leurs marges. Par conséquent, le niveau bas des ratios indiquant l'activité, la productivité ainsi que de la croissance, valide le principe prédéfini.

Etudier la rentabilité d'une entreprise, c'est apprécier son aptitude à dégager des profits. Au-delà des objectifs de pérennité et de croissance, le but final poursuivi par les propriétaires est d'assurer, par le biais du succès de l'entreprise qu'ils contrôlent, leur propre enrichissement.

La rentabilité de l'entreprise peut être appréciée sous une optique d'exploitation, économique ou financière, ce qui permet d'avoir une idée de la rentabilité générale de toutes ses opérations. Cependant, suite à cette analyse, nous avons constaté que les entreprises saines sont les plus rentables puisque les ratios R24 et R26 sont déclarées significatives un, deux et trois ans avant la défaillance.

En définitive, l'analyse des deux panels d'entreprises confirme que les entreprises défaillantes se caractérisent par des performances économiques médiocres. L'étude du test de Wilks entre les deux groupes d'entreprises accrédite l'idée que les entreprises défaillantes sont très endettées à court terme par rapport à

l'activité. Simultanément, ces entreprises présentent un niveau de liquidité faible et par conséquent une difficulté de remboursement des dettes à l'échéance.

2. Les résultats de l'analyse discriminante linéaire

Pour déterminer les variables les plus discriminantes et leurs coefficients, nous avons utilisé un logiciel fréquemment appliqué dans l'analyse des données S.P.S.⁷. La sélection des variables pour l'analyse discriminante est une opération délicate. C'est pour cette raison que nous avons eu recours la procédure du pas à pas (*Stepwise Discriminant Analysis*) qui fournit un moyen économique, informatiquement parlant, pour optimiser séquentiellement un choix plus limité des ratios dont nous disposons. Cette méthode consiste à sélectionner progressivement la meilleure variable, puis les deux meilleurs ratios, jusqu'à ce que l'on juge que l'ajout de nouvelles variables n'apporte plus d'information nouvelle pertinente.

Pour définir une procédure pas à pas efficace, il faut établir dès le départ un critère de sélection des variables qui mesure, pour le modèle discriminant, l'information additionnelle que peut apporter une variable par rapport à celles déjà sélectionnées. Ce critère utilisé est fondé sur le choix des ratios en fonction de la signification de la distribution de la loi de Fisher. Dans le but d'aboutir à la discrimination entre les deux groupes d'entreprises et d'associer un score à chacune d'elles, la variable dépendante (endogène) prend la valeur de zéro pour une entreprise saine et 1 pour le cas d'une entreprise défaillante. Le modèle sera donc le suivant :

$$Z_i = a_0 + a_1X_{1i} + a_2X_{2i} + \dots + a_kX_{ki} + \varepsilon_i \quad (4.1)$$

Où : X_{ki} : représente la valeur prise par les ratios X_k de l'entreprise i ; a_k : est le coefficient associé à l'indicateur X_k , Z_i le score d'une entreprise i . C'est la valeur de Z_i par rapport à la valeur critique Z^* , qui détermine le classement des entreprises dans le groupe des saines ou dans celui des défaillantes.

⁷ *Statistical Package For Social Sciences* (SPSS)

2.1. Les résultats de l'analyse discriminante un an avant la défaillance (AD 1)

Au bout du dix-huitième « pas », (voir annexe, p 299), le programme est arrivé à discriminer les 800 entreprises de l'échantillon d'apprentissage et il a retenu 18 ratios qui se présentent dans la fonction score de la manière suivante :

$$Z_i = 0,007R02_i + 0,007R03_i + 0,013R04_i + 0,005R05_i - 0,315R08_i - 0,146R12_i + 0,096R13_i + 0,04R17_i - 0,016R18_i + 0,018R19_i - 0,052R20_i - 0,720R23_i + 0,041R24_i - 0,060R25 + 0,033R26_i + 0,002R27_i + 0,014R29_i + 0,005R33_i + 0,063$$

La disposition des différents ratios dans la fonction n'est pas aléatoire, chaque ratio qui précède l'autre signifie qu'il a été retenu un pas avant et qu'il est plus discriminant que le suivant. Avant l'analyse de ces ratios une description de leur pouvoir discriminant s'est avérée nécessaire afin de dégager l'ordre d'importance et de discrimination entre les deux groupes d'entreprises.

2.1.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Selon Altman (1968), si Z désigne la fonction de discrimination entre les deux groupes d'entreprises, a : représente le coefficient de pondération du ratio R dans la fonction de discrimination et δ : désigne l'écart type du ratio R pour l'ensemble des entreprises de l'échantillon.

Le pouvoir discriminant du ratio R dans la fonction Z est mesuré par le coefficient de pondération de celui-ci multiplié par son écart-type et le pourcentage P de discrimination du ratio R_j dans la fonction Z est défini par le rapport :

$$P = \frac{\delta_j^2 a_j^2}{\sum_{j=1}^7 \delta_j^2 a_j^2} \quad (4.2)$$

Le tableau suivant montre le pouvoir discriminant de chaque ratio dans le score :

Table 10: le pouvoir discriminant des ratios un an avant la défaillance

Ratio s (R _j)	Coefficient t (a _j)	Ecart type (δ_j) (1)	Pouvoir discriminant (2)	% de discrimination (3)	Classe- Ment
R17	0,011	178,448	1,962	38%	1
R18	-0,016	106,610	1,705	28%	2
R20	-0,052	22,854	1,188	13,78%	3
R19	0,018	44,046	0,792	6,14%	4
R23	-0,720	0,868	0,624	3,80%	5
R25	-0,060	8,677	0,520	2,65%	6
R24	0,041	6,012	0,354	1,23%	7
R04	0,013	27,073	0,350	1,20%	8
R26	0,033	9,158	0,301	0,89%	9
R08	-0,315	2,881	0,284	0,80%	10
R02	0,007	40,457	0,282	0,78%	11
R29	0,014	20,195	0,281	0,77%	12
R13	0,096	2,631	0,250	0,61%	13
R03	0,007	33,912	0,236	0,55%	14
R33	0,005	43,443	0,216	0,44%	15
R27	0,002	65,616	0,130	0,17%	16
R12	-0,146	0,884	0,126	0,16%	17
R05	0,005	20,790	0,1	0,09%	18

(1) : Ecart type calculé sur la base d'un échantillon de 800 entreprises.

(2) : Le pouvoir de discrimination= $a_j * \delta_j$

(3) : Le pourcentage de discrimination (P)

Le tableau ci-dessus montre qu'un an avant la défaillance 18 ratios jouent un rôle capital dans la discrimination entre les deux groupes. Nous remarquons que le ratio R17, est classé le premier avec une capacité de 38 %, ce qui indique que la part du fonds de roulement qui finance l'actif circulant, a un rôle primordial dans la

différenciation entre les deux catégories d'entreprises. De même le ratio R18 discrimine entre les deux groupes d'entreprises avec une capacité de 28 %.

Les ratios R17, R19, R24, R04, R26, R02, R29, R13, R03, R33, R27 et R05 ont été sélectionnés avec une pondération positive. En effet, plus le niveau de solvabilité, de rentabilité, d'activité et de productivité augmente, plus la fonction de discrimination est élevée et la probabilité de tomber en faillite faible. Les résultats obtenus rejoignent ceux de Keasy et Mc Guinness (1990), Pompe et Belderbeek (2004), Smith et Liou (2007), Hamza et Bagdadi (2008). Ces derniers estiment qu'il y a une relation causale entre la probabilité de défaillance et la rentabilité des entreprises ce qui permet de valider notre première hypothèse (H1). Le ratio R13 est déclaré significatif au risque de 5%, ce résultat confirme ceux de Deakin (1972), Rose et Giroux (1984), Frydman et al. (1985) estiment que la capacité de remboursement figure parmi les principaux facteurs de discrimination, ce qui nous permet de valider notre deuxième hypothèse (H2). Le ratio R08 est sélectionné parmi les ratios les plus discriminants avec un faible pouvoir de discrimination, ce constat rejoint ceux de Back et al. (1996), Chralambous et al. (2000). Ces auteurs estiment que la liquidité est un facteur de dégradation de l'entreprise, ce qui permet de confirmer notre troisième hypothèse (H3). Toutefois, le coefficient attribué au ratio R18 est de signe négatif. Ce dernier mesure la référence traditionnelle en matière d'appréciation du besoin en fonds de roulement. En effet, plus le décalage dans le temps entre les encaissements et les décaissements, plus l'entreprise se trouve dans une situation défavorable. Ce résultat rejoint les travaux de Yim et Mitchell (2002), Pompe et Belderbeek (2004) ce qui permet de valider la quatrième, hypothèse (H4). Le ratio R03 relatif à l'endettement, discrimine entre les entreprises saines et les des entreprises défaillantes, comme l'ont démontré les travaux d'Altman (1984), Titman et Opler (1994), Charlambous et al. (2002), Liou et Smith (2007), ce qui permet de confirmer notre dernière hypothèse (H5).

Nous avons constaté que les quatre premiers ratios qui possèdent le pouvoir les plus élevés (R17, R18, R20 et R19) expliquent en moyenne près de 80% du pouvoir total de discrimination, puisque les entreprises déclarent rarement leur faillite tant qu'elles possèdent des liquidités.

L'appréciation de la disponibilité des liquidités renvoie au taux de liquidité immédiate ou future. L'augmentation des créances clients reflète le dynamisme des ventes et souligne le niveau de sa liquidité future. Cependant, comme l'économie dans son ensemble constitue un vaste réseau d'entreprises, il est probable que la faillite d'une entreprise ait, par effet domino, des conséquences désastreuses sur d'autres. De plus, le gonflement des créances traduit une augmentation du besoin en fonds de roulement et des difficultés du paiement des clients notamment des créances douteuses qui forment des risques financiers énormes pour les entreprises.

Enfin nous constatons que sur les 18 ratios choisis un an avant la défaillance, le ratio R20 relatif à l'exportation se place en troisième position, avec un pouvoir de discrimination de 13,73 % ce qui permet d'affirmer que les PME exportatrices présentent une situation financière plus solides que les PME installées sur le marché local.

2.1.2. La classification des entreprises

Une fois le modèle de prévision construit, il convient de s'assurer de sa validité. Aussi, pour chaque firme, après avoir calculé la fonction relative à la discrimination, nous aboutissons à la conclusion suivante :

- Si $Z > 1$: l'entreprise est considérée comme saine.
- Si $Z < -0,5$: l'entreprise est considérée en situation difficile, c'est une zone de danger pour l'entreprise.
- Si $-0,5 < Z < 1$: Nous ne pouvons pas conclure si l'entreprise est défaillante ou saine.

Nous devons évidemment procéder à des investigations complémentaires. C'est une zone de prudence pour l'entreprise.

Pour nous assurer de la validité du modèle de prévision, nous avons testé sa capacité de distinguer dans l'échantillon initial les entreprises qui sont saines et celles qui sont défaillantes sur un échantillon de 800 entreprises.

Table 11 : validation du modèle (AD 1)

Un an avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	376	24	400
		Défaillante	9	391	400
	%	Saine	94	6	100
		Défaillante	2.2	97.8	100

Nous constatons que le modèle a pu distinguer 376 entreprises saines parmi 400, soit un taux de succès de 94 %. De surcroît il a permis de classer 391 entreprises défaillantes qui ont effectivement fait faillite, soit donc un taux de 97,8 %. En contrepartie, le taux d'erreur de première catégorie est de l'ordre de 2,2 %, alors que celui de la seconde est de 6 %. Nous concluons donc, que la fonction de discrimination, appliquée un an avant la défaillance, a permis de classer 767 entreprises parmi 800 dans le bon groupe soit un taux de bon classement de l'ordre de 95,90 %.

2.2. Les résultats de l'analyse discriminante deux ans avant la défaillance

La fonction discriminante est obtenue après la quatrième étape (Voir annexe, p 302). Elle est composée de 4 ratios combinés de la manière suivante :

$$Z_i = 0,009R03_i + 0,031R04_i - 0,008R10_i + 0,089R26_i - 0,659$$

D'après cette équation, ce ne sont pas les mêmes ratios qui présentent les pouvoirs discriminants les plus importants un et deux ans avant la défaillance. Ce manque de conformité s'explique par le fait que les modèles de prévision sont construits en utilisant des informations à des horizons différents : un, deux et trois ans avant la défaillance. L'analyse de la capacité de discrimination de ces ratios pour prévoir la défaillance des PME françaises deux ans avant la défaillance s'avère nécessaire.

2.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Afin d'apprécier convenablement l'importance de la contribution de chaque ratio dans la détermination de la situation de l'entreprise, nous avons procédé à la multiplication de chaque coefficient de la fonction de discrimination par son écart type. Pour deux ans avant la défaillance, ces pouvoirs sont représentés dans le tableau suivant :

Table 12: le pouvoir discriminant des ratios deux ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (aj)	Ecart type (δ_j) (1)	Pouvoir discriminant (2)	% de discrimination (3)	Classement
R26	0,089	8,429	0,749	48 %	1
R04	0,031	20,880	0,647	35 %	2
R10	-0,008	44,922	0,359	11 %	3
R03	0,009	29,849	0,268	6 %	4

(1): Ecart type calculé sur la base d'un échantillon de 80 entreprises.

(2) : Le pouvoir de discrimination= $a_j * \delta_j$

(3) : Le pourcentage de discrimination (P)

Le tableau ci-dessus montre que l'analyse discriminante parvient à identifier la situation financière future des entreprises en accordant une importance inégale aux ratios financiers utilisés. En effet, nous signalons dès le début que le ratio de rentabilité R26 a été sélectionné dans les premiers pas avec un pouvoir de l'ordre de 48 %.

La prise en compte de l'écart type dans l'évaluation des contributions des ratios dans la discrimination et la prévision de la défaillance des entreprises permet de dégager quelques régularités afin de comprendre le comportement des entreprises françaises. La liquidité, l'endettement, la croissance de l'activité, la solvabilité et l'équilibre financier, représentent les indicateurs les plus significatifs de la situation financière des entreprises. Souvent, ces indicateurs sont utilisés pour évaluer les différentes dimensions de la firme et, de ne fait, ils n'ont pas la même capacité prédictive avant la défaillance. Donc, l'investigation dans les causes de la défaillance

permet d'évaluer un ordre d'importance des ratios financiers afin de sélectionner ceux qui peuvent éventuellement être utilisés dans les modèles de prévision.

Le ratio R04, joue un rôle prépondérant dans la discrimination entre les deux groupes d'entreprises. En effet, le montant des créances détenues dans une entreprise informe sur la relation avec la clientèle et indique le niveau de sa liquidité future. A cet égard, et pour les deux catégories d'entreprises, le niveau de liquidité future constitue un facteur de discrimination entre les entreprises saines et défailtantes, confirmé par le pouvoir prédictif élevé du ratio R04 un et deux ans avant la défaillance. Toutefois, il est important de vérifier s'il y a une rotation lente des créances ou l'existence d'une part non négligeable des créances douteuses qui constituent des risques financiers énormes pour les entreprises, notamment l'augmentation du besoin en fonds de roulement confirmé par un signe négatif attribué au ratio R18. En outre, nous avons remarqué à un et deux ans avant la faillite, que la baisse du niveau d'activité reste un facteur durable et dominant pour l'explication des causes de faillites de nos entreprises. En effet, le déclin des performances correspond à une dégradation durable de l'activité de l'entreprise, ce qui engendre par la suite un besoin en fonds de roulement, une rentabilité insuffisante et enfin une baisse de la liquidité ce qui aboutit à sa liquidation.

Le ratio R10 (durée de crédit clients) est déclaré significatif entre les deux types d'entreprises, le recours à ce type de financement est trop risqué dans la mesure où l'entreprise a peu de contrôle sur cette variable. Au début de son cycle de vie, l'entreprise rencontre d'importants problèmes de reconnaissance, de développement de marché et de gestion. Cela a été confirmé par Dietsch (1997), en accordant un délai de paiement à un client, toute entreprise s'expose au risque de subir les effets d'un comportement de « mauvais payeur » de celui-ci, ce qui engendre un allongement de la durée du crédit et une augmentation des coûts de surveillance.

L'apparition du ratio R03 dans la discrimination entre les deux groupes d'entreprises a un pouvoir de discrimination de l'ordre de 6 %, Le pouvoir de discrimination faible de ce ratio arrive au dernier pas. Ce qui confirme les résultats trouvés à un an avant la défaillance selon lesquels l'endettement constitue un facteur de discrimination entre les deux groupes d'entreprises. Les résultats empiriques ont permis de confirmer l'hypothèse H5 même deux ans avant la défaillance. Le coefficient attribué au ratio R03 est de signe positif. En effet, plus le niveau

d'endettement d'une entreprise s'accroît, plus la fonction de discrimination est élevée, donc la probabilité de tomber en faillite sera forte, et par conséquent, l'endettement peut être considéré comme une solution aux problèmes rencontrés par nos entreprises.

Pour conclure, l'analyse discriminante arrive à distinguer entre les deux groupes d'entreprises en accordant une importance inégale aux ratios financiers à un et deux ans avant la faillite. De ce fait, la faillite des entreprises est en partie, liée aux effets cumulés de la rentabilité (H1), à l'autonomie financière, à la durée de crédit clients et de l'endettement (H5), (Pompe et Bilderbeek, 2004).

2.2.2. La classification des entreprises

L'application de la fonction de discrimination aux données relatives au groupe initial, nous nous a permis d'obtenir les résultats figurant dans le tableau suivant :

Table 13: validation du modèle (AD 2)

Deux ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	266	134	40
		Défaillante	148	252	40
	%	Saine	66,5	33,5	100
		Défaillante	37	63	100

Nous constatons que le passage d'un à deux ans avant la faillite modifie les résultats. Le pourcentage de classement correct est de 64,8 % (266+252/800), l'erreur relative à la première catégorie passe de 2,2 % à 37 %, et celle de la seconde catégorie passe de 6 % à 33,5% par rapport à l'analyse d'un an avant la faillite. En conséquence, cette analyse permet de classer correctement 266 entreprises saines et 252 entreprises défaillantes, soit un taux de bons classements de 66,5 % et 63 %, respectivement.

2.3. Les résultats de l'analyse discriminante Trois ans avant la défaillance

La fonction discriminante est obtenue après quatre pas (Voir annexe, p 304). Elle est formée de 4 ratios combinés de la manière suivante :

$$Z_i = 0,038R_{04} - 0,013R_{05} - 0,009R_{10} + 0,041R_{25} + 0,259$$

D'après cette équation, ce ne sont pas les mêmes ratios qui présentent les pouvoirs discriminants les plus importants un et deux avant la défaillance. Ce manque de conformité, peut s'expliquer par le fait que les modèles de prévision sont construits en utilisant des informations à des horizons différents : un, deux et trois ans avant la défaillance.

2.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Afin d'apprécier convenablement l'importance de la contribution de chaque ratio dans la détermination de la situation de l'entreprise, nous avons procédé à la multiplication de chaque coefficient de la fonction de discrimination par son écart type. Pour deux ans avant la défaillance, ces pouvoirs sont représentés dans le tableau suivant :

Table 14: le pouvoir discriminant des ratios deux ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (aj)	Ecart type (δ_j) (1)	Pouvoir discriminant (2)	% de discrimination (3)	Classement
R04	0,038	20,764	0,788	62 %	1
R10	-0,009	44,679	0,402	16%	2
R25	0,041	8,812	0,130	13%	3
R05	-0,013	22,711	0,294	9%	4

(1): Ecart type calculé sur la base d'un échantillon de 80 entreprises.

(2) : Le pouvoir de discrimination= $a_j * \delta_j$

(3) : Le pourcentage de discrimination (P)

Le tableau ci-dessus, indique que l'analyse discriminante parvient à prévoir la situation financière future des entreprises en accordant une importance inégale aux ratios financiers utilisés. En effet, nous signalons depuis le début, que le ratio d'activité R04 a été sélectionné dans les premiers pas, avec un pouvoir de l'ordre de 62 %.

Le ratio d'autonomie financière (R04) est statistiquement significatif au risque de 5 %, ce qui nous renseigne sur le niveau d'endettement au sein de l'entreprise. Ce résultat est conforme à ceux d'Altman et al. (1994), Mensah (1984), Platt et Platt (1991), Chralambous et al. (2000), Liou et Smith (2007), ce qui permet de valider notre cinquième hypothèse (H5) : plus le niveau d'endettement est élevée, plus la situation la situation financière de l'entreprise se dégrade.

La variable « durée de crédit clients » est déclarée significative au risque de 5 % pour les trois horizons de prévision de la défaillance. Une PME avant sa faillite accorde des délais plus longs, ce qui tient au laxisme de sa gestion commerciale, au manque de suivi des créances, au souci de garder ou d'élargir la clientèle. L'entreprise prend des clients sans oser leur imposer des conditions des paiements strictes. Ce résultat corrobore à ceux de Dietsch (1997), Pacitto (1998).

Le ratio de performance R2 est statistiquement significatif au risque de 5 %. Ce constat est conforme à ceux de Taffler (1982), Weiss (1996), Mossman et al. (1998), Atiya (2001), Pompe et Belderbak (2004), ce qui permet de valider notre première hypothèse (H1) : il existe une relation négative entre la rentabilité et la défaillance d'entreprises.

Le ratio « degré d'amortissement des immobilisations corporelles » est sélectionné à la dernière étape avec un faible pouvoir de discrimination de l'ordre de 9 %, ce qui permet de conclure que les entreprises ayant un faible taux d'usure de l'outil productif sont plus concurrentielles sur le marché, ce qui explique une relation négative entre ce ratio est le score Z fourni par l'analyse discriminante, plus ce ratio est grand plus la probabilité de tomber en faillite est grande.

2.3.2. La classification des entreprises

Dans le tableau qui suit figurent les résultats que nous avons obtenus en testant la validité de la fonction discriminante trois ans avant la défaillance.

Table 15: validation du modèle (AD 3)

Trois ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	245	155	400
		Défaillante	171	229	400
	%	Saine	61,2	38,8	100
		Défaillante	42,8	57,2	100

Nous constatons que la chute du taux de bons classements a été confirmée pour les deux groupes d'entreprises. En effet, la majorité des travaux antérieurs permettent de constater que plus on se rapproche de l'horizon de la défaillance, plus la prévision est précise. Cela est dû à la dégradation de la situation de l'entreprise un an ou quelques mois avant sa déclaration en faillite. De ce fait, la discrimination entre les deux échantillons d'entreprises saines et défaillantes sera claire ; dans ce cadre, la fonction fait apparaître un pourcentage de bons classements de 57,2 % seulement pour les entreprises en difficulté, contre 61,2 % pour les entreprises saines, soit un pourcentage total de 59,3 % pour l'ensemble de l'échantillon.

Les résultats de notre étude rejoignent ceux de Bardos et Zhu (1997), Bardos (1998), Pompe et Belderbeek (2004), Platt et Platt (1999), Hamza et Baghdadi (2008). Ils sont toutefois moins probants que ceux d'Altman (1968), Marco et Varetto (1994) et Varetto (1998). Ces dernières études obtiennent en effet des résultats extrêmement fiables qui dépassent les 90 % le taux de bons classements en moyenne sur les différents horizons de prévision. La plupart des travaux proposent, comme notre étude, un horizon de prévision à trois ans (Altman, 1968, Marco et Varetto, 1994 ; Bardos et Zhu, 1997 ; Varetto, 1998, Jones et Hensher, 2007, Ding et al., 2008), alors que d'autres sont réalisés cinq ans avant la défaillance (Yang et al.,

1999 ; Pompe et Bilderbeek, 2004), ou encore sont réalisées sur les échantillons parfois supérieurs à 4 000 entreprises et sur une période de 4 à 13 ans. Par rapport aux travaux proposés par la littérature, notre étude présente un modèle qui porte sur 33 ratios comptables, alors que dans la plupart des cas, l'étude est faite à partir d'une moyenne de 7 ratios. Certains auteurs, notamment Pompe et Bilderbeek (2004), utilisent une batterie riche en ratios comptables et financiers composée de 43 ratios, et obtiennent des résultats qui se situent dans la moyenne de l'ensemble des travaux. Enfin, les études qui proposent les horizons de prévision les plus éloignés sont celles qui offrent les taux de bon classement les moins élevés, preuve que la fiabilité des modèles de type AD pour la prédiction de la défaillance diminue avec la longueur de l'horizon de prévision.

L'analyse discriminante linéaire présente un inconvénient majeur : elle requiert des conditions statistiques strictes. Les variables comptables utilisées doivent en effet suivre une loi multinomiale et leurs matrices de variance-covariance doivent être les mêmes pour l'échantillon des entreprises défailtantes et pour celui des entreprises non-défailtantes. Face à la contrainte d'homoscédasticité, certains auteurs ont recouru aux analyses discriminantes quadratiques, qui n'exigent que l'hypothèse de multinormalité des ratios (Lachenbruch et al. 1973, Rose et Giroux, 1984 ; Refait, 2004). Mais, malgré le respect de l'hypothèse de multinormalité, l'analyse discriminante quadratique n'est performante que si elle est appliquée à un échantillon très large. Face à ce constat certains auteurs ont préféré recourir à d'autres techniques : les méthodes économétriques sur variables qualitatives (Olhson, 1980 ; Bardos et Zhu, 1997 ; Lennox, 1999 ; Cheng et al., 2006 ; Lin, 2009), les réseaux de neurones (Varetto, 1998 ; Barney et al., 1999, Shin et Lee, 2002 ; Chen et Du, 2009 ; Ravisankar et Ravi, 2010), les techniques de « *support vector machine* » (Vapnik, 1998 ; Hua et al., 2007 ; Ding et al., 2008 ; Li et Sun, 2009 ; Li et al., 2010).

Face au problème de corrélation (voir annexe, 289), et pour ne pas supprimer les ratios jugés pertinents pour notre analyse, nous allons utiliser la méthode de régression PLS qui semble donner des résultats satisfaisants en éliminant le problème de corrélation entre les différentes variables de notre étude empirique (Tennhaus, 1998 ; Nguyen et Rocke, 2004 ; Esposito et al., 2005).

3. Les résultats de l'analyse discriminante PLS

La méthode PLS-DA appréhende les problèmes multi-classes ou moyen d'une variable qualitative à plusieurs modalités. Pour la construction du modèle de prédiction, la variable cible est remplacée par k variables indicatrices, définies de la manière suivante :

$$Z_k = \begin{cases} 1 & \text{si } Y = y_k \quad (\text{l'entreprise est défaillante}) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

L'algorithme PLS est appliqué à un tableau composé par les Z_k et les descripteurs X.

$$\hat{Z}_k = b_{0,k} + b_{1,k}X_{1i} + \dots + b_{p,k}X_{pi} \quad (4.3)$$

3.1. Les résultats de l'analyse discriminante PLS un an avant la défaillance (PLS-DA1)

Les coefficients de la fonction discriminante (voir annexe, p 322) obtenus à l'aide du logiciel TANAGRA⁸ sont les suivants :

$$Z_k = 0,416 - 0,001R02_i - 0,0022R04_i + 0,015R20_i + 0,169R23_i - 0,004R24_i + 0,004R25_i - 0,001R26_i - 0,0002R30_i - 0,001R33_i$$

3.1.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Après avoir déterminé la fonction de discrimination, l'information la plus pertinente est l'importance des descripteurs dans la la projection VIP (*Variable Importance in Projection*) indiquent la pertinence de chaque descripteur pour la prédiction des valeurs de Y à travers les h premiers facteurs retenus (Tenenhaus, 1998). La VIP nous permet de hiérarchiser les ratios selon leur pouvoir explicatif sur les variables cibles. Plus la valeur est grande, plus la valeur est intéressante ; de manière très simplifiée, nous dirons qu'une variable est à considérer avec attention dès lors que ($VIP \geq 1$). Dans le tableau qui suit nous résumons ce constat.

⁸ TANAGRA est un logiciel gratuit de DATA MINING destiné à l'enseignement et à la recherche

Table 16: Poids des ratios dans la fonction de discrimination un an avant la défaillance

Ratios	VIP
R20	2,7433
R04	1,6604
R23	1,4851
R26	1,3783
R25	1,3493
R24	1,1775
R02	1,1266
R30	1,1261
R33	1,0706

La régression PLS un an avant la défaillance a permis de sélectionner 9 ratios selon leur importance dans la fonction de discrimination, le ratio d'exportation (R20) inclus, et ce avec une forte pondération à l'ordre de 2,74, nous pouvons constater que les PME exportatrices sont moins exposées au risque de défaillance que les PME absentes sur le marché international. En effet, on peut constater qu'un an avant la défaillance les entreprises en difficulté n'ont pas les moyens de vendre leurs produits sur le marché extérieur ni d'attirer des nouveaux clients. Ce résultat ne figure pas dans la plupart des travaux antérieurs et peut s'avérer être une spécificité des entreprises françaises.

Ainsi, nous constatons la présence des ratios d'autonomie financière, de productivité du capital investi, de rentabilité nette, de performance, d'indépendance financière, ainsi que ceux relatifs à la part des salariés et à la part d'autofinancement. Ce résultat est conforme à ceux d'Altman (1968), Deakin (1972), Taffler (1982), Titman et Opler (1994), Pompe et Belderbeek (2004), Lin et Piesse (2004), Refait (2004).

3.1.2. La classification des entreprises

L'analyse PLS-DA a permis de retenir 6 composantes, les résultats de classification sont présentés dans le tableau suivant :

Table 17: Validation du modèle (PLS-DA 1)

un an avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	377	23	400
		Défaillante	5	395	400
	%	Saine	94,25	5,75	100
		Défaillante	1,25	98,75	100

D'après ce tableau, nous pouvons dire que les résultats obtenus, en utilisant la méthode PLS-DA, sont intéressants par rapport à l'analyse discriminante (AD 1). En effet, le taux de bons classements des entreprises est de l'ordre de 96,50 %, soit un pourcentage d'erreurs de seconde espèce de l'ordre de 5,75 % et un taux d'erreur de première espèce de l'ordre de 1,25 %.

Conformément à cela, l'analyse PLS-DA a pu reconnaître 377 des entreprises saines, soit un taux de 94.25 %, alors que seulement cinq entreprises défaillantes sont classées parmi les entreprises saines, soit un taux de 98.75 %. A ce stade d'analyse, nous pouvons affirmer la supériorité de la méthode PLS-DA par rapport à l'analyse discriminante un an avant la défaillance.

3.2. Les résultats de l'analyse discriminante PLS deux ans avant la défaillance (PLS-DA2)

Nous allons procéder de la même manière que précédemment, sur les mêmes entreprises mais pour l'exercice arrêté deux ans avant la défaillance. L'estimation des coefficients du modèle (voir annexe, p 324) est formulée de la manière suivante :

$$Z_k = 0,0209 - 0,0004 R_{02_i} - 0,0001R_{03_i} - 0,0021R_{04_i} + 0,0009R_{10_i} + 0,0001R_{14_i} - 0,0040R_{17_i} + 0,0054R_{25_i} - 0,0058R_{26_i} + 0,00009R_{30_i} - 0,0046R_{31_i} + 0,00005R_{33_i}$$

3.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Pour déterminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre des deux types d'entreprises, nous présentons le tableau suivant :

Table 18: Poids des ratios dans la fonction de discrimination deux ans avant la défaillance

Ratios	VIP
R26	2,0482
R25	1,9736
R04	1,7454
R17	1,7248
R10	1,3525
R02	1,3036
R33	1,1564
R30	1,1232
R03	1,0841
R31	1,0064
R14	1,0096

L'analyse PLS a pu retenir onze ratios financiers, le ratio de rentabilité (R26) ainsi que le ratio de performance apparaissent comme les variables les plus discriminantes entre les deux types d'entreprises, ce qui permet de valider notre première hypothèse (H1), à savoir qu'il existe une relation négative entre la rentabilité est le risque d'insolvabilité. D'autres ratios ont été sélectionnés avec différentes pondérations notamment les ratios d'endettement (R03, R04, R14), la part des salariés et de l'Etat, ce qui permet de conclure que l'Etat joue un rôle primordial et surtout en période de crise pour soutenir les PME. Ce résultat est conforme à ceux de Blazy et al. (1993), Yim et Mitchel (2002), Pompe et Belderbeek (2004).

3.2.2. La classification des entreprises deux ans avant la défaillance

Les résultats du pouvoir prédictif de ce modèle sont représentés dans le tableau suivant :

Table 19: Validation du modèle (PLS-DA 2)

Deux ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	274	126	400
		Défaillante	137	263	400
	%	Saine	68,5	31,5	100
		Défaillante	34,25	65,75	100

Dans le groupe des entreprises saines, le modèle retient 126 entreprises comme étant défaillantes, alors qu'elles ne le sont pas. De même dans le groupe des entreprises défaillantes, 137 d'entre elles sont considérées saines, ce qui n'est pas le cas.

L'étude du modèle deux ans avant la défaillance, permet de constater une chute du taux de classement des entreprises saines de 94,25% à 68,5%, et des entreprises défaillantes de 98,75% à 65,75%. Donc, plus l'horizon de prévision est

lointain, plus la justesse du modèle se réduit. En guise de conclusion, nous avons détecté une supériorité de l'analyse discriminante-PLS un et deux ans avant la défaillance par rapport à l'analyse discriminante.

3.3. Les résultats de l'analyse discriminante -PLS trois ans avant la défaillance (PLS-DA3)

Nous allons procéder de la même manière que précédemment, sur les mêmes entreprises mais pour l'exercice clos trois ans avant la défaillance. . L'estimation des coefficients du modèle (voir annexe, p 325) est formulée de la manière suivante :

$$Z_k = 0,5432 - 0,0007 R_{02_i} - 0,00068R_{03_i} - 0,0038R_{04_i} + 0,00089R_{10_i} + 0,00013R_{14_i} + 0,00082R_{17_i} - 0,00055R_{18_i} + 0,00151R_{21_i} - 0,00748R_{25_i} - 0,000451R_{26_i} + 0,00118R_{27_i} + 0,00064R_{33}$$

3.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Pour déterminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre les deux types d'entreprise, nous présentons le tableau suivant :

Table 20: Poids des ratios dans la fonction de discrimination trois ans avant la défaillance

Ratios	VIP
R04	2,1717
R10	1,4998
R02	1,4131
R25	1,3727
R26	1,3288
R17	1,2374
R27	1,2353
R11	1,1660
R33	1,1445

R03	1,1087
R18	1,0753
R21	1,0355

Les résultats de la régression fournissent douze ratios discriminants parmi les trente-trois ratios retenus pour cette étude. La spécificité de cette régression est l'apparence du ratio « durée du crédit fournisseurs » dans la fonction de discrimination, ce qui signifie que plus les fournisseurs accordent des longs délais de paiement moins l'entreprise est exposée au risque de détresse financière. Ce constat rejoint les précédentes constatations ainsi les des différents travaux de littérature.

3.3.2. La classification des entreprises

L'analyse PLS-DA a pu retenir 6 composantes, les résultats de classification sont présentés dans le tableau suivant :

Table 21: Validation du modèle (PLS-DA 3)

Trois ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	245	155	400
		Défaillante	161	239	400
	%	Saine	61,25	38,75	100
		Défaillante	40,25	59,75	100

En considérant ce tableau, nous pouvons dire que les résultats obtenus, en utilisant la méthode PLS, sont intéressants par rapport à l'analyse discriminante. En effet, le taux de bons classements des entreprises est de l'ordre de 60.5 %, soit un taux d'erreurs pour la seconde catégorie de l'ordre de 38.75 % et un taux d'erreur pour la première catégorie de l'ordre de 40.25 %.

En ce qui concerne le pouvoir prédictif du modèle dans le temps en passant de deux à trois ans avant la défaillance, nous avons constaté une chute du taux de classement des entreprises saines de 68.5 % à 61.25 % et des entreprises défaillantes de 65.75 % à 59.75 %. De ce fait ou par conséquent, plus l'horizon de prévision est lointain, plus la capacité du modèle se réduit. En guise de conclusion, nous avons détecté une supériorité de la régression PLS un, deux et trois ans avant la défaillance par rapport à l'analyse discriminante traditionnelle. En effet, un an avant la défaillance, le taux de bons classements des entreprises est de 95.9 % pour l'AD1 et de 96.5 % pour l'analyse PLS-DA1. Deux ans avant la défaillance, le taux de bons classements est de 64.8 % pour AD2 et 67.125 % pour PLS-DA 2. En ce qui concerne la troisième année, le taux de bons classements est de 59.25 % pour AD 3 et 61.25 % pour PLS-DA 3. Ces résultats ont été confirmés par des travaux antérieurs appliqués à des domaines scientifiques autres que la prévision de la défaillance, par Nguyen et Roke (2004), Bastien et al. (2005), qui estiment que le rôle des hypothèses restrictives de l'analyse discriminante par rapport à la régression PLS peut être utilisé avec succès à des données financières.

II. Comparaison des résultats de la régression logistique et de la régression logistique PLS

Dans cette section nous essayerons dans un premier temps, de présenter les résultats de la régression logistique, ensuite, nous détaillerons les résultats de la régression logistique PLS. Enfin nous mettrons en avant une comparaison entre les différentes méthodes économétriques.

1. Les résultats de la régression logistique

Dans de nombreuses études quantitatives, quand certains états sont traduits par certaines variables qualitatives, on peut toujours les présenter par une variable auxiliaire prenant les valeurs 0 et 1. Supposons que Y soit nul pour les entreprises non défaillantes et égal à un pour les entreprises défaillantes. Le vecteur x des variables exogènes est composé de K ratios financiers retenus pour leur qualité discriminante et leur faible corrélation entre elles. Le modèle s'écrit :

$$\begin{cases} Y_i = 1 & \text{si } \beta' x_i + \varepsilon_i > 0 \text{ (l'entreprise est défaillante)} \\ Y_i = 0 & \text{si } \beta' x_i + \varepsilon_i \leq 0 \text{ (l'entreprise est saine)} \end{cases}$$

où ε_i exprime l'erreur associée à l'entreprise i et β le vecteur des coefficients.

Les probabilités de défaillance constituent des aides à la décision, elles permettent la construction de classes de risque. Si l'on désire affecter une entreprise à l'un des deux groupes à partir de la probabilité de faillite, il est possible de déterminer un seuil de décision c'est-à-dire un seuil de probabilité P . Si sa probabilité de faillite estimée est supérieure à P , alors l'entreprise est considérée comme défaillante, inversement, si sa probabilité de faillite estimée est inférieure à P , elle est considérée comme non défaillante. P est choisi de manière à maximiser la qualité du classement. La plupart des travaux antérieurs assument qu'une entreprise est considérée comme défaillante si sa probabilité de défaillance est supérieure ou égale à 50 % ($p \geq 0,5$).

Les résultats de l'estimation du modèle probabiliste un an et deux ans avant la défaillance avec un seuil de probabilité égale à 50 % seront exposés dans ce qui suit.

1.1. Les résultats du modèle un an avant la défaillance (*Logit 1*)

1.1.1. Les résultats la fonction probabiliste

A partir des 33 ratios pris initialement qui vont constituer les variables explicatives du modèle à estimer à un an avant la défaillance, nous avons procédé aux étapes suivantes :

- Estimer les coefficients du modèle *Logit* en utilisant les données de 800 observations de notre échantillon (Voir annexe, p 307).
- Calculer la probabilité de défaillance des entreprises : $P\{Y_i = 1\} = \frac{e^{\beta' X_i}}{1 + e^{\beta' X_i}}$
- La règle de décision consiste à comparer cette probabilité par rapport à un seuil critique $p^* = 0,5$:
 - Si $P(Y_i = 1) > 0,5$: alors le modèle considère l'entreprise comme défaillante et la classe dans ce groupe.
 - Si $P(Y_i = 1) < 0,5$: alors le modèle considère l'entreprise comme saine et la classe dans ce groupe.
 - Si $P(Y_i = 1) = 0,5$: zone d'incertitude, la probabilité d'appartenir à ce groupe ou à l'autre est de 50 %. La validation du modèle un an avant la faillite est exposée ci-dessous.

Table 22: Les résultats de la régression un an avant la défaillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilité	Exp(β)
R01	-0,224	8,106	0,004***	0,800
R04	-0,091	35,343	0,000***	0,913
R17	-0,179	48,677	0,000***	0,836
R18	0,098	51,622	0,000***	1,103

R19	-0,039	22,350	0,000 ^{***}	0,962
R20	0,102	51,192	0,000 ^{***}	1,108
R21	-0,021	7,899	0,005 ^{***}	0,979
R23	4,589	32,491	0,000 ^{***}	98,430
R29	-0,114	20,418	0,000 ^{***}	0,893
Constante	0,698	1,104	0,293	2,005

* significativité au seuil de 10%, **significativité au seuil de 5%, ***significativité au seuil de 1%

les ratios qui distinguent avec plus de précision les entreprises défailtantes des autres entreprises sont les suivants : l'équilibre financier, l'autonomie financière, la couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement, la couverture du chiffre d'affaires par le besoin en fonds de roulement, le poids du besoin en fonds de roulement d'exploitation, l'exportation, la productivité de potentiel de production, la productivité du capital investi et le taux de valeur ajoutée ; ce dernier ratio est plus faible pour les entreprises défailtantes que pour les entreprises non défailtantes. Cela signifie que les consommations intermédiaires sont plus importantes dans le chiffre d'affaires des entreprises non défailtantes : soit le coût des matières premières est effectivement plus important, soit le bien ou le service produit par l'entreprise a perdu de sa valeur sur le marché.

Le ratio couverture du chiffre d'affaires apparaît comme un facteur de distinction entre les deux catégories d'entreprises. Le fonds de roulement représente l'ensemble des ressources stables et durables de l'entreprise qui ne sont pas immobilisées. Ces ressources serviront donc à garantir le paiement d'éventuelles dettes d'exploitation lorsque l'entreprise ne dispose pas de liquidités provenant de ses créances. Plus le fonds de roulement est faible, plus les moyens permettant de faire face immédiatement aux dettes sont réduits. Si le fonds de roulement est négatif, l'entreprise n'a aucune liquidité disponible. Une partie des immobilisations doit être financée par des ressources à court terme, et le risque de cessation des paiements est très grand.

Finalement, le résultat fourni par la régression logistique confirme les précédents résultats des différentes méthodes statistiques.

1.1.2. La classification des entreprises

Le tableau suivant décrit les résultats de la classification:

Table 23: Validation du modèle (*Logit 1*)

Un an avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	388	12	40
		Défaillante	4	396	40
	%	Saine	97	3	100
		Défaillante	1	99	100

Ce tableau nous permet de constater que le taux de bons classements s'élève à 98 % avec un taux d'erreur de première espèce de l'ordre de 1 % et un taux d'erreur de deuxième espèce de l'ordre de 3 %, nous pouvons dire aussi que les résultats obtenus, en utilisant le modèle Logit, sont intéressants par rapport à l'analyse discriminante (AD 1).

1.2. Les résultats du modèle deux ans avant la défaillance (Logit 2)

1.2.1. Les résultats de la fonction probabiliste

Les résultats d'estimation (voir annexe, p 314) sont présentés comme suit :

Table 24: Les résultats de la régression deux ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilité	Exp(β)	Signe de l'effet
R04	-0,018	12,156	0,000***	0,982	Négatif
R07	-1,151	2,250	0,134	0,860	Négatif
R10	0,009	20,122	0,000***	1,009	Positif
R26	-0,157	63,684	0,000***	0,855	négatif
Constante	0,378	3,551	0,060*	1,460	Positif

*significativité au seuil de 10 %, **significativité au seuil de 5 %, ***significativité au seuil de 1 %

Nous pouvons constater que les ratios d'autonomie financière, de liquidité générale, durée du crédit clients et de rentabilité nette sont déclarés significatifs au risque de 5 %.

Un accroissement du ratio R04 d'une unité entraîne une diminution de la probabilité de défaillance de 0,982 fois. L'augmentation du ratio R10 (durée du crédit clients) entraîne une augmentation de la probabilité de défaillance de 1,008 fois. Ce résultat reflète une plus grande difficulté de recouvrement des créances, et conduit à l'idée qu'une partie des causes de la défaillance peut, parfois, provenir d'une répercussion des difficultés d'un client.

1.2.2. La classification des entreprises

La validation du modèle *Logit* sur l'échantillon d'entreprises saines et défaillantes sera établi comme suit:

Table 25 : Validation du modèle (*Logit 2*)

Deux ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	260	140	400
		Défaillante	128	272	400
	%	Saine	65	35	100
		Défaillante	33,5	66,5	100

Sur 400 entreprises saines, le modèle a pu identifier 260 entreprises, soit un taux de l'ordre de 65 %. En ce qui concerne les entreprises défaillantes l'analyse a permis de distinguer 272 parmi 400, soit un taux de 68 %, donc un taux d'erreur de première espèce de l'ordre de 32 %.

En guise de conclusion, nous pouvons confirmer nos précédentes constatations concernant la chute de pouvoir discriminant dans le temps en passant de 98 % un an avant la défaillance à 60,5 % trois ans avant, de même nous avons détecté une nette supériorité du modèle probabiliste un, deux et trois ans avant la défaillance par rapport à l'analyse discriminante. En effet, à un an avant la défaillance, le taux de bons classements des entreprises est de 95,9 % pour DA1 et de 98 % pour le modèle *Logit*. A deux ans avant la défaillance, le taux de bons classements est de 64,8 % pour DA2 et 66,5 % pour le modèle *Logit 1*. En ce qui concerne la troisième année, le taux de bons classements est de 59,3 % pour l'DA3 et 60,5 % pour le modèle *Logit 2*. Ces taux ont été confirmés par la majorité des

travaux antérieurs, et mettent en évidence le rôle des hypothèses restrictives de l'analyse discriminante par rapport aux modèles probabilistes.

1.3. Les résultats du modèle Trois ans avant la défaillance (*Logit 3*)

Nous allons procéder de la même manière que précédemment, sur les mêmes entreprises, mais pour l'exercice clos deux ans avant la défaillance.

1.3.1. Les résultats de la fonction probabiliste

La régression logistique effectuée avec le logiciel SPSS donne les résultats suivants (voir annexe, p 318).

Table 26: Les résultats de la régression trois ans avant la défaillance

Ratios	Coefficient (β)	Test du Wald	Probabilité	Exp(β)	Signe de l'effet
R04	-0,014	11,562	0,001 ^{***}	0,986	Négatif
R10	0,006	9,293	0,002 ^{***}	1,006	Positif
R18	-0,006	14,496	0,000 ^{***}	0,994	Négatif
R19	0,007	8,646	0,003 ^{***}	1,007	Positif
R25	-0,063	13,622	0,000 ^{***}	0,939	Négatif
R33	0,007	3,458	0,063 [*]	1,007	Positif
Constante	0,294	2,874	0,098 [*]	1,342	Positif

* significativité au seuil de 10%, **significativité au seuil de 5%, ***significativité au seuil de 1%

Nous constatons que le signe des coefficients des ratios à un et deux ans avant la défaillance dans le modèle *Logit* sont opposés au signe qui résulte de l'analyse discriminante. Ceci est dû au fait que l'analyse discriminante interprète le seuil à partir duquel l'entreprise est considérée comme saine alors que le modèle probabiliste indique le seuil à partir duquel l'entreprise est considérée comme défaillante.

Les variables qui figurent dans le tableau ci-dessus constituent le meilleur modèle expliquant le caractère défaillant ou non défaillant d'une entreprise. Les ratios retenus sont les suivants : l'autonomie financière, la durée du crédit clients, la couverture du chiffre d'affaires par besoin en fonds de roulement, le poids du besoin en fonds de roulement d'exploitation, la performance et la part d'autofinancement.

Les résultats de la régression logistique viennent compléter l'ensemble des résultats fournis par les précédentes méthodes statistiques, ce qui permet de valider nos hypothèses de recherche : ainsi d'autres ratios contribuent à l'explication du phénomène de la défaillance. Ce constat est conforme à ceux d'Altman (1979), Aziz et al. (1988), Laitinen et Laitinen (2000), Lee et al. (2005), Pompe et Bilderbeek (2005), Min et al. (2006), Hamza et Bagdadi (2008).

1.3.2. La classification des entreprises

Les résultats du pouvoir prédictif de ce modèle seront représentés dans le tableau suivant :

Table 27: Validation du modèle (*Logit 3*)

Trois ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	232	168	400
		Défaillante	128	252	400
	%	Saine	58	42	100
		Défaillante	37	63	100

Testons le pouvoir du modèle dans le temps en passant de deux à trois ans avant la défaillance, nous avons constaté une chute des taux de classement des entreprises saines de 65 % à 58 % et des entreprises défaillantes de 66,5 % à 63 %. De ce fait, plus l'horizon de prévision est lointain, plus l'exactitude du modèle diminue.

En guise de conclusion, nous avons détecté une nette supériorité du modèle probabilisable un, deux et trois ans avant la défaillance par rapport à l'analyse discriminante traditionnelle. Ces résultats ont été confirmés par une différence significative dans le taux de bons classements des entreprises. En effet, à un an avant la défaillance, le taux de bons classements des entreprises est de 95,975 % pour l'AD 1 et de 98 % pour le modèle *Logit* 1. A deux ans avant la défaillance, le taux de bon classement est de 64,475 % pour AD 2 et 66,5 %. A trois avant la défaillance ce taux passe de 59,3 % pour l'AD3 à 60,5 % pour le modèle *Logit* 3. Ces résultats été confirmés par la majorité des travaux antérieurs qui soulignent l'importance du rôle des hypothèses restrictives de l'analyse discriminante, par rapport au modèle probabiliste qui engendre des pouvoirs prédictifs plus avantageux.

Les résultats de la présente étude sont comparables aux travaux de Hunter et Isachenkova (2001), Platt et Platt (1991), Yang et Yang et al. (1999), Hamza et Baghdadi (2008). Ils présentent dans le même temps des taux de bons classements meilleurs que Mossman et al. (1998) et Bardos et Zhu (1997). De même notre étude rejoint celles de Kira et al. (1997) et Lennox (1999), Lin (2009), Li et Sun (2010) sur la supériorité de modèle *Logit* par rapport à l'analyse discriminante, d'autres études aboutissent à la conclusion inverse. Par exemple, Bardos (1998) obtient de meilleurs taux de bons classements par l'analyse discriminante que par un modèle *Logit*.

Rappelons que les méthodes paramétriques d'estimation des lois de probabilités consistent à considérer une loi donnée, notamment la loi normale, puis à évaluer empiriquement ses paramètres en l'occurrence l'espérance et la variance ; elles supposent qu'un nombre fini de paramètres parvient à décrire de façon suffisamment fidèle l'intégralité des évolutions possibles de la variable considérée (Refait, 2004). Le principe des méthodes non-paramétriques consiste au contraire, à ne pas s'appuyer sur une forme spécifique de loi déterminée a priori, ce qui nous

amène à solliciter la régression logistique PLS dans l'estimation des paramètres de notre modèle.

2. Les résultats de la régression logistique PLS

La régression logistique PLS permet de relier la variable Y à l'ensemble des variables explicatives, cette méthode est en quelque sorte une réponse au regret qu'éprouve l'utilisateur d'une régression pas à pas, et de devoir choisir une seule et unique variable explicative par bloc de variables explicatives. Nous présenterons les résultats de la méthode pour les trois horizons de la défaillance.

2.1. Les résultats de la régression logistique PLS un an avant la défaillance (Logit-PLS1)

Les coefficients de la fonction discriminante (voir annexe, p 328) obtenus à l'aide du logiciel SAS sont les suivants.

$$Z_k = 0,518 - 0,002R02_i - 0,002R04_i + 0,011R20_i + 0,156R23_i - 0,005R24_i + 0,014R25_i - 0,008R26_i$$

2.1.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

La VIP permet de hiérarchiser les ratios selon leur pouvoir explicatif sur les variables cibles. Plus la valeur est grande, plus elle est intéressante ; de manière très simplifiée, nous dirons qu'une variable est à considérer avec attention dès lors que ($VIP \geq 0,8$). Dans le tableau qui suit nous résumons ce constat.

Table 28: Poids des ratios dans la fonction discriminante un an avant la défaillance

Ratios	VIP
R20	1,974
R04	1,181
R23	1,077
R26	0,998
R25	0,954
R24	0,858
R02	0,806

Les résultats fournis par le tableau ci-dessus permettent de constater que seuls les ratios R20 (ratio d'exportation), R04 (autonomie financière), R23 (productivité du capital investi), R26 (rentabilité nette), R25 (performance), R24 (rentabilité économique), R02 (indépendance financière) sont les plus discriminants. Les entreprises saines sont caractérisées par un taux d'exportation plus élevé par rapport aux entreprises défailtantes, un niveau de liquidités certes, mais aussi de solvabilité plus important. Les entreprises saines et défailtantes se différencient également d'une manière significative sur le plan de l'activité commerciale. Les entreprises défailtantes semblent avoir des carnets de commandes, un dynamisme commercial, des niveaux de productivité notamment moins favorables que les entreprises saines. Ces dernières sont en outre plus performantes sur le plan de l'autonomie financière et de la rentabilité économique. Une concordance est par ailleurs observée entre les résultats obtenus précédemment.

2.1.2. La classification des entreprises

La régression logistique PLS a permis de retenir quinze composantes, les résultats de classification sont présentés dans le tableau suivant :

Table 29: Validation du modèle (Logit-PLS1)

Un an avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	382	18	400
		Défaillante	14	387	400
	%	Saine	95,5	4,5	100
		Défaillante	3,25	96,75	100

Ce tableau nous permet de constater que la régression logistique PLS a distingué 95,5 % des entreprises saines et 96,75 % des entreprises défailtantes. Le modèle retrouve donc la valeur de l'erreur de seconde espèce de l'ordre de 4,5 %, ainsi que l'erreur de seconde espèce de l'ordre de 3,25 %. A ce stade d'analyse, nous pouvons

confirmer la supériorité de la méthode logistique-PLS par rapport à l'analyse discriminante un an avant la défaillance avec un taux global de classification de l'ordre de 96,125 % mais elle est moins performante que la régression logistique. La méthode PLS permet de relier l'ensemble des variables explicatives tandis qu'en régression logistique on écarte les ratios fortement corrélés de l'analyse.

2.2. Les résultats de la regression logistique PLS deux ans avant la défaillance (Logit-PLS2)

Nous allons procéder de la même manière que précédemment, avec les mêmes entreprises mais, pour l'exercice clos deux ans, avant la défaillance. L'estimation des coefficients du modèle (voir annexe, p 335) seront formulés comme suit :

$$Z_k = 0,893 - 0,001 R02_i - 0,001R04_i + 0,001R10_i + 0,009R17_i - 0,015R25_i - 0,007R26_i$$

2.2.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Pour déterminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre des deux catégories d'entreprises, nous présentons le tableau suivant :

Table 30: Poids des ratios dans la fonction discriminante deux ans avant la défaillance

Ratios	VIP
R26	1,380
R25	1,330
R04	1,176
R17	1,162
R10	0,911
R02	0,878

L'analyse PLS a permis de retenir cinq ratios financiers, le ratio de rentabilité (R26) ainsi que le ratio de rentabilité économique apparaissent comme les variables les plus discriminantes entre les deux catégories d'entreprises, ce qui permet de constater qu'il existe une relation négative entre la rentabilité et le risque

d'insolvabilité. D'autres ratios ont été sélectionnés avec différents critères de pondération tels que les ratios d'endettement (R04, R17 et R02). Ce résultat renforce les conclusions de l'analyse descriptive. Le ratio R17 (couverture du chiffre d'affaire par le fonds de roulement) est quant à lui déterminant de la défaillance avec un coefficient de pondération à l'ordre de 1,162.

2.2.2. La classification des entreprises deux ans avant la défaillance

Les résultats du pouvoir prédictif de ce modèle sont représentés dans le tableau suivant :

Table 31: Validation du modèle (Logit-PLS2)

Deux ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	250	150	400
		Défaillante	119	281	400
	%	Saine	62,5	37,5	100
		Défaillante	29,75	70,25	100

Sur quatre cents entreprises saines, la régression PLS permis d'en distinguer 250, soit un taux de l'ordre de 62,5 %. En revanche, sur quatre cents entreprises défaillantes la méthode a pu reconnaître 281 entreprises, soit un taux de 70,25 %

Testons maintenant le pouvoir du modèle dans le temps en passant de un à deux ans avant la défaillance : nous avons constaté une chute du taux de classement des entreprises saines de 95,5 % à 62,5 % et des entreprises défaillantes de 96,75 % à 70,25 %. De ce fait, plus l'horizon de prévision est lointain, plus l'exactitude du modèle diminue.

En guise de conclusion, nous avons constaté une supériorité de la régression logistique PLS un et deux ans avant la défaillance au détriment de l'analyse discriminante, bien qu'elle s'avère moins performante sur le plan de la classification.

2.3. Les résultats de la régression logistique PLS Trois ans avant la défaillance (Logit – PLS3)

L'estimation des coefficients du modèle (voir annexe, p 345) seront formulés comme suit :

$$Z_k = 0,653 - 0,008R02_i - 0,0021R04_i + 0,0003R10_i + 0,0040R17_i - 0,013R25_i - 0,0001R26_i + 0,003R27_i$$

2.3.1. Pouvoir discriminant des ratios dans la fonction discriminante

Pour déterminer l'ordre d'importance des ratios comptables dans la discrimination entre des deux types d'entreprises, nous présentons le tableau suivant :

Table 32: Poids des ratios dans la fonction discriminante trois ans avant la défaillance

Ratios	VIP
R04	1,575
R10	1,090
R02	1,023
R26	0,962
R25	0,927
R17	0,893
R27	0,890
R33	0,873

Les ratios autonomie financière (R04), la durée de crédit clients (R10), l'indépendance financière (R02), la rentabilité nette (R02), la performance (R25), la couverture du chiffre d'affaires par le fonds de roulement (R17), le rendement des capitaux propres nets (R27), apparaissent comme les indicateurs les plus discriminants trois ans avant la défaillance ; ce constat valide nos hypothèses ainsi que les précédents résultats statistiques.

2.3.2. La classification des entreprises

La régression logistique PLS a pu retenir quinze composantes, les résultats de cette classification sont présentés dans le tableau suivant :

Table 33: Validation du modèle (Logit-PLS3)

Trois ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Groupe d'affectation prévu par le modèle		Total
			Saine	Défaillante	
Groupe d'affectation réelle	Nombre	Saine	234	166	400
		Défaillante	161	239	400
	%	Saine	58,5	41,5	100
		Défaillante	40,25	59,75	100

Ce tableau nous permet d'observer que le taux de bons classements des entreprises est de l'ordre de 59,125 %, soit un taux d'erreurs de seconde espèce de l'ordre de 41,5 % et un taux d'erreur de première espèce de l'ordre de 40,25 %.

En ce qui concerne le pouvoir prédictif du modèle dans le temps, en passant de deux à trois ans avant la défaillance, nous avons constaté une chute du taux de classement des entreprises saines de 62,5 % à 58,5 %, et des entreprises défaillantes de 70,25 % à 59,75 %. De ce fait, plus l'horizon de prévision est lointain, plus la pertinence et l'efficacité du modèle diminuent.

La régression logistique PLS peut être considérée comme une méthode de sélection de variables, alternative à la régression pas à pas. La régression logistique PLS est, en quelque sorte, une réponse au regret qu'éprouve l'utilisation d'une régression pas à pas, d'être contraint de choisir une seule variable explicative dans chaque bloc de variables explicatives.

En régression PLS on remplace ce bloc de variables par un résumé : la composante PLS. En régression pas à pas il y a exclusion de variables éventuellement importantes alors qu'en régression PLS toutes les variables importantes sont conservées et les variables sans importance sont soit exclues, soit retenues avec un poids faible.

3. La comparaison des résultats des méthodes statistiques

Dans l'ensemble, les modèles de prévision que nous avons choisis : Analyse discriminante linéaire, modèle *Logit* et régression PLS, offrent un pouvoir prédictif, supérieur ou égal à 58 %. En se référant au tableau suivant, il est possible de dégager quelques éléments qui aident à choisir le meilleur modèle de prévision de la défaillance des PME françaises.

Table 34: Tableau de comparaison

		T-1	T-2	T-3
AD	saines	94 %	66,5 %	61,2 %
	Défaillantes	97,8 %	63 %	57,2 %
	Bons classements	95,975 %	64,475 %	59,2 %
PLS-DA	Saines	94,25 %	68,5 %	61,25 %
	Défaillantes	98,75 %	65,5 %	59,75 %
	Bons classements	96,5 %	79,625 %	60,5 %
<i>Logit</i>	Saines	97 %	65 %	58 %
	Défaillantes	99 %	66,5 %	63 %
	Bons classements	98 %	66,5 %	60,5 %
Logit-PLS	Saines	95,5 %	62,5 %	58,5 %
	Défaillantes	96,75 %	70,25 %	59,75 %
	Bons classements	96,125 %	66,375 %	59,125 %

Comme l'ont prouvé la majorité des études antérieures ainsi que d'autres plus contemporaines dans ce domaine de recherche, nous constatons que le pouvoir prédictif s'affaiblit pour les modèles qui utilisent des informations de moins en moins récentes, ou pour les modèles qui sont destinés à être utilisés pour prévoir la défaillance des entreprises sur un horizon de plus en plus lointain. Ceux-ci sont appréciés par la supériorité du modèle AD1 par rapport au modèle AD2 et AD3 d'une part, par la supériorité du modèle *Logit* 1 par rapport au *Logit* 2 et *Logit* 3 d'autre part, et enfin par la supériorité du modèle PLS1 par rapport à PLS2 et PLS3.

Les résultats présentés dans le tableau ci-dessus mettent en évidence une supériorité des approches paramétriques par rapport aux approches traditionnelles pour de la prévision de la faillite. En effet, les modèles basés sur la régression PLS surperforment l'analyse discriminante aussi bien en termes de taux de bons classements qu'en pourcentage de mauvais classements des différentes catégories d'entreprises (erreur de type I et II). Le constat de la supériorité de la régression logistique par rapport à l'analyse discriminante se trouve conforté par certains travaux empiriques comparables (Kira et al. 1997 ; Yang, Platt et Platt, 1999 ; Lennox, 1999). Ainsi, nous avons démontré que la régression PLS offre un meilleur taux de classification que l'analyse discriminante, mais elle est moins performante que la régression logistique. Notre étude semble être la première à utiliser la régression PLS dans la prévision de la défaillance, cette dernière donne des résultats satisfaisants par rapport aux autres méthodes statistiques : lorsque les ratios ne suivent pas des lois multinomiales, et qu'une loi logistique ou une loi normale ne semble pas adaptée pour décrire les erreurs, le recours aux méthodes non-paramétriques est une solution, puisqu'elles ne nécessitent aucune hypothèse relative à la distribution des variables.

L'ensemble des travaux antérieurs sont hétérogènes sur des dimensions telles que : la taille de l'échantillon, la longueur de la période de l'étude, l'horizon de prévision, la démarche de validation externe du modèle estimé. De ce fait, il devient difficile de comparer le résultat final en termes de prédiction en raison de ces disparités de nature méthodologique. Enfin, la plupart des travaux empiriques sont réalisés à partir d'échantillons de grande taille qui ne sont pas équilibrés puisqu'ils ne font pas la distinction entre entreprises saines et défaillantes, et portent sur des prédictions à moyen terme effectuées avec un nombre réduit d'indicateurs

comptables. La régression PLS permet de pallier ce dernier problème en intégrant un grand nombre de ratios dans le modèle ; en outre, elle permet de résoudre le problème de corrélation, tel que la prise en compte des données manquantes dans la matrice.

III. Modélisation macroéconomique

Nous essayons de chercher l'impact des variables macroéconomiques sur le processus de la défaillance. Pour cela le choix théorique des variables sera fait à partir des travaux effectués au auparavant par Altman (1973, 1984), Tirapat et Nittayagasetwat (1999), Liou et Smith (2007). Nous expliquons le nombre de faillites pendant une période allant de 1998 jusqu'en 2008 par une série de variables explicatives : le nombre de création d'entreprises (NCE), l'indice des prix à la consommation (IPC), l'indice des prix à la production (PPI), l'indice des prix industriels (IPI) et la masse monétaire M2. Les données utilisées sont issues de l'Institut National de Statistique.

1. Résultats de la régression univariée et multivariée

Les résultats de la régression sont présentés dans le tableau suivant :

Table 35: Résultats de régression univariée

Variables explicatives	R carrée ajusté	Coefficient	Probabilité
NCE	0,947	0,158	0,000
IPI	0,952	34,576	0,000
IPC	0,956	36,339	0,000
M2	0,881	416,104	0,000
PPI	0,958	33,532	0,000

L'examen de ce tableau permet de constater que toutes les variables sont significatives au risque de 5 %, avec un coefficient de régression élevé pour la masse monétaire M2, tandis que la création des nouvelles entreprises n'intervient qu'avec un faible coefficient dans le processus de la faillite de l'ordre de 0,158.

Pour expliquer l'évolution de nombre de faillites (NF), nous allons introduire l'ensemble des variables dans l'analyse :

$$NF = \alpha + \beta_1 CNE + \beta_2 IPI + \beta_3 IPC + \beta_4 M2 + \beta_5 PPI + \varepsilon$$

Les résultats trouvés sont résumés dans le tableau suivant :

Table 36: Résultats de régression multivariée

Variabes explicatives	Coefficient	Statistique t	Probabilité
CNE	0,055	2,762	0,007
IPI	1,007	0,144	0,886
IPC	15,813	0,557	0,578
M2	-31,150	-0,932	0,353
PPI	6,842	0,232	0,817

Dans le modèle multivarié, seule la variable création des nouvelles entreprises est déclarée significative au risque à hauteur de 5 %. Le R carré ajusté est de l'ordre de 95,7 %, donc nos variables explicatives sont adaptées à l'explication du nombre de faillites. Les autres variables sont déclarées non significatives, en raison de la forte corrélation qui existe entre ces différentes variables, de même les signes de coefficient de régression sont ne concordent pas avec les travaux d'Altman (1984). Ces constatations justifient l'intérêt de la régression PLS1 qui permet de relier la variable explicative à l'ensemble des variables explicatives et de résoudre le problème de corrélation dans le modèle de régression.

2. Résultats de la régression PLS1

Nous devons fournir les résultats de la validation croisée pour bien choisir le nombre optimal des composantes qui doivent être retenues par la suite dans les équations de la régression.

Table 37: Nombre de composantes à retenir dans le modèle de régression

Nombre de composantes	PRESS
0	1,077673
1	0,86454
2	0,739044
3	0,64573
Min PRESS	0,64573
Nombre des composantes retenues	3

Après avoir retenu trois composantes, notre nouvelle équation de régression est la suivante :

$$NF = 0,124NCE + 0,044IPI + 0,093IPC + 0,066M2 + 0,0874PPI$$

Le coefficient de régression de la variable création de nouvelles entreprises est positif, ce pourrait signifier que plus il y a d'entreprises nouvelles, plus il y a de faillites.

Les résultats confirment les travaux d'Altman (1983), même si nous n'avons pas utilisé les mêmes transformations ni le même nombre d'observations que ce dernier. Nous pouvons aussi mesurer l'importance de chaque variable dans le processus de la défaillance en utilisant l'indicateur VIP (*Variable Importance for Projection*) avec un minimum de 0,8. Les résultats sont résumés dans le tableau ci-dessous.

Table 38: Poids des variables dans le modèle de la régression

Variables explicatives	VIP
CNE	1,4259
IPC	1,0671
PPI	0,9979
M2	0,7541
IPI	0,5132

Nous pouvons conclure que c'est la variable nombre de création des nouvelles entreprises (CNE) qui a l'impact le plus important sur la défaillance d'entreprise. Ce résultat est conforme à l'étude d'Altman (1984, 2006) qui établit une corrélation systématique entre la crise économique et la défaillance, ce qui prouve le rôle joué par la crise financière sur la détresse financière des entreprises françaises. De même, la variable indice des prix à la consommation est classée en deuxième position, l'indice des prix à la production intervient en troisième position, comme indicateur de croissance et de santé générale de l'économie, rejoignant ainsi les travaux Tirapat et Nittayagasetwat (1999), Bunn et Redwood (2003). Ils ont constaté que les entreprises sont liées étroitement à la défaillance dans les périodes de récession économique à savoir la crise économique actuelle.

Conclusion

Notre recherche a porté d'abord sur l'identification du profil ainsi que sur les déterminants financiers et macroéconomiques de la défaillance. Cette démarche de pilotage à caractère préventif, permet une meilleure compréhension des risques et des signaux financiers annonciateurs de la défaillance. Il ressort de l'analyse descriptive que les PME françaises défaillantes se caractérisaient par une capacité de liquidité dite faible, un risque d'exploitation élevé, une causalité de liquidité faible, un risque d'exploitation élevé, une causalité négative entre l'endettement et la performance, et enfin une forte part de la dette à court terme dans l'endettement total, associée à une forte insuffisance des fonds propres. En outre dans une optique de pilotage préventive, nous avons mis en évidence les facteurs de liquidité, de besoin en fonds de roulement, de productivité et de rentabilité comme déterminants financiers de la défaillance.

Notre étude a porté ensuite sur la construction d'un modèle de prédiction de la défaillance. Les résultats obtenus sont relativement satisfaisants à l'horizon d'un an, puisque le taux de classification varie entre 59,25 % et 94,975 % pour l'analyse discriminante, 60,5 % et 96,5 % pour la régression PLS-DA, 60,5 % et 98 % pour la régression logistique et 59,125 à 96, 125 % pour la régression logistique-PLS. Ces résultats sont proches et même meilleurs (ou plus satisfaisants) que ceux qui découlent des études antérieures réalisées sur ce sujet.

Nous pouvons donc conclure que les modèles de régression PLS sont un outil intéressant pour la prédiction du risque de défaillance à court terme et plus précisément si la prévision est faite à l'horizon d'un an. L'interprétation de ces résultats nous a permis d'affirmer qu'il est plus réaliste et plus intéressant de prévoir la défaillance par un modèle de régression PLS ou probabiliste, plutôt que par l'analyse discriminante linéaire. Une autre particularité de nos résultats c'est la performance de la méthode PLS par rapport aux approches précitées en offrant des taux d'erreur de la première espèce plus faible par rapport au taux de la seconde espèce.

Enfin, il ressort des résultats obtenus dans ce chapitre que l'application empirique de l'approche non-paramétrique à des firmes appartenant à divers secteurs d'activité permet d'obtenir de bons résultats. En outre, notre étude a permis de

concevoir une technique de prévision du risque qui peut concurrencer les méthodes traditionnelles.

Conclusion générale

*« Le plus important n'est pas ce que nous
avons fait mais ce qui nous reste à faire »
(Hervé Desbois).*

Nous savons que le thème de la défaillance a été abordé dans la littérature dès la crise des années trente. Notre recherche a porté d'abord sur l'identification du profil ainsi que sur les déterminants de la défaillance des PME françaises. Cette démarche de pilotage à caractère préventif permet une meilleure compréhension des risques et des signaux financiers annonciateurs de défaillance, ainsi que des étapes et des manifestations des processus de dégradation de la situation financière dans ce type d'entreprise. En termes opérationnels, elle devrait permettre ultérieurement la justification et l'orientation d'un ensemble de mesures appropriées.

Pour atteindre ces objectifs, nous avons exporté de la base « Diane » un échantillon de 800 PME dont la moitié est en activité et l'autre moitié en faillite. Divers outils statistiques ont ensuite été appliqués à cet échantillon. Les variables retenues sont des ratios comptables couramment utilisés, et qui présentent un contenu informationnel significatif dans l'analyse de la situation financière des entreprises. Les thèmes adoptés dans l'analyse sont : liquidité, structure financière, rentabilité, productivité, gestion, marge et valeur ajoutée.

Le tableau ci-après retrace le cheminement dans ce travail.

Table 39: Récapitulatif du cheminement de la recherche

Problématique	Quels sont les déterminants financiers et économiques de la défaillance des PME françaises ?
Objectif de la recherche	<ul style="list-style-type: none"> - décrire les caractéristiques des entreprises défaillantes - rechercher les facteurs explicatifs de la défaillance - proposer un modèle plus adapté à la prise à la décision
Cadre théorique	<ul style="list-style-type: none"> - défaillance financière, économique et juridique - les causes explicatives de la défaillance
Démarche choisie	Hypothético-déductive
Méthode de collecte des données	Quantitative : base des données Diane
Méthodes d'analyses	Méthodes économétriques : Analyse discriminante, régression logistique, régression PLS)
Résultats attendus	<ul style="list-style-type: none"> -Meilleure connaissance du terrain et recentrage de la problématique -L'endettement, le manque de rentabilité, la liquidité, et le poids des charges financières sont les facteurs explicatifs. - Il est possible de prévoir les faillites à partir des données comptables et financières. - Les modèles financiers doivent intégrer des données non financières.
Taille de l'échantillon	800 entreprises : 400 saines et 400 défaillantes
Thèse soutenue	Les ratios financiers et les facteurs macroéconomiques sont déterminants dans la prévision de la défaillance des PME françaises.
Apports de la recherche	<ul style="list-style-type: none"> - apports théoriques - apports méthodologiques - apports managériaux

Pour achever ce travail doctoral, nous récapitulerons les principaux résultats de notre recherche (première section), nous examinerons ensuite les apports théoriques (deuxième section), ainsi que les limites et les éventuelles voies de recherches futures (troisième section).

1. Les principales conclusions

Les résultats de l'analyse exploratoire et de l'analyse discriminante linéaire nous ont permis de valider toutes nos hypothèses de départ, à savoir :

- La situation financière d'une entreprise dépend de son niveau d'endettement. L'examen de cette hypothèse nous a permis de conclure que les facteurs liés au niveau d'endettement ont des effets négatifs sur la situation financière des entreprises à un horizon de un, deux et trois ans avant la défaillance. Les PME dont la fragilité sociale et économique découle principalement d'un manque de capitaux propres, ont du mal à trouver des financements sur les marchés financiers. Ce manque de liquidité peut être résolu par le recours à l'endettement. L'augmentation de ce ratio conduit à des décisions d'investissement erronées qui ont pour conséquence la baisse de la valeur totale de la firme.

A ce sujet, nous avons constaté une différence significative entre entreprises défaillantes et entreprises saines selon l'état de leur rentabilité et de leur degré de liquidité. De plus, le déclin des performances correspond à une dégradation durable de l'activité de l'entreprise et à une augmentation de son besoin en fonds de roulement ce qui engendre leur faillite. L'augmentation des créances clients reflète le dynamisme des ventes et souligne le niveau de leur liquidité future. Cependant, comme l'économie dans son ensemble constitue un vaste réseau d'entreprises, il est probable que la faillite d'une entreprise ait, par effet domino, des conséquences désastreuses sur d'autres. En outre, le gonflement des créances traduit une augmentation du besoin en fonds de roulement et les difficultés de paiement des clients notamment des créances douteuses qui forment des risques financiers énormes pour les entreprises. Toutefois, il s'avère que les entreprises défaillantes se trouvent dans l'impossibilité d'honorer leurs engagements par manque de liquidités à la suite d'une baisse d'activité ou de rentabilité. Il ressort de l'ensemble de l'analyse statistique que les facteurs de liquidité, de productivité, d'exportation, de la part des

salariés ou de la part de l'Etat ainsi que le besoin en fonds de roulement, sont des déterminants financiers de la défaillance. Des résultats qui corroborent ceux d'Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Taffler (1983), Titman et Opler (1994), Refait (2004), Smith et Graves (2005), Altman (2006), Liou et Smith (2007), Hamza et Bagdadi (2008).

L'application de quatre techniques économétriques (l'analyse discriminante, l'analyse discriminante-PLS, le modèle *Logit*, la régression logistique-PLS), nous a permis de retenir le modèle le plus adéquat pour la prévision de la défaillance des PME. En effet, il est possible d'obtenir d'excellents résultats à l'aide de la régression PLS. L'application de la technique à deux échantillons d'entreprises saines et défaillantes, nous a permis d'obtenir des résultats significatifs et de proposer un modèle de prévision plus pertinent que celui obtenu par l'approche paramétrique. Au moyen de celle-ci nous avons constaté une supériorité du modèle probabiliste par rapport à l'analyse discriminante traditionnelle. Ce constat est aussi relevé dans les travaux, Kira et al. (1997), Lennox (1999), Hamza et Bagdadi (2008), Lin (2009), Li et Sun (2010), cependant, contradictoire avec les résultats de Bardos (1989). L'explication de ces résultats est liée en fait à des causes plutôt statistiques qu'économiques, puisque l'approche non paramétrique (régression PLS) n'exige pas des hypothèses restrictives comme c'est le cas pour l'approche paramétrique.

L'analyse en détail des techniques de prévision de la défaillance a permis de constater, d'une part, qu'à un horizon plus proche du dépôt de bilan le pouvoir explicatif des modèles de prévision est amélioré et la prévision est précise, et d'autre part, que le coût d'un mauvais classement des entreprises défaillantes est nettement plus élevé que le coût relatif à l'erreur d'une mauvaise classification d'une entreprise saine.

A cet égard, nous avons remarqué qu'il existe une différence significative entre l'erreur de première espèce dégagée par les modèles PLS-DA 1, PLS-DA 2 et PLS-DA 3 par rapport à l'AD 1, l'AD 2 et l'AD 3. La régression logistique donne des résultats comparables à la régression PLS, mais elle ne permet pas de prendre en considération l'ensemble des ratios en raison des hypothèses restrictives de la méthode, tandis que la méthode PLS permet d'utiliser un nombre considérable de ratios afin d'optimiser leur contenu informationnel au service de la prédiction de la défaillance. Cette étude tend à démontrer que l'application empirique de l'approche

PLS à des firmes appartenant à divers secteurs d'activité permet d'obtenir de bons résultats.

Après avoir analysé le modèle du point de vue financier, nous avons examiné l'impact des variables économiques sur le nombre des défaillances des entreprises françaises pour la période de 1999-2008. Les variables retenues sont : le nombre de création d'entreprises (NCE), l'indice des prix à la consommation (IPC), l'indice des prix à la production (PPI), l'indice des prix industriels (IPI) et la masse monétaire M2. L'analyse de la régression univariée nous a permis de constater que toutes les variables sont significatives et explicatives de la défaillance. La variable NCE est positivement corrélée au nombre de défaillances. Plus il y a de nouvelles entreprises, plus le taux de défaillance est élevé. En effet, les jeunes entreprises sont particulièrement sensibles à l'évolution de leur marché et aux ressources de leur environnement, elles sont, de ce fait, plus vulnérables. Ce risque diminue avec le temps.

La deuxième variable significative est l'indice des prix à la consommation, puisqu'une augmentation de cet indice engendre une baisse de la demande, ce qui peut à son tour affecter l'existence de l'entreprise sur le marché. Ainsi, l'indice des prix à la production et l'indice des prix industriels sont déclarés significatifs, car ils mesurent l'évolution des prix de transaction des biens, par conséquent ils sont utilisés par les économistes pour évaluer la conjoncture économique. Ces informations sont très importantes en période de crise, ce qui est le cas actuellement, puisque les entreprises sont confrontées à de graves problèmes financiers. La variable masse monétaire M2 est déclarée significative, constat qui est conforme à d'autres études qui affirment que le marché monétaire apparaît comme l'une des principales causes de défaillance des entreprises. En revanche, le pouvoir explicatif des variables disparaît dans le modèle multivarié. La dernière variable explicative est le nombre de création de nouvelles entreprises. Le modèle multivarié renforce les conclusions du modèle univarié. Néanmoins, le manque de significativité des autres variables est dû à la forte corrélation entre ces indicateurs. C'est pour cela que nous avons fait appel à la régression PLS qui permet de relier l'ensemble des variables sans en exclure aucune. Les résultats obtenus au moyen de cette méthode confirment les études antérieures (Mensah, 1984, Famma et French, 1993, Lin et Wilson, 2000, Bunn, 2003, Liou et Smith, 2007).

2. Les apports de la recherche

Ils sont théoriques, méthodologiques et managériaux. Nous les reprenons successivement.

2.1. Les apports théoriques

Notre point de départ a été un large ratissage des différents travaux théoriques menés sur la notion de détresse financière. Nous avons constaté l'insuffisance d'un travail scientifique, qui explicite les différents déterminants de ce phénomène dans un contexte de crise économique profonde étendue à l'ensemble de la planète. Sur le plan théorique, nous pensons avoir contribué à la production de connaissances sur le thème de la défaillance, en abordant les différentes approches explicatives, financières, managériales, organisationnelles, et économiques sans oublier le rôle joué par la crise sur l'ensemble des entreprises françaises.

En outre, il faut souligner un deuxième apport théorique de notre travail, qui réside dans la grille de lecture que nous avons proposée. En effet, dans une perspective d'accompagnement, notre grille, ainsi que la modélisation des processus de défaillance, permettent aux banquiers et aux investisseurs de mieux anticiper le risque couru par l'entreprise. Notre apport consiste donc à proposer un modèle d'aide à la décision plus adapté pour déceler la défaillance.

2.2. Les apports méthodologiques

Sur le plan méthodologique, sauf erreur de notre part, il nous semble que nous avons été les premiers à appliquer la méthode PLS dans la prévision de la défaillance. Cette méthode est utilisée avec succès dans d'autres domaines scientifiques, ce qui nous a encouragé à y avoir recours. En effet, les résultats obtenus sont très satisfaisants et confirment la supériorité de cette méthode par rapport aux méthodes traditionnelles. S'inscrivant dans une vision expérimentale identique, Tenenhaus (2000), Nguyen et Roche (2002, 2004), Bastien et al. (2005), Tenenhaus et al. (2007), Esposito Vinzi et al. (2008) ont accordé le même soutien à travers des résultats similaires. Les apports méthodologiques relèvent, en outre, de la conception et de la construction des mesures fiables pour les variables introduites dans le modèle général de la recherche. Plusieurs items proposés ont permis

d'opérationnaliser et de faire des liens rigoureux entre les concepts théoriques et les données empiriques dans le contexte de la défaillance des PME françaises.

En guise de conclusion, il faut préciser que l'anticipation de la défaillance des entreprises a été étudiée en détail et de manière récurrente dans la littérature comptable et financière. Cette analyse peut s'appuyer sur la mise en œuvre de différents modèles statistiques. Dans cette étude, l'application de l'analyse discriminante, de la technique de la régression logistique et de la régression PLS à deux échantillons d'entreprises saines et en faillite, nous a permis d'obtenir des résultats significatifs et de proposer un modèle de prévision pertinent.

2.3. Les apports managériaux

Les contributions pratiques de notre recherche se situent à deux niveaux :

- Les banquiers et les investisseurs disposent d'une description des pratiques informationnelles en matière d'indicateurs de défaillance. Cela leur permet d'effectuer un diagnostic comparatif de leurs propres systèmes d'indicateurs de défaillance. De ce fait, le décideur trouve un apport au sein de notre travail, lui donnant la possibilité de tenir compte de l'ensemble des indicateurs dans la prévision de la détresse financière, la réduction de l'incertitude de l'environnement et l'amélioration du contrôle et la coordination entre les différents acteurs de l'entreprise.

- L'analyse de l'utilisation des indicateurs de la défaillance dans un échantillon constitué de 800 PME françaises a permis de mettre en évidence les avantages relatifs à l'utilisation de leurs informations dans la prévision de la défaillance et les freins rencontrés par les décideurs dans le déploiement des indicateurs qualitatifs. Par conséquent, l'amélioration de la compréhension du phénomène de la défaillance aidera ses acteurs à mieux anticiper le risque de défaillance. La revue des apports théoriques, méthodologiques et managériaux de cette recherche, exposés ci-dessus, ne doit pas occulter les limites inhérentes aux choix opérés ainsi qu'aux conditions de leur mise en œuvre.

3. Les limites et les voies de recherches futures

Tout travail de recherche qui se veut scientifique prévoit des limites et certaines voies futures de recherche. Nous les énumérons succinctement :

3.1. Les limites

Avant d'évoquer les limites de notre travail, nous détaillons les principales similitudes et divergences avec les travaux antérieurs. Les principales similitudes avec les différents travaux de littérature en matière de défaillance des entreprises sont les suivantes :

- Tous les travaux se fondent sur un modèle théorique construit à partir des données comptables et financières.

- Les causes de la défaillance sont multidimensionnelles mais trouvent leur traduction dans les états financiers. Depuis quelques décennies, une unanimité s'est consolidée dans l'idée que les ratios comptables et financiers permettent de prédire la défaillance des entreprises.

Toutefois, et d'un point de vue méthodologique, un certain nombre de divergences sont constatées :

- à travers le choix de l'horizon de prévision : trois ans sont souvent retenus : un an et deux ans avant la défaillance. Le caractère préventif de ces modèles exige, en toute logique, de ne pas retenir une échéance trop proche de la survenue de l'événement.

- quant au choix des caractéristiques des entreprises sélectionnés, les effets découlant de taille de l'échantillon, des secteurs d'activité, de taille des entreprises, sont susceptibles de masquer certains facteurs explicatifs. Les études actuelles sont réalisées sur de larges échantillons, alors que ceux utilisés dans le passé étaient plus restreints. De plus, on assiste à des déséquilibres, plus ou moins marqués selon les études, entre le nombre d'entreprises défaillantes et celui des entreprises saines.

Parmi les limites de notre étude, nous pouvons mentionner l'indisponibilité de certaines informations qui auraient pu permettre d'enrichir l'étude, le problème des données au sein de la base des données utilisée, le problème technique lié au

choix des ratios et l'impossibilité de réaliser une enquête auprès des entrepreneurs faillis.

Les résultats de notre étude se trouvent confrontés à des référentiels de la littérature empirique, plus précisément au sujet des déterminants financiers de la défaillance. Quant à la pertinence de prévision des modèles utilisés, celle-ci est tributaire d'un certain nombre de facteurs tels que : la taille de l'échantillon, la taille des entreprises, l'horizon de prévision, la démarche de validation du modèle et enfin le nombre et le type de ratios comptables introduits dans le modèle.

3.2. Les voies de recherches futures

Nous pensons toutefois que ces résultats peuvent être améliorés, en augmentant la taille de l'échantillon, c'est-à-dire le nombre d'entreprises composant l'échantillon, en considérant notamment des données sur une durée plus longue, des informations qualitatives telle que l'âge des firmes, l'expérience des dirigeants, le secteur d'activité. Il est évident que ces éléments doivent être introduits dans les modèles, car il ne fait plus aucun doute que la plupart de ces variables qualitatives jouent un rôle crucial dans la prévision du risque de faillite. D'autres variables plus stratégiques, comme la part de marché et l'organisation de la production sont à prendre en considération dans l'évaluation de l'entreprise. Pour obtenir des résultats plus consistants, notre recherche pourrait être élargie à la défaillance des grandes entreprises. Une autre voie de recherche future pourrait porter notamment sur la mise au point de modèles de durée de vie tels que les modèles de Cox ou Cox-PLS, qui permettent de prévoir l'échéance de la faillite. L'application d'une telle approche permettrait d'estimer la durée de vie d'une entreprise.

Notre travail est ouvert à de nombreux projets de recherche. En effet, cette thèse ne constitue simplement que la première pierre d'un édifice qui reste à construire, individuellement ou collectivement, tant les opportunités de travail sont nombreuses. Il ne nous reste plus qu'à les évaluer et à les exploiter.

Références Bibliographiques

A

Abaoub E., Ben Larbi S., Molay E., Gense P., Zolezzi G.(2008), *Finance - Manuel, Applications & Corrigés*, sous la direction de Pierre Gense, Éditeur : Nathan, Paris

Abid F., Zouari A. (2000), *Financial distress prediction using neural networks: the Tunisian experience*, in the proceedings of the MS' 2000 international conference on modelling and simulation, SPAIN, pp.399-406.

Abid F., Zouari A. (2001), *Predicting corporate financial distress: A neural networks approach*, in proceedings of the international finance conference, Tunisia, pp.183-195.

Albert M. (1982), *Le pari français*, Editions Seuil, Paris.

Albertini J.M., Silem A. (2001), *Comprendre les théories économiques*, Editions du Seuil, Paris.

Aldrich h.E. (1979), *Organizations and Environments*. Prentice Hall.

Altman E.I. (2010), *Default Recovery Rates*, in Oxford Handbook of Credit Derivatives, ed. by Lipton & Rennie, Oxford.

Altman E.I. (2009), *An Alternative Plan for the Restructuring of US Carmakers,*” Journal of Credit Risk, 5-4.

Altman E.I., Karlin B. (2009), *The Re-emergence of Distressed Exchanges in Corporate Restructuring*, Journal of Credit Risk, Vol. 5-2, 43-55.

Altman E.I. (2009), *Post Chapter 11 Performance: How to Avoid Chapter 22*, Journal of Applied Corporate Finance, 11-3, 51-62.

Altman E.I. (2009), *Corporate Credit Defaults, Recoveries and Ramifications*, CFA Institute, 26-3.

Altman E.I., Sabato G. (2007), *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market*, ABACUS, 43-2.

Altman E.I. (2006), *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, 3rd edition, John Wiley & Sons.

Altman E.I. (1968), *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, Journal of Finance, 23(4), September, 589-609.

Altman E.I. (1971), *Corporate Bankruptcy in America*, Health Lexington Books, DC Health and Cie.

Altman E.I., Hadelman R.G., Narayanan P. (1977), *Zeta analysis, a new model o identify bankruptcy risk of corporations*, Journal of Banking and Finance, 1, 29-51.

Altman E.I., Lavallee M.Y. (1981), *Business failure classification in Canada*, Journal of Business Administration, summer, 147-164.

Altman E.I. (1984), *A Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question*, The Journal of Finance, 39(4), september, 1067-1089.

Altman E.I. (1984), *The success of business failure prediction models: an international survey*, Journal of Banking and Finance, 8(2), 171-198.

Altman E.I., Marco G., Varetto F. (1994), *Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant and neural networks: the Italian Experience*, Journal of Banking and Finance, 18, 505-529

- Altman E.I.** (2002), *Bankruptcy, Credit Risk and High Yield Junk Bonds*, Blackwell Publishers Ltd, Oxford.
- Albert A., Anderson J.** (1984), *On the Existence of Maximum Likelihood Estimates in Logistic Regression Models*, *Biometrika*, 71(1), 1-10.
- Allen L., Delong G., Saunders A.** (2004), *Issues in the credit risk modeling of retail markets*, *Journal of Banking & Finance*, 28, 727-752.
- Amemiya T.** (1981), *Qualitative Response Models: A Survey*, *Journal of Economic Literature*, 19(4), 481-536.
- Amemiya T.** (1985), *Advanced Econometrics*, Cambridge, Harvard University Press and data analysis, 38, 465-473.
- Anderson J.A.** (1972), *Separate sample logistic discrimination*, *Biometrika*, 59, 19-35
- Andersen P.K., Borgen O., Gill R.D., Keiding N.** (1993), *Statistical Models Based on Counting Processes*, Springer-Verlag, New York.
- Anderson P.F.** (1983), *Marketing Scientific Progress and Scientific Method*, *Journal of Marketing*, fall, 18-31.
- Anderson R., Sundarasesan P.** (1996), *Design and valuation of debt contracts*, *Review of Financial Studies*, 9, 37-68.
- Andrade G., Kaplan S.** (1998), *How Costly is Financial (not Economic) Distress? Evidence from Highly Leveraged Transactions that Become Distressed*, *Journal of Finance* 53, 1443-1493.
- Ang J.S.** (1991), *Small business uniqueness and the theory of financial management*, *Journal of Small Business Finance*, 1(3), 1-13

- Ang J., Chua J. et McConnell J.** (1982), *The Administrative costs of corporate bankruptcy: a note*, Journal of Finance, 37, 219–26.
- Adjouad F. et Zéghal D.** (1996), *La défaillance des entreprises au Canada: Facteurs explicatifs*, Gestion, 21, 1, 38- 41.
- Ang J.S., Fatemi A.M.** (1997), *Personal bankruptcy costs: their relevance and some estimations*, Financial Services Review, 6(2), 77-96.
- Armendariz de Aghion B.** (1990), *International Debt: An explanation of the commercial banks' lending behaviour after 1982*, Journal of International Economies, 28, 173-186.
- Armette M.** (2009), *Crise financière : modèles du risque et risque de modèle*, Mouvements, 58, 160-176.
- Artus P., Lecointre P.** (1990), *Crise financière et crise de l'endettement privé aux Etats Unis*, document de la Caisse des Dépôts et Consignations, novembre.
- Astebro T., J. Winter (2001)**, *More Than a Dummy: The Probability of Survival, Failure, and Acquisition of Firms in Financial Distress*, Unpublished Manuscript, University of Waterloo and University of Mannheim.
- Aziz A., Emanuel D.C et Lawson G.H.** (1988), *Bankruptcy Prediction: an Investigation of Cash Flow Based Models*, Journal of Management Studies, 25, 5, 419-437.
- Avishur A., Tsoref Y.** (2001), *On the Predictability of Kibbutz Financial Distress: A Principal Component Analysis with Bootstrap Confidence Intervais*, Journal of Accounting Auditing & Finance, winter, 16(1), 55-91.
- Atiya A. F. (2001)**, *Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results*, IEEE Transactions on Neural Networks, 12, 4,929-935

B

Bachelet C. (1995), *GRH et communication interne : quelle place dans les préoccupations des dirigeants des PMI*, *Gestion* 2000, 11(1), 181-202.

Banque de France. (2009), *Délais de paiement et solde du crédit interentreprises de 1990 à 2008*, *Bulletin de la Banque de France*, n° 177, 3^{ième} trimestre 2009.

Banque de France. (2009), *Les délais de paiement - Statistiques de 1990 à 2008 en nomenclature NAF*.

Banque de France, Gourieroux C., Foulcher S., Tiomo A. (2003), *La structure par termes des taux de défauts et ratings*, *Cahiers Etudes et recherches de l'Observatoire des entreprises*, Direction des Entreprises, Banque de France, 1.34.

Banque de France, Stili D. (2002), *Détection précoce du risque de défaillance dans le secteur de la construction*. *Cahiers Etudes et recherches de l'observatoire des entreprises*, Direction des entreprises, Banque de France, 1.70.

Banque de France, Planes B. (2000), *Détection précoce du risque de défaillance dans le secteur hôtels/restaurants: SCORE BDFHR*, *Cahiers Etudes et recherches de l'Observatoire des entreprises*, Direction des Entreprises, Banque de France, 1.55.

Banque de France. (2008), *Délais de paiement et solde du crédit interentreprises en 2007*, *Bulletin de la Banque de France*, n° 174, juillet-août.

Bardos M. (2008), *Scoring sur données d'entreprises : instrument de diagnostic individuel et outil d'analyse de portefeuille d'une clientèle*, *Revue MODULA*, 38, 159 – 177.

Bardos M. (2007), *What is at Stake when Estimating the Probability of Default using a Scoring Function ?*, *Credit Risk Assessment Revisited: Methodological*

Issues and Practical Implications, European Committee of Central Balance Sheet data Offices Working Group on Risk Assessment, 95-118.

Bardos M. (2007), *What is at Stake in the Construction and the Use of Credit Scores?*, *Computational Economics* n°29, p. 159-172.

Bardos M. (2005), Les scores de la Banque de France : leur développement, leurs applications, leur maintenance, *Bulletin de la Banque de France* n°144, décembre.

Bardos M., Foulcher S., Bataille E. (2004), *Les scores de la Banque de France: méthode, résultats, applications*, Banque de France, décembre.

Bardos M. (2001) : *Analyse discriminante: application au risque et scoring financier*, Dunod.

Bardos M. (2001) : *Développements récents de la méthode des scores de la Banque de France*, *Bulletin de la Banque de France* n°90, juin.

Bardos M. (1995), *Les défaillances d'entreprises dans l'industrie : ratios significatifs, processus de défaillances, détection précoce*, Banque de France, Centrale des bilans, Collection Entreprises, janvier.

Bardos M. (1998), *Detecting the risk of company failure at the Banque of France*, *Journal of Banking and Finance*, 22, 1405-1419.

Bardos M., Zhu W.H. (1997), *Comparaison de l'analyse discriminante linéaire et des réseaux neuronaux : application à la détection de défaillance d'entreprises*, *Revue Statistique Appliquée*, XLV (4), 65-92.

Baldawin C. Y, Scott P. M. (1983), *The resolution of Claims in financial distress: The case of Massey Ferguson*, *Journal of Finance*, 38, 505-516.

Baird D. G. (1986), *The Uneasy Case for Corporate Reorganisations*, Journal of Legal Studies, 15, 127-147.

Batsch L. (2000), *Le diagnostic financier*, 3è édition, Economica, Paris.

Bastien P, Vinzi V. E, Tenenhaus M. (2005), *PLS generalised linear regression*, Computational Statistics and Data Analysis, 48-1.17-46.

Back B, Laitinen T, Sere K et Wezel M.V. (1996), *Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, Logit analysis and Genetic Algorithms*, Turku Center for Computer Science, Technical Report, 40, 1-18.

Ben Abd El Afou R. (2005), *L'effet des mécanismes de gouvernement d'entreprises sur le risque de faillite* », International Conférence Tunisie. Hammamet.

Berger K. (2009), *Les conséquences économiques de la crise, facteur plus important de défaillance que les restrictions financières pour les entreprises françaises en 2008 et 2009*, Analyse de la société Euler Hermes SFAC.

Beaver W. (1966), *Financial ratios as predictors of failure*, Empirical Research in Accounting: Selected studies, supplement to The Journal of Accounting Research, 6, 165-182.

Belletante B., Levratto N. (1995), *Finance et PME : Quels champs pour quels enjeux ?*, Revue Internationale PME, 8, 3-4, 5-35.

Belletante B., Levratto N., Paraque, B. (2001), *Diversité économique et modes de financement des PME*, L'Harmattan, Paris.

Betker B. (1997), *The Administrative Cost of Debt Restructurings: Some Recent Evidence*, Financial Management, 26, 56-68.

Berryman J. (1982), *Small business failure and bankruptcy: A survey of the literature*, European Small Business Journal, 4, 1, 47-59.

Bescos P.L. (1989), *Les facteurs de réussite dans le redressement des PMI en difficulté*, Revue Française de Gestion, 74, 55-67.

Bescos P.L. (1989), *Score et redressement d'entreprises en difficulté* », Le revue Banque 490, 50-54

Bescos P.L. (1989), *Défaillance et redressement des P.M.I : Recherche des indices et des causes de défaillance*, Cahier de Recherche du CEREG, 8701, Université de Paris-Dauphine, 1987.

Ben Jabeur. S. (2010), *Corporate failure: A time series analysis*, 7th International conference on Applied Financial Economics, 01-03 July, Samos Island Greece.

Ben Jabeur.S (2010), *Macroeconomic variables in financial distress: A French cases*, International Risk Management Conference, Florence, 3-5, juin, 2010.

Ben Jabeur.S. (2009), *Modeling Corporate Failure: A PLS Logistic Regression*, Federal Committee on Statistical Methodology Research Conference, Washington, November 2-4.

Ben Jabeur.S.(2009), *Predicting firm financial distress: A PLS Discriminant analysis*, European Regional Meeting of the International Society for Business and Industrial Statistics,Cagliari, Italy, May 30 – June 3.

Ben Jabeur.S.(2009), *Prévision de la détresse financière des entreprises : approche par l'analyse discriminante PLS*, AFFI 2009 colloque international de l'association française de la finance, 13-14-15 Mai, Brest.

Ben Jabeur. S.(2008), « *Comparaison de la régression logistique et de la régression logistique PLS : Application à la détection de défaillance d'entreprise* », First joint

meeting of the société francophone de classification and the classification and data analysis group of SIS, June, 11-13 th 2008 CASTRA Italy

Black F., Cox J.C. (1976), *Valuing corporate securities: some effects of bonds indenture provisions*, Journal of Finance, XXXI, 2, 351-367.

Blazy R., Combier J. (1998), *La défaillance d'entreprise : Causes économiques, traitement judiciaire et impact financier*, Economica/ INSEE Méthodes n° 72-73, Paris.

Blazy R. (1996), *Processus de défaillance des entreprises et modifications comportementales par anticipation du défaut de paiement*, Thèse de doctorat, Université Paris Dauphine.

Blazy R. (2000), *La faillite: éléments d'analyse économique*, Economica, Paris.

Blot C., Le Bayon S., Lemoine M., Levasseur S. (2009), *De la crise financière à la crise économique : Une analyse comparative France-États-Unis*, Revue de L'OFCE, 110, 256-281.

Blum M. (1974), *Failing companies Discriminant Analysis*, Journal of Accounting Research, spring, 234-256.

Brys E., Varenne F. (1997), *Valuing Risky Fixed Rate Debt: An Extension*, Journal of Financial and Quantitative analysis, 32(2), 239-248.

Bris A., Welch I., et Zhu N. (2006), *The Costs of Bankruptcy: Chapter 7 Liquidation vs Chapter 11 Reorganization*, Journal of Finance, 61, 1253-1304.

Bordes C., Melitz J. (1992), *Endettement et défaillance d'entreprise en France*, Annales d'Economie et Statistiques, octobre/décembre, 45-67.

Blot C., Le Bayon S, Lemoine M., Levasseur S. (2009), *De la crise financière à la crise économique. Une analyse comparative France-Etats-Unis*, Revue de l'OFCE, 110, 3, 255-281

Boston Consulting Group (1980), *Les mécanismes fondamentaux de la compétitivité*, Paris, Hommes et Techniques.

Bunn P., Redwood V. (2003), *Company Accounts Based Modelling of Business Failures and the Implications for Financial Stability*, Bank of England Discussion Paper No. 210.

Bhattacharjee A, Higson C, Holly S et Kattuman P. (2002), *Macro economic instability and business exit: determinants of failures and acquisitions of large UK firms*, Accounting subject AREA, Working paper, 02-034, London Business School.

Bhattacharjee A, Higson C, Holly S et Kattuman P. (2004), *Business failure in UK and US quoted firms: impact of macroeconomic instability and the role of legal institutions*, Cambridge Working paper in Economics N° 0420, March 2004.

Bergström C, Sundgren S. (2002), *Restructuring Activities and Changes in Performance Following Financial Distress*, SNS Occasional, 88.

Berry J.A., Linoff G. (2000) *Mastering Data Mining: The Art and Science of Customer Relationship Management*, New York: John Wiley and Sons, ISBN 0-471-33123-6.

Bell T. B., Ribar G. S., Verchio J. R. (1990), *Neural Nets Vs. Logistic Regression : A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures*, Proceedings of the 1990 Deloitte and Touche-University of Kansas Symposium on Auditing Problems, 29-58.

Branch B. (2002), *The costs of bankruptcy: A review*, International Review of Financial Analysis, 11, 39-57.

Bradley M., Rosenzweig M. (1992), *The Untenable Case for Chapter 11* , The Yale Law Journal, 101 : 1 043-1 095.

Bunn P et Redwood V. (2003), *Company account based modeling of business failures and the implications for financial stability* , The Bank of England's Working Papers Series N°210

C

Chang T., McDonald J. (1996), *Industry structure and ripple effect of bankruptcy announcements*, Financial Review, 783–807.

Chicha P., Julien P.A., Marchesnay M. (1990), *Processus et procédures stratégiques en PME*, International Gewerbearchiv, 38(3).

Casta J.F, Zerbib J.P. (1979), *Prévoir la défaillance des entreprises ?*,Revue française de comptabilité , 97, 506 - 526.

Casey C. et Bartczark N. (1985), *Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions*, Journal of accounting research, 23, 1, 384-401.

Child J. (1972), *Organizational structure, environment and performance: the role of the strategic choice*, Sociology, 6, 53-88.

Child J. (1997), *Strategic choice in the analysis of action, structure, organizations and environment: retrospect and prospect*, OrganizationStudies, 18(1), 43-76.

Chen W-S., Yin-Kuan Du Y-K.(2009), Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model, Expert Systems with Applications 36, 4075-4086.

Charalambous C, Charitou A et Kaourou F. (2000), *Comparative analysis of artificial neural network models: application in bankruptcy prediction*, Annals of operations research, Octobre, university of Cyprus.

Chou H-I., Li H., Yin X. (2010), *The effects of financial distress and capital structure on the work effort of outside directors*, Journal of Empirical Finance 17, 300–312.

Coase R.H. (1997), *La firme, le marché et le droit*, Diderot Editeur, Arts et Sciences, Bonchamp-Les-Laval.

Cohen E. (1997), *Analyse financière*, 6è édition, Economica, Paris.

Coats P. K., FANT L. F. (1993), *Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool*, Financial Management, 22, 3, 142-154.

Cooper A.C. (1993), *Challenges in Predicting New firm Performance*, Journal of Business Venturing, 8, 520-551.

Cooper A.C., Gimeno-Gascon F.J. et Woo C.Y. (1994), *Initial human and financial capital as predictors of new venture performance*, Journal of Business Venturing, 9, 371-395.

Coulaud A. (1993), *Gestion de trésorerie*, Editions Peyrat & Courtens, Boulogne.

Coulongues Y. (1977), *Ratios financiers et prédictions de faillites des PME*, Revue Banque, septembre, 963-970

Couwenberg O, Jong A, (2008), *Costs and recovery rates in the Dutch liquidation-based bankruptcy system*, European Journal of Law and Economics, 26, 2, 105-127.

Cox .D.R. (1972), *Regression Models and life-tables*, Journal of The Royal

Statistical Society, Series B, 187-220.

Chen G.M., Merville L.J. (1999), *An analysis of the underreported magnitude of the total indirect costs of financial distress*, Review of quantitative finance and accounting, 13, 277-293.

D

Daigne J.F. (1986), *Dynamique du redressement d'entreprise*, Les Editions d'Organisation, Paris.

Dambolena I.G., Khoury S.J. (1980), *Ratio stability and corporate failure*, Journal of Finance, 35, 1017-1026.

Deakin E.B. (1972), *A discriminant analysis of predictors of business failure*, Journal of Accounting Research, spring, 167-179.

Derni A., Crucifix F. (1992), *Symptômes de défaillance et stratégies pour le redressement d'entreprise*, Académia, Louvain-La-Neuve.

Desreumaux A. (1996), *Nouvelles formes d'organisation et évolution de l'entreprise*, Revue Française de Gestion, 107, n°107, 86-108.

Dunne T, Roberts M.J et Samuelson L. (1989), *The growth and failure of US manufacturing plants*, Quarterly Journal of Economics, 104,4,671-698.

Derquenne C., Hallais C. (2004), *Une méthode alternative à l'approche PLS : Comparaison et Application aux modèles conceptuels marketing*, Revue de statistique Appliquée, LII (3), 85-100.

Desreumaux A. (1998), *Théories des organisations*, Editions Management Société EMS, Caen.

Derwjst N., Westgaard S. (2001), *Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach*, European Journal of Operational Research, 135, 338-349.

Doumpos M., Zopounidis C. (1999), *A Multicriteria Discrimination Method for the Prediction of Financial Distress: The Case of Greece*, Multinational Finance Journal, vol. 3, n° 2, p. 71-101.

Dietsch M., Petey J. (2003), *Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières*, Revue Banque Edition, Paris.

Dietrich J., Arcelus F.J., Srinivasan G. (2005), *Predicting financial failure: some evidence from new brunswisck agricultural co-ops*, Annals of Public and cooperative Economics, 76(2), 176-194, 2005.

Ding Y., Song X., Zen Y. (2008), *Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine*, Expert Systems with Applications 34, 3081–3089.

Duffee G.R. (1999), *Estimating the Price of Default Risk*. The Review of Financial Studies, 12(1), 197-226.

Dumontier P. (1991), *Vices et vertus des modèles de prévision des défaillances*, Banque, mars, 514, 48-76.

Dunne T., Roberts M.J., Samuelson L. (1989), *The growth and failure of US manufacturing Plants*, Quaterly Journal of Economies, 19, 325-356.

E

Efron B. (1967), *The efficiency of Cox's likelihood function for censored data*, Journal of American Statistical Association, 74, 557-565.

Edmister R. O. (1972), *An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 7, 2, 1477-1493.

Euler Hermes. (2010), *Défaillances d'entreprises dans le monde : Année noire en 2009, stabilisation à un niveau élevé en 2010*, Communiqué de presse.

Esposito Vinzi V, Trinchera L, Squillacciotti S, Tenenhaus M. (2008), *REBUS-PLS: A response-based procedure for detecting unit segments in PLS path modeling*, Applied Stochastic Models in Business and Industry, 24-5, 439-458.

F

Falbo P. (1991), *Credit scoring by enlarged discriminant analysis*, OMEGA, 19(4), 275-289.

Falissard B. (1998), *Comprendre et utiliser les statistiques dans les sciences de la vie*, 2^e édition, Editions Masson, Collection "Evaluation et Statistique", Paris.

Fahlman S.E., Lebiere C. (1990), *The cascade-correlation learning architecture*, Advances in Neural information processing systems, 2, 524-532.

Fisher N. (2004), *Fusion statistique de fichiers de données*, Thèse de doctorat, CNAM, Paris.

Fitzpatrick P. J. (1932), *A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms*, Certified Public Accountant, 12, 598-605, 656-662, 727-731.

Fort G., Lambert-Lacroix S. (2005), *Classification using Partial Least Squares with Penalized Logistic Regression*, Bioinformatics, 21(7), 1104-1111.

Finet A. (2001), *Essai d'analyse du rôle de l'endettement dans le gouvernement d'entreprise : le cas de la Belgique*", Actes du 18ème Congrès de l'Association Française de Finance.

Flath D., Knoeber C. (1980), *Taxes, failure costs and optimal industry capital structure: an empirical test*, Journal of finance, XXXV, 1, 99-117.

Franks J. R., Sussman O. (2005), *Financial distress and bank restructuring of small to medium size U.K. companies*, The Review of Finance 9, 65–96.

Fedhila H. (1998), *A Logit model using cash flow information to predict loan delinquency*, Université de Tunis, IHEC, Carthage.

Fedhila H. (1996), *The construction of an expert system to make commercial loan classification*, Dissertation de PhD, university of colorado.

Fedhila H. et Dhiab A B. (2005), *Les facteurs explicatifs de la politique d'octroi des crédits d'investissements : Une analyse empirique appliquée au contexte tunisien*, International Conférence Tunisie, Hammamet, 2005.

G

Gentry A.J., Paul N. et Whitford D.T. (1985), *Classifying bankrupt firms with funds flow components*, Journal of accounting research, 23, 1, 146-160.

Gensse P., Topscalian P. (2004), *Ingénierie financière*, Economica.

Geniaux I., Mira Bonnardel S. (2001), *La gestion des connaissances et des compétences dans les petites entreprises technologiques : une approche empirique*, Revue Internationale PME, 14(2), 42-65.

Gervais M. (1978), *Pour une théorie de l'organisation-PME*, Revue française de Gestion, 15, 37-48.

Gourieroux C. (1984), *Econométrie des variables qualitatives*, Economica, Paris.

Guilhot B. (2000), *Défaillances d'entreprise : soixante-dix ans d'analyse théoriques et empiriques*, Revue Française de Gestion, 130, 52-67.

Gudmundsson S. (2002), *Airline Distress Prediction Using Non-Financial Indicators*, Journal of Air Transportation, 7, 2, 3-23.

Gephardt G. (1980), *Insolvency Prediction Based on Annual Financial Statements According to the Company Law. An Assessment of the Reform of Annual Statements by the Law of 1956 from the View of External Addressees.*, in H. Bester et alii, eds. Bochumer Beitrage Zur Untennehmungs undUnternehmens-forschung, vol. 22.

Geniaux I., Mira Bonnardel S. (2001), *La gestion des connaissances et des compétences dans les petites entreprises technologiques : une approche empirique*, Revue Internationale PME, 14(2), 42-65.

Gentry J.A., Newblod P. Et Whiteford D.T. (1985).*Classifying Bankrupt Firms With Funds Flow Components.*,*Journal of Accounting Research*, vol. 23, n°1, pp. 146-160.

Gentry A.J. Paul N. et Whitford D.T. (1987), *Funds flow components, financial ratio and bankruptcy*, Journal of Banking Finance and Accounting, 14,4, 595-606.

Gervais M. (1978), *Pour une théorie de l'organisation-PME*, Revue française de Gestion, 15, 37-48.

Goldbger D.E. (1994). Algorithmes génétiques. Exploration, optimisation et apprentissage, Ed. Addison-Wesley.

Gourieroux C. (1984), *Econométrie des variables qualitatives*, Economica, Paris.

Grover J., Lavin A. (2001), *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy: A Service Industry Extension of Altman's Z-Score Model of Bankruptcy Prediction*, Southern Finance Association Annual Meeting, November, 2001.

Gresse C. (1994), Les entreprises en difficulté, Paris, Economica.

Greene W.H. (2000), *Econometrics Analysis*, Prentice Hall, 4ème édition.

Grice J.S. etDugan M. T. (2001). .The limitations of bankruptcy models: some cautions for the researcher, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17, 151-166.

Gudmundsson S. V. (1999). .Airline failure and distress prediction: a comparison of quantitative end qualitative models, *Transportation Research Part E*, 35, pp. 155-182.

Gilson S.C., John K., Lang L. (1990), *Troubled Debt Restructurings: An Empirical Study of Private Reorganization of Firms in Default*, *Journal of Financial Economics*, 27, 315-354.

Guilhot B. (2000). .Défaillances d'entreprises . Soixante-dix ans d'analyses théoriques et empiriques., *Revue Française de Gestion*, n° 130, septembre-octobre, pp. 52-67.

Gresse C. (1994), *Les entreprises en difficulté*, Economica 1994.

H

Hamel G., Prashalad C.K. (1989), *Strategies intent*, Harvard Business Review, May-June, 625-642.

Hamza T., Bagdadi K. (2008), *Profil et déterminants financiers de la défaillance des PME tunisiennes (1993-2003)*, Banque & Marchés, 93, 45-62.

Hall G. (1992), *Reasons for insolvency amongst small firms - A review and fresh evidence*, Small Business Economics, 4, 237-250.

Haswell S., Holmes S. (1989), *Estimating the Small Business Failure Rate: A Reappraisal*, Journal of Small Business Management, 27, July, 68-74.

Hatch M.J. (2000), *Théorie des organisations*, DeBoeck Univeristé, Paris / Bruxelles.

Haugen R., Senbet L. (1988), *Bankruptcy and Agency Cost Significance for the theory of optimal structure*, Journal of Finance and Quantitative Analysis, March, 352-368.

Haugen R. A., Senbet L. W. (1978), *The Insignificance of Bankruptcy Costs to the Theory of Optimal Capital Structure*, Journal of Finance, 33, 383-392.

Hensher, D A., Jones S., William H. Greene W H. (2007), *An Error Component Logit Analysis of Corporate Bankruptcy and Insolvency Risk in Australia*, The Economic Record, 83, 86-103.

Hollander M., Wolfe D.A. (1999), *Nonparametric Statistical Methods*, 2nd edition, Wiley.

Hol S, Westgaard S et Wijst V.N. (2002), *Capital structure and the prediction of bankruptcy*, EWGFM Conference, Capital Markets Research (Bankruptcy Prediction).

Honjo Y. (2000), *Business failure of new firms: an empirical analysis using a multiplicative hazard models*, International Journal of Industrial Organisation, 18, 557-574.

Hui L., Jie S., Jian W. (2010), *Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods*, Expert Systems with Applications 37, 5895–5904.

Hung Chang B., Lipsitz S., Waternaux C. (2000), *logistic regression in meta analysis using aggregate data*, Journal of Applied statistics, 27(4), 411-424.

Hunter J., Isachenkova N. (2002), *A panel analysis of UK industrial company failure*, ESRC Centre for Business Research Working Paper 228, Cambridge University.

Hetzel P. (1996), *Les entreprises face aux nouvelles formes de consommations*, Revue Française de Gestion, 110, 70-82

Helal M. (1994), *Le risqué crédit et la défaillance d'entreprise: une présentation théorique et une évaluation empirique*, Finances et Développement au Maghreb, 13, 66-96.

Hite G.L., Owers J.E., Rogers R.C. (1987), *The Market for Interfirm Assets Sales: Partial Sell-Offs and Total Liquidations*, Journal of Financial Economics, 18, 229-252.

I

J

Jacquemin A. (1967), *L'entreprise et son pouvoir de marché*, Vander, Louvain.

Jayet H., Torre A. (1994), *Vie et mort des entreprises : quelles analyses*, Revue d'économie industrielle, 3^{ème} trimestre, 62-78.

Jensen M.C. (1986), *The Agency Costs of Free Cash Flow: Corporate Finance and Takeovers*, American Economic Review, vol. 76, n° 2, May 1986.

John K. (1993), *Managing Financial Distress and Valuing Distressed Securities: A Survey and Research Agenda*, Financial Management 2, 60-78.

Jones S., Hensher D.A. (2004), *Predicting firm financial distress: a mixed Logit model*, The Accounting Review, 79(4), 1011-1038.

Julien P.A., Marchesnay M. (1996), *L'entrepreneuriat*, Economica, Paris.

Jayet H. (1993), *La répartition géographique et sectorielle des créations et disparitions d'établissements* », CESURE, dossiers de recherche, 4.

K

Kalbfleisch J.D., Prentice R.L. (1973), *Marginal likelihoods based on Cox's regression and life model*, Biometrika, 60, 267-279.

Kazanjian R.K. (1988), *Relation of dominant problems to stages of growth in technology based new ventures*, Academy of Management Journal, 31, 2.

Keasy K et McGuinness P. (1990), *The failure of UK industrial firms for the period 1976-1984, Logistic analysis and entropy measures*, Journal of Business Finance and Accounting, 17,1, 119-135.

Kiang M.Y. (2003), *A comparative assessment of classification methods*, Decision Support Systems, 35, 441-454.

Kim C. (1996). *Asset liquidity and the indirect costs of financial distress: evidence from the contract drilling industry*. Unpublished working paper (University of Chicago) presented to First New England Doctoral Student Symposium, University of Massachusetts.

Kim E.H., Schatzberg J.D. (1987), *Voluntary Corporate Liquidations*, Journal of Financial Economics, 19, 311-328.

Koenig G. (1985), *Entreprises en difficulté: des symptômes aux remèdes*, Revue Française de Gestion, janvier/février, 84-92.

Koenig G. (1991), *Difficultés d'entreprise et inertie active* », Direction et Gestion, 126-127.

Khoufi W et Feki R. (2004), *The macroeconomic determinants of firms failure (the case of Tunisian small and medium size industries*, AFFI 2004.

L

Laitinen E.K. (1991), *Financial ratios and different failure processes*, Journal of Business Finance and Accounting, 18(5), 649-673.

Laitinen E.K. (1992), *Prediction of failure of a study of newly founded firm*, Journal of Business Venturing, 7, 323-340.

Laitinen E.K. (1993), *Prediction predictors for different phases of the failure process*, OMEGA, 21(2), 215-228.

Lane W.R., Looney S.W., Wansley W. (1986), *An application of the Cox proportional hazards model to bank failure*, Journal of Banking and Finance, 10, 511-531.

Lau A.H.L. (1987), *A five-state financial distress prediction model*. Journal of Accounting Research, 25(1), 127-138.

Le Roy F. (2001), *Agressivité concurrentielle, taille de l'entreprise et Performance*, Revue Internationale PME, 14(2), 67-84.

Lévy-Lang A. (2009), *Globalisation, crise financière et gouvernance mondiale*, Politique étrangère, 1, 23-32.

Levratto N. (1990), *Le financement des PME par les banques: contraintes des firmes et limites de la coopération*, Revue Internationale PME, 3(2), 192-213.

Lelogeais L. (2003), *Un score sur variables qualitatives pour la détection précoce des défaillances d'entreprises*, Bulletin de la Banque de France, n° 114, pp. 29-46.

Lennox C. (1999), *Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches*, Journal of Economics and Business, vol. 51, n° 4, pp. 347-364.

Lebrary J.F. (1996), *L'intuition dans les décisions managériales*, Revue Française de Gestion, 109, 57-71.

Lochard J. (2002), *Les ratios qui comptent*, Editions d'Organisation, Paris.

Louart P. (1996), *L'apparente révolution des formes organisationnelles*, Revue Française de Gestion, 74-85.

Luom M., Laitinen E.K. (1993), *Survival analysis as a tool for company failure prediction*, OMEGA, 19(6), 673-678.

Lubben S. (2000), *The direct costs of corporate reorganization: an empirical examination of professional fees in large Chapter 11 cases*. American Bankruptcy Law Journal, 509, 508–52.

Lia G R., Menon K., Schwartz K B. (1990), *Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress*, Journal of Business Finance and Accounting, 17,161-171.

Lin L., Piesse J. (2004), *The Identification of Corporate Distress in UK Industrials: A Conditional Probability Analysis Approach*, Applied Financial Economics, 14:2, 73-82.

Lin T. H. (2009), *A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models*, Neurocomputing 72, 3507-3516.

Li H., Jie Sun J. (2009), *Predicting business failure using multiple case-based reasoning combined with support vector machine*, Expert Systems with Applications 36, 10085–10096.

Li H, Sun J, Wu J. (2010), *Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods*, Expert Systems with Applications 37, 5895–5904

Lisa R, Gilbert, Menon K et Schwartz K. (1990), *Predicting bankruptcy for firms in financial distress*, Journal of Business Finance and Accounting, 17, 1,161-171.

Liang L et Wu D. (2003), *An application of pattern recognition on scoring Chinese corporations financial conditions based on back propagation neural network*, Computers et Operations Research, 32, 1115-112

M

Malecot J.F. (1991), *Analyse historique des défaillances d'entreprises: une revue de la littérature*, Revue d'économie financière, 19, hiver.

Malécot J.F. (1997), *Gestion financière de l'entreprise en difficulté*, Encyclopédie de gestion, Economica, 2^{ème} édition Paris, Yves Simon et Patrick Joffre, 1548-1563.

Mitchell W. (1994), *The dynamics of evolving markets: The effects of business sales and age on dissolutions and divestitures*, Administrative Science Quarterly, 39, 575-602.

Marchesnay M. (1985), *La PME face aux risques*, Travaux et recherche de L'IAE de Toulouse, 33.

Marchesnay, M. (1993), *PME, stratégie et recherche*, Revue française de gestion, 95, 70-75

Malécot J.F. (1997), *Gestion financière de l'entreprise en difficulté*, Encyclopédie de gestion, Economica, 2^{ème} édition Paris, Yves Simon et Patrick Joffre, 1548-1563.

Marco L. (1989), *La montée des faillites en France: 19ème et 20ème siècle*, Editions L'Harmattan, Collection "Logiques Economiques", 1, 191p.

Morris R. (1997), *Early Warning Indicators of Corporate Failure: A critical review of previous research and further empirical evidence*, Ashgate Publishing Ltd, Great Britain, 421.

Mckee T.E., Greenstein M. (2000), *Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set*, Journal of Forecasting, 19, 219-230.

Mossman C.E, Bell G.G, Swartz L.M et Turtle H. (1998), *An empirical comparison of bankruptcy model*, Financial Review, 33, 35-54.

Molina C.A. (2002), *Predicting bank failures using a hazard model: the Venezuelan banking crisis*, Emerging Markets Review, 3, 31-50.

Modigliani F., Miller M. H. (1959), *The cost of capital, corporation finance, and the theory of investment: Reply*, American Economic Review 49(4), 655-668.

Merwin C. L. (1942), *Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926-1936*, National Bureau of Economic Research, Financial Research Program III, Studies in Business Financing, 172.

Michaux B. (1978), *Profil et signification économique des faillites en Belgique: la réponse du monde juridique*, Entreprises en difficulté et initiative publique, 71-158.

Narayanan P. (2002), *Business Failure, Classification Models: An International Survey*, in ALTMAN (2002), Bankruptcy, Credit Risk and HighYield Junk Bonds, Blackwell Publishers Ltd, Oxford.

N

Nguyen D., Rocke D. (2004), *On partial least squares dimension reduction for microarraybased classification: a simulation study*, Comput. Stat. Data Anal, 46, 407-425.

Ngokè A, Recasens G. (2007), *Un modele de reorganisation des dettes de l'entreprise en détresse base sur la valeur de shapley*, Deuxième Journée d'études sur les faillites, Université Paris X – Nanterre.

O

Opler T., Titman S. (1994), *Financial distress and corporate performance*. Journal of Finance, 1015–1040.

Ooghe H., Van Wymeersch C. (1986), *Modèles prévisionnels de la faillite*, *Annales de Droit*

Ooghe H., Van Wymersch C.(1996), *Traité d'analyse financière*, 6è édition, Presses Universitaires de Namur.

Ooghe H., Van Wymersch C.(1990), *Traité d'analyse financière*, tomes 1, PUN, 4è édition, 395.

Ohlson J. A. (1980), *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*, Journal of Accounting Research, 18-1, 109-131.

Ohlson J.A. (1980), *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*, Journal of Accounting Research, spring, 109-131.

P

Pache G. (1990), *Risques de défaillance et options stratégiques*, Directionet Gestion, n° 128-129, 27-32.

Pal J., Medway D., Byrom J. (2010), *Deconstructing the notion of blame in corporate failure*, Journal of Business Research

Pages J., Tenenhaus M. (2001), *Multiple factor analysis combined with PLS path modelling*, Revue de Statistique Appliquée, XLIV (2), 35-60.

Pene D. (1983), *Modèle d'évaluation des entreprises et modèles stratégiques*, Analyse financière, 3^{ème} trimestre.

Peel M.J., Peel D.A. (1987), *Some further empirical evidence on predicting private company failure*, Accounting and Business Research, 18(6) 57-66.

Pindado J., Rodrigues L.F. (2001), *Parsimonious models of financial insolvency in small companies*, Working Paper, SSRN Working Paper Series.

Pindado J., Rodrigues L., Torre C. (2008), *Estimating financial distress likelihood*, Journal of Business Research 61, 995–1003.

Pulvino T. C., (1998), *Do asset fire sales exist? An empirical investigation of commercial aircraft transactions*, Journal of Finance, 53, 939–978.

Press S. J., Wilson S. (1978), *Choosing between logistic regression and discriminant analysis*, Journal of the American Statistical Association, 73, 699-705.

Platt H. D., Platt M. B. (1990), *Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction*, Journal of Business Finance and Accounting, 17, 1, pp. 31-51.

Platt H. D., Platt M. B. (2002), *Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias*, Journal of Economics and Finance, vol. 26, 2, 184-199.

Porter M. (1986), *L'avantage concurrentiel*, Paris, Inter éditions 1986.

Platt H. D., Platt M. B., Pedersen J. G. (1994), *Bankruptcy Discrimination with Real Variables*, Journal of Business Finance and Accounting, 21-4, 491-510.

Platt H. D. et Platt M.B. (1991), *A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction*, Journal of Banking and Finance, 15, 11, 83-1194.

Philosophov L.V., Philosophov V.L. (1999), *Optimization of corporate capital structure: A probabilistic bayesian approach*, IRFA, International Review of Financial Analysis, 8(3), 199-214.

Paquet P. 1997), *L'utilisation des réseaux de neurones artificiels en finance*, Document de travail, Laboratoire Orleanais de gestion.

Pompe P.M et Bilderbeek J. (2005), *The prediction of bankruptcy of small and medium sized industrial firms*, Journal of Business Venturing, 20,847-868.

Q

Quintart A. (2001), *Méthodes d'analyse des états financiers*, deuxième, notes de cours, université Catholique de Louvain, Louvain-La-Neuve.

R

Refait C. (2004), *La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: un état des lieux*, Économie et Prévision, 162, 129-147.

Ross S.A., Westerfield R.W., Jaffe J.F. (2005), *Finanzas corporativas*, Ed. McGraw Hill (7^a edición).

Rose P.S et Giroux G.A. (1982), *Predicting corporate bankruptcy: an analytical and empirical evaluation*, Review of Business and Economic Research, 21, 1-12.

Ravisankar P., Ravi V. (2010), *Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP*. Knowledge-Based Systems 23, 823–831.

S

Saporta B. (1994), *La création d'entreprise enjeux et perspectives*, Revue Française de Gestion, 101, 74-86.

Saporta G. (1990), *Probabilités, analyse des données et statistique*, Technip, Paris.

Sandberg W.R.et Hofer C.W. (1987), *Improving New Venture Performance: the role of stratégie industry structure and the entrepreneur*, Journal of Business Venturing, 2-1, 5-28.

Saporta G., Preda C. (2002), *Régression PLS sur un Processus stochastique*, Revue de statistique Appliquée, 50 (2), 27-45.

Sévrin E. (2006), *Les mesures de restructuration*, Banque & Marchés, 83, 56-62.

Sévrin E. (2006), *La régociation financière des entreprises en difficulté*, Revue française de gestion, 166, 34-49.

Sun J., Li H. (2010), *Financial distress early warning based on group decision making*, Computers & Operations Research 36, 885 – 906.

Shleifer A. et Vishny R.W. (1992), *Liquidation Values and Debt Capacity: A Market Equilibrium Approach*, Journal of Finance, 47, 1343-1366.

Shirata C. Y. (1998), *Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan : An Empirical Research*, Proceedings of the Second Asian Pacific Interdisciplinary Research in Accounting Conference, Osaka, 4-6, 437-445.

Sung T.K, Chang N et Lee G. (1999), *Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction*, Journal of Management Information Systems, 16, 1, 63-85.

Stewart J, David A. Hensher. (2007), *Modelling corporate failure: A multinomial nested logit analysis for unordered outcomes*, *The British Accounting Review* 39, 89–107.

Sharabany R (2004), *Business failures and macroeconomic risk factors*, Discussion paper 06, Bank of Israel, Research Department.

T

Tabuteau D. (2009), *Crises et réformes*, | Presses de Sciences Po, 1- 22, 19 - 40.

Takahashi K., Kurokawa Y., Watase K. (1984), *Corporate bankruptcy prediction in Japan*, *Journal of Finance and Banking*, 8, 229-247.

Tamura k. (2002), *The problem of sovereign debt restructuring: How can we deal with Holdout problem legally?*, Harvard Law School International Finance Seminar.

Taffler R.J. (1982), *Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data*, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A, General*, 145(3), 342-358

Taffler R.J. (1983), *The z-score approach to measuring company solvency*, *The Accountant's Magazine*, 87(921), 91-96.

Taffler R.J. (1984), *Empirical models for the monitoring of YK corporations*, *Journal of Finance and Banking*, 2, 199-227.

Thornhill S et Amit R (2003), *Comprendre l'échec, mortalité organisationnelle et approche fondée sur les ressources*, Direction des études analytiques document de recherche, statistique Canada 11F0019, 202.

Tenenhaus M. (1994), *Méthodes statistiques en gestion*, Dunod, Paris.

Tenenhaus M. (1998), *La régression PLS : théorie et pratique*, Technip, Paris.

Tenenhaus M. (1999), *L'approche PLS*, *Revue de Statistique Appliquée*, 47(2), 5-40.

Tenenhaus M. (1995), *Nouvelles méthodes de régression PLS*, Les cahiers de recherche, CR 540.

Thompson C.W. (1963), *An analysis of environmental and managerial factors in the success of failure of small manufacturing enterprise*, Bureau of Economic Research, University of Iowa.

Tenenhaus M. (2000), *La Régression Logistique PLS*, Journées d'Etudes en Statistique, Modèles Statistiques pour données Qualitatives, 261-273.

Tenenhaus M., Gauchi J.P., Menardo C. (1995), *Régression PLS et Applications*, *Revue de Statistiques Appliquée*, 43(1), 7-63.

Temkin K., Johnson J., Levy D. (2002), *Subprime Markets, The Role of GSEs and Risk-Based Pricing*, Prepared for U.S. Department of Housing and Urban Development Office of Policy Development and Research.

Tilmont D. (1998), *Le pronostic de défaillance des petites entreprises par réseau de neurones*, Document de travail, groupe de recherche et d'étude sur la gestion et l'entreprise dans l'Océan Indien (GREGEOI), Université de la Réunion.

Theodossiou P. (1987), *Corporate Failure Prediction Models for the US Manufacturing and Retailing Sectors*, Unpublished Ph.D. Thesis, City University of New York.

Th Tirapat S. et Nittayagasetwat A. (1999), *An investigation of Thai listed firms' financial distress using macro and micro variables* », *Multinational Finance Journal*, 3, 2, 103-125.

Tomas A. (2000), *Econométrie des variables qualitatives*, Dunod, Paris.

U

Uchasaran D., Westhead P., Wright M., Flores M. (2010), *The nature of entrepreneurial experience, business failure and comparative optimism*, *Journal of Business Venturing* 25, 541–555

V

Van Horne C. (1991), *Principes de gestion financière*, Economica, Paris.

Varetto F. (1998), *Genetic Algorithms Applications in the Analysis of Insolvency Risk*, *Journal of Banking and Finance*, 22, 10-11, 1421-1439.

Vernimmen P. (2002), *Finance d'entreprise*, 5ème édition, Editions Dalloz, Paris.

W

Warner J. (1977), *Bankruptcy, Absolute Priority and the Pricing of Risky Debt Claims*, *Journal of Financial Economics*, 20, 39-276.

Weiss L. (1990), *Bankruptcy Resolution: Direct Costs and Violation of Priority of Claims*, *Journal of Finance Economics*, 27, 285-314.

Wei-Sen C., Yin-Kuan D. (2009), *Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model*, *Expert Systems with Applications* 36, 4075–4086.

White M. J. (1983), *Bankruptcy Costs and the New Bankruptcy Code* , Journal of Finance: 477-487

Wruck K.H. (1990), *Financial distress, reorganization, and organizational efficiency*, Journal of Financial Economics, 27, 419-444.

Winakor A. H., Smith R. F. (1935), *Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations*, University of Illinois, Bureau of Business Research, Bulletin n° 51, 44 p.

Wtterwulgh R., Janssen F. (1998), *Le financement des PME par le recours à l'endettement et leurs relations avec les banques*, Revue de la Banque, 1, 26-35.

Wtterwulgh R. (1998), *Les PME: une dimension humaine*, De Boeck Université, Bruxelles.

X

Y

Yang Z. R., Platt M. B. et Platt H. D. (1999), *Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction*, Journal of Business Research, 44, 67-74.

Z

Zavgren C.V. (1985), *Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis*, Journal of Business Finance and Accounting, 12(1), 19-45.

Zollinger M. (1982), *L'analyse multicritère et le risque de crédit aux entreprises*, Revue Française de Gestion, 56-66.

Zmijeriski M. (1984), *Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models*, Journal of Accounting Research, 22, 59-82.

Zopounidis C. (1995), *Evaluation du risque de défaillance de l'entreprise : Méthodes et cas d'application*, Economica, série Techniques de Gestion, Paris.

Zhongsheng H., Yu W., Xiaoyan Xu, Zhang B., Liang L. (2007), *Predicting corporate financial distress based on integration of support vector machine and logistic regression*, Expert Systems with Applications 33, 434–440.

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE 1 – Statistiques descriptives

ANNEXE 2 – Résultats de l'analyse discriminante PLS

ANNEXE 3 – Résultats de la régression logistique

ANNEXE 4 – Résultats de l'analyse discriminante PLS

ANNEXE 5 – Résultats de la régression logistique PLS

ANNEXE 1 : STATISTIQUES DESCRIPTIVES

Résultats 2008

Tests d'égalité des moyennes des groupes

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
R01	,989	9,178	1	798	,003
R02	,894	94,348	1	798	,000
R03	,963	30,709	1	798	,000
R04	,794	207,313	1	798	,000
R05	,982	14,618	1	798	,000
R06	,999	,576	1	798	,448
R07	,984	12,656	1	798	,000
R08	,988	9,731	1	798	,002
R09	,998	1,549	1	798	,214
R10	,991	7,367	1	798	,007
R11	,969	25,943	1	798	,000
R12	,982	14,469	1	798	,000
R13	,994	4,853	1	798	,028
R14	,956	36,325	1	798	,000
R15	1,000	,097	1	798	,755
R16	,993	5,599	1	798	,018
R17	,970	24,595	1	798	,000
R18	1,000	,105	1	798	,746
R19	,992	6,604	1	798	,010
R20	,554	643,209	1	798	,000
R21	,999	,608	1	798	,436
R22	,998	1,480	1	798	,224
R23	,944	47,639	1	798	,000
R24	,877	112,185	1	798	,000
R25	,898	90,334	1	798	,000
R26	,877	111,596	1	798	,000
R27	,917	72,076	1	798	,000
R28	,982	14,323	1	798	,000
R29	,984	13,294	1	798	,000

R30	,927	62,870	1	798	,000
R31	1,000	,009	1	798	,923
R32	,978	18,032	1	798	,000
R33	,937	53,733	1	798	,000

Résultats 2007

Tests d'égalité des moyennes des groupes

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
R01	,995	4,145	1	798	,042
R02	,961	32,107	1	798	,000
R03	,986	11,695	1	798	,001
R04	,931	59,019	1	798	,000
R05	,997	2,144	1	798	,144
R06	,994	4,990	1	798	,026
R07	,986	11,223	1	798	,001
R08	,987	10,518	1	798	,001
R09	,998	1,848	1	798	,174
R10	,980	16,575	1	798	,000
R11	,986	11,186	1	798	,001
R12	,996	3,606	1	798	,058
R13	,995	3,721	1	798	,054
R14	,979	17,268	1	798	,000
R15	,999	,532	1	798	,466
R16	,998	1,486	1	798	,223
R17	,928	61,892	1	798	,000
R18	,995	3,743	1	798	,053
R19	1,000	,118	1	798	,731
R20	,993	5,549	1	798	,019
R21	,993	5,463	1	798	,020
R22	,998	1,757	1	798	,185
R23	,992	6,667	1	798	,010
R24	,994	4,484	1	798	,035
R25	,910	79,096	1	798	,000
R26	,902	86,760	1	798	,000

R27	,986	11,717	1	798	,001
R28	,984	12,679	1	798	,000
R29	,988	9,717	1	798	,002
R30	,977	18,975	1	798	,000
R31	,998	1,855	1	798	,174
R32	,994	5,156	1	798	,023
R33	,981	15,147	1	798	,000

Résultats 2006

Tests d'égalité des moyennes des groupes

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
R01	,997	2,157	1	798	,142
R02	,980	16,259	1	798	,000
R03	,991	7,550	1	798	,006
R04	,959	33,914	1	798	,000
R05	,998	1,592	1	798	,207
R06	1,000	,146	1	798	,703
R07	,994	4,832	1	798	,028
R08	,995	4,199	1	798	,041
R09	1,000	,019	1	798	,890
R10	,984	13,079	1	798	,000
R11	,988	9,465	1	798	,002
R12	1,000	,011	1	798	,916
R13	1,000	,029	1	798	,865
R14	,994	5,091	1	798	,024
R15	1,000	,203	1	798	,653
R16	1,000	,228	1	798	,633
R17	,992	6,752	1	798	,010
R18	,995	4,334	1	798	,038
R19	1,000	,112	1	798	,738
R20	,995	3,694	1	798	,055
R21	,994	5,185	1	798	,023
R22	,998	1,209	1	798	,272
R23	,997	2,219	1	798	,137

R24	,998	1,634	1	798	,202
R25	,983	13,681	1	798	,000
R26	,986	10,947	1	798	,001
R27	,991	7,039	1	798	,008
R28	,993	5,323	1	798	,021
R29	,994	4,701	1	798	,030
R30	,997	2,110	1	798	,147
R31	1,000	,300	1	798	,584
R32	1,000	,297	1	798	,586
R33	,999	,708	1	798	,400

Matrice de corrélation

Correlations

		R01	R02	R03	R04	R05	R06
R01	Pearson Correlation	1	,222**	-,068	,038	,040	,017
	Sig. (2-tailed)		,000	,056	,282	,262	,625
	N	800	800	800	800	800	800
R02	Pearson Correlation	,222**	1	-,797**	,461**	-,024	,034
	Sig. (2-tailed)	,000		,000	,000	,500	,332
	N	800	800	800	800	800	800
R03	Pearson Correlation	-,068	-,797**	1	-,304**	-,230**	-,068
	Sig. (2-tailed)	,056	,000		,000	,000	,053
	N	800	800	800	800	800	800
R04	Pearson Correlation	,038	,461**	-,304**	1	-,103**	-,002
	Sig. (2-tailed)	,282	,000	,000		,003	,949
	N	800	800	800	800	800	800
R05	Pearson Correlation	,040	-,024	-,230**	-,103**	1	,045
	Sig. (2-tailed)	,262	,500	,000	,003		,207
	N	800	800	800	800	800	800
R06	Pearson Correlation	,017	,034	-,068	-,002	,045	1
	Sig. (2-tailed)	,625	,332	,053	,949	,207	
	N	800	800	800	800	800	800
R07	Pearson Correlation	,046	,124**	-,066	,051	-,056	,028
	Sig. (2-tailed)	,190	,000	,063	,148	,115	,434
	N	800	800	800	800	800	800
R08	Pearson Correlation	,044	,130**	-,084*	,026	-,066	,022
	Sig. (2-tailed)	,210	,000	,018	,470	,063	,538
	N	800	800	800	800	800	800
R09	Pearson Correlation	-,007	-,078*	,143**	,021	-,010	,025
	Sig. (2-tailed)	,840	,027	,000	,548	,769	,484
	N	800	800	800	800	800	800
R10	Pearson Correlation	,068	,117**	-,070*	-,071*	,050	,051
	Sig. (2-tailed)	,056	,001	,049	,044	,157	,146
	N	800	800	800	800	800	800
R11	Pearson Correlation	-,053	-,097**	,058	-,131**	,049	-,075*
	Sig. (2-tailed)	,131	,006	,104	,000	,165	,034
	N	800	800	800	800	800	800
R12	Pearson Correlation	-,095**	-,257**	,289**	-,034	-,121**	-,098**
	Sig. (2-tailed)	,007	,000	,000	,336	,001	,006
	N	800	800	800	800	800	800
R13	Pearson Correlation	-,039	-,170**	,168**	-,128**	-,066	-,029
	Sig. (2-tailed)	,276	,000	,000	,000	,062	,418
	N	800	800	800	800	800	800
R14	Pearson Correlation	-,049	-,335**	,387**	-,214**	-,088*	-,111**
	Sig. (2-tailed)	,165	,000	,000	,000	,013	,002
	N	800	800	800	800	800	800
R15	Pearson Correlation	-,011	-,028	,044	,018	-,029	-,006
	Sig. (2-tailed)	,761	,422	,213	,607	,408	,871
	N	800	800	800	800	800	800
R16	Pearson Correlation	,032	,023	-,045	,040	-,004	-,002
	Sig. (2-tailed)	,369	,514	,204	,255	,906	,962
	N	800	800	800	800	800	800
R17	Pearson Correlation	,055	,126**	-,061	,053	-,083*	,031
	Sig. (2-tailed)	,119	,000	,083	,133	,019	,384
	N	800	800	800	800	800	800
R18	Pearson Correlation	,038	,099**	-,015	,060	-,034	,050
	Sig. (2-tailed)	,289	,005	,674	,092	,343	,161
	N	800	800	800	800	800	800

		R01	R02	R03	R04	R05	R06
R19	Pearson Correlation	,071*	,169**	-,042	,120**	-,028	,033
	Sig. (2-tailed)	,044	,000	,239	,001	,433	,356
	N	800	800	800	800	800	800
R20	Pearson Correlation	-,036	-,187**	,135**	-,306**	,155**	,029
	Sig. (2-tailed)	,306	,000	,000	,000	,000	,420
	N	800	800	800	800	800	800
R21	Pearson Correlation	,806**	,108**	-,063	-,017	,057	,008
	Sig. (2-tailed)	,000	,002	,073	,629	,105	,817
	N	800	800	800	800	800	800
R22	Pearson Correlation	,025	,005	,055	-,015	-,042	-,954**
	Sig. (2-tailed)	,488	,881	,123	,677	,235	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R23	Pearson Correlation	,019	-,090*	,036	-,127**	,011	,003
	Sig. (2-tailed)	,584	,011	,307	,000	,747	,938
	N	800	800	800	800	800	800
R24	Pearson Correlation	,204**	,203**	-,124**	,179**	-,112**	-,016
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,001	,660
	N	800	800	800	800	800	800
R25	Pearson Correlation	,208**	,367**	-,202**	,245**	-,099**	-,002
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,005	,957
	N	800	800	800	800	800	800
R26	Pearson Correlation	,181**	,385**	-,211**	,317**	-,081*	-,006
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,022	,864
	N	800	800	800	800	800	800
R27	Pearson Correlation	,196**	,176**	-,091**	,169**	-,084*	-,004
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,010	,000	,018	,914
	N	800	800	800	800	800	800
R28	Pearson Correlation	,050	,241**	-,086*	,169**	-,078*	,000
	Sig. (2-tailed)	,155	,000	,015	,000	,027	,995
	N	800	800	800	800	800	800
R29	Pearson Correlation	,124**	,144**	-,151**	,095**	-,035	-,063
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,007	,328	,076
	N	800	800	800	800	800	800
R30	Pearson Correlation	-,068	-,258**	,132**	-,278**	,077*	,004
	Sig. (2-tailed)	,056	,000	,000	,000	,029	,917
	N	800	800	800	800	800	800
R31	Pearson Correlation	,024	-,072*	,084*	-,075*	,000	,004
	Sig. (2-tailed)	,492	,041	,018	,035	,992	,907
	N	800	800	800	800	800	800
R32	Pearson Correlation	-,056	-,206**	,263**	-,079*	-,080*	-,009
	Sig. (2-tailed)	,111	,000	,000	,025	,023	,807
	N	800	800	800	800	800	800
R33	Pearson Correlation	,078*	,191**	-,071*	,208**	-,054	-,003
	Sig. (2-tailed)	,028	,000	,046	,000	,127	,924
	N	800	800	800	800	800	800

		R07	R08	R09	R10	R11	R12
R01	Pearson Correlation	,046	,044	-,007	,068	-,053	-,095**
	Sig. (2-tailed)	,190	,210	,840	,056	,131	,007
	N	800	800	800	800	800	800
R02	Pearson Correlation	,124**	,130**	-,078*	,117**	-,097**	-,257**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,027	,001	,006	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R03	Pearson Correlation	-,066	-,084*	,143**	-,070*	,058	,289**
	Sig. (2-tailed)	,063	,018	,000	,049	,104	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R04	Pearson Correlation	,051	,026	,021	-,071*	-,131**	-,034
	Sig. (2-tailed)	,148	,470	,548	,044	,000	,336
	N	800	800	800	800	800	800
R05	Pearson Correlation	-,056	-,066	-,010	,050	,049	-,121**
	Sig. (2-tailed)	,115	,063	,769	,157	,165	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R06	Pearson Correlation	,028	,022	,025	,051	-,075*	-,098**
	Sig. (2-tailed)	,434	,538	,484	,146	,034	,006
	N	800	800	800	800	800	800
R07	Pearson Correlation	1	,983**	,008	,171**	-,064	-,038
	Sig. (2-tailed)		,000	,826	,000	,069	,277
	N	800	800	800	800	800	800
R08	Pearson Correlation	,983**	1	-,099**	,226**	-,050	-,073*
	Sig. (2-tailed)	,000		,005	,000	,160	,039
	N	800	800	800	800	800	800
R09	Pearson Correlation	,008	-,099**	1	-,122**	,215**	,376**
	Sig. (2-tailed)	,826	,005		,001	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R10	Pearson Correlation	,171**	,226**	-,122**	1	,343**	,061
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,001		,000	,083
	N	800	800	800	800	800	800
R11	Pearson Correlation	-,064	-,050	,215**	,343**	1	,138**
	Sig. (2-tailed)	,069	,160	,000	,000		,000
	N	800	800	800	800	800	800
R12	Pearson Correlation	-,038	-,073*	,376**	,061	,138**	1
	Sig. (2-tailed)	,277	,039	,000	,083	,000	
	N	800	800	800	800	800	800
R13	Pearson Correlation	-,003	-,013	,158**	,069	,028	,508**
	Sig. (2-tailed)	,939	,719	,000	,051	,429	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R14	Pearson Correlation	,016	,009	,333**	,353**	,503**	,546**
	Sig. (2-tailed)	,648	,797	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R15	Pearson Correlation	-,002	-,008	,028	,008	,016	,052
	Sig. (2-tailed)	,956	,823	,423	,824	,651	,144
	N	800	800	800	800	800	800
R16	Pearson Correlation	,073*	,075*	-,025	,029	,005	-,067
	Sig. (2-tailed)	,040	,035	,487	,417	,878	,058
	N	800	800	800	800	800	800
R17	Pearson Correlation	,950**	,943**	,004	,214**	-,035	-,040
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,913	,000	,323	,258
	N	800	800	800	800	800	800
R18	Pearson Correlation	,884**	,858**	,123**	,321**	,016	,062
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,646	,078
	N	800	800	800	800	800	800

		R07	R08	R09	R10	R11	R12
R19	Pearson Correlation	,611**	,580**	,297**	,420**	,104**	,241**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,003	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R20	Pearson Correlation	-,076*	-,082*	,244**	,327**	,431**	,268**
	Sig. (2-tailed)	,033	,021	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R21	Pearson Correlation	-,003	,006	-,041	,027	-,029	-,049
	Sig. (2-tailed)	,927	,862	,250	,439	,411	,163
	N	800	800	800	800	800	800
R22	Pearson Correlation	-,029	-,017	-,047	-,024	,059	,067
	Sig. (2-tailed)	,419	,628	,185	,498	,097	,058
	N	800	800	800	800	800	800
R23	Pearson Correlation	-,086*	-,042	-,269**	-,143**	-,236**	-,187**
	Sig. (2-tailed)	,015	,235	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R24	Pearson Correlation	,301**	,306**	-,078*	,025	-,066	-,113**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,028	,472	,063	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R25	Pearson Correlation	,227**	,227**	-,051	,055	-,085*	-,169**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,149	,123	,017	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R26	Pearson Correlation	,221**	,220**	-,075*	,009	-,106**	-,309**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,033	,797	,003	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R27	Pearson Correlation	,027	,036	-,063	-,034	-,093**	-,147**
	Sig. (2-tailed)	,443	,314	,073	,331	,008	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R28	Pearson Correlation	,032	,023	,036	-,046	-,126**	-,012
	Sig. (2-tailed)	,360	,512	,304	,192	,000	,724
	N	800	800	800	800	800	800
R29	Pearson Correlation	,152**	,203**	-,263**	,126**	-,104**	-,146**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,003	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R30	Pearson Correlation	-,096**	-,089*	,008	,006	,051	,149**
	Sig. (2-tailed)	,007	,012	,825	,866	,147	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R31	Pearson Correlation	,037	,020	,124**	-,081*	,000	,129**
	Sig. (2-tailed)	,290	,574	,000	,021	,989	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R32	Pearson Correlation	-,042	-,088*	,359**	-,049	,100**	,707**
	Sig. (2-tailed)	,232	,013	,000	,162	,005	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R33	Pearson Correlation	,113**	,116**	-,067	,039	-,053	-,196**
	Sig. (2-tailed)	,001	,001	,059	,267	,137	,000
	N	800	800	800	800	800	800

		R13	R14	R15	R16	R17	R18
R01	Pearson Correlation	-,039	-,049	-,011	,032	,055	,038
	Sig. (2-tailed)	,276	,165	,761	,369	,119	,289
	N	800	800	800	800	800	800
R02	Pearson Correlation	-,170**	-,335**	-,028	,023	,126**	,099**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,422	,514	,000	,005
	N	800	800	800	800	800	800
R03	Pearson Correlation	,168**	,387**	,044	-,045	-,061	-,015
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,213	,204	,083	,674
	N	800	800	800	800	800	800
R04	Pearson Correlation	-,128**	-,214**	,018	,040	,053	,060
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,607	,255	,133	,092
	N	800	800	800	800	800	800
R05	Pearson Correlation	-,066	-,088*	-,029	-,004	-,083*	-,034
	Sig. (2-tailed)	,062	,013	,408	,906	,019	,343
	N	800	800	800	800	800	800
R06	Pearson Correlation	-,029	-,111**	-,006	-,002	,031	,050
	Sig. (2-tailed)	,418	,002	,871	,962	,384	,161
	N	800	800	800	800	800	800
R07	Pearson Correlation	-,003	,016	-,002	,073*	,950**	,884**
	Sig. (2-tailed)	,939	,648	,956	,040	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R08	Pearson Correlation	-,013	,009	-,008	,075*	,943**	,858**
	Sig. (2-tailed)	,719	,797	,823	,035	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R09	Pearson Correlation	,158**	,333**	,028	-,025	,004	,123**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,423	,487	,913	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R10	Pearson Correlation	,069	,353**	,008	,029	,214**	,321**
	Sig. (2-tailed)	,051	,000	,824	,417	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R11	Pearson Correlation	,028	,503**	,016	,005	-,035	,016
	Sig. (2-tailed)	,429	,000	,651	,878	,323	,646
	N	800	800	800	800	800	800
R12	Pearson Correlation	,508**	,546**	,052	-,067	-,040	,062
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,144	,058	,258	,078
	N	800	800	800	800	800	800
R13	Pearson Correlation	1	,318**	,018	-,030	-,021	,057
	Sig. (2-tailed)		,000	,613	,390	,547	,109
	N	800	800	800	800	800	800
R14	Pearson Correlation	,318**	1	,021	-,028	,048	,137**
	Sig. (2-tailed)	,000		,554	,422	,172	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R15	Pearson Correlation	,018	,021	1	-,004	-,004	,008
	Sig. (2-tailed)	,613	,554		,916	,906	,818
	N	800	800	800	800	800	800
R16	Pearson Correlation	-,030	-,028	-,004	1	,058	,040
	Sig. (2-tailed)	,390	,422	,916		,098	,254
	N	800	800	800	800	800	800
R17	Pearson Correlation	-,021	,048	-,004	,058	1	,922**
	Sig. (2-tailed)	,547	,172	,906	,098		,000
	N	800	800	800	800	800	800
R18	Pearson Correlation	,057	,137**	,008	,040	,922**	1
	Sig. (2-tailed)	,109	,000	,818	,254	,000	
	N	800	800	800	800	800	800

		R13	R14	R15	R16	R17	R18
R19	Pearson Correlation	,155**	,272**	,033	,016	,630**	,760**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,344	,658	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R20	Pearson Correlation	,154**	,444**	,030	-,045	-,120**	,088*
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,398	,203	,001	,013
	N	800	800	800	800	800	800
R21	Pearson Correlation	-,011	-,034	,053	,019	-,001	-,014
	Sig. (2-tailed)	,750	,341	,131	,590	,972	,687
	N	800	800	800	800	800	800
R22	Pearson Correlation	,017	,082*	,007	-,014	-,038	-,039
	Sig. (2-tailed)	,633	,021	,841	,701	,285	,276
	N	800	800	800	800	800	800
R23	Pearson Correlation	-,090*	-,238**	-,060	-,002	-,078*	-,122**
	Sig. (2-tailed)	,011	,000	,089	,964	,028	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R24	Pearson Correlation	-,050	-,131**	-,020	,145**	,223**	,096**
	Sig. (2-tailed)	,157	,000	,568	,000	,000	,007
	N	800	800	800	800	800	800
R25	Pearson Correlation	-,039	-,203**	-,002	,082*	,211**	,114**
	Sig. (2-tailed)	,273	,000	,962	,021	,000	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R26	Pearson Correlation	-,371**	-,332**	-,008	,085*	,212**	,124**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,825	,016	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R27	Pearson Correlation	-,125**	-,131**	-,017	,062	,043	-,025
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,638	,079	,228	,475
	N	800	800	800	800	800	800
R28	Pearson Correlation	-,006	-,098**	,006	,004	,031	,049
	Sig. (2-tailed)	,861	,005	,869	,904	,385	,169
	N	800	800	800	800	800	800
R29	Pearson Correlation	-,080*	-,041	-,057	,066	,143**	,069
	Sig. (2-tailed)	,024	,251	,107	,063	,000	,051
	N	800	800	800	800	800	800
R30	Pearson Correlation	,016	,161**	-,005	-,042	-,097**	-,050
	Sig. (2-tailed)	,660	,000	,893	,240	,006	,162
	N	800	800	800	800	800	800
R31	Pearson Correlation	,263**	,081*	-,007	,020	,008	,003
	Sig. (2-tailed)	,000	,023	,833	,565	,825	,931
	N	800	800	800	800	800	800
R32	Pearson Correlation	,386**	,329**	,077*	-,066	-,052	,035
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,029	,061	,143	,319
	N	800	800	800	800	800	800
R33	Pearson Correlation	-,099**	-,187**	,000	,052	,123**	,086*
	Sig. (2-tailed)	,005	,000	,996	,144	,000	,015
	N	800	800	800	800	800	800

		R19	R20	R21	R22	R23	R24
R01	Pearson Correlation	,071*	-,036	,806**	,025	,019	,204**
	Sig. (2-tailed)	,044	,306	,000	,488	,584	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R02	Pearson Correlation	,169**	-,187**	,108**	,005	-,090*	,203**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,002	,881	,011	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R03	Pearson Correlation	-,042	,135**	-,063	,055	,036	-,124**
	Sig. (2-tailed)	,239	,000	,073	,123	,307	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R04	Pearson Correlation	,120**	-,306**	-,017	-,015	-,127**	,179**
	Sig. (2-tailed)	,001	,000	,629	,677	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R05	Pearson Correlation	-,028	,155**	,057	-,042	,011	-,112**
	Sig. (2-tailed)	,433	,000	,105	,235	,747	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R06	Pearson Correlation	,033	,029	,008	-,954**	,003	-,016
	Sig. (2-tailed)	,356	,420	,817	,000	,938	,660
	N	800	800	800	800	800	800
R07	Pearson Correlation	,611**	-,076*	-,003	-,029	-,086*	,301**
	Sig. (2-tailed)	,000	,033	,927	,419	,015	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R08	Pearson Correlation	,580**	-,082*	,006	-,017	-,042	,306**
	Sig. (2-tailed)	,000	,021	,862	,628	,235	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R09	Pearson Correlation	,297**	,244**	-,041	-,047	-,269**	-,078*
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,250	,185	,000	,028
	N	800	800	800	800	800	800
R10	Pearson Correlation	,420**	,327**	,027	-,024	-,143**	,025
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,439	,498	,000	,472
	N	800	800	800	800	800	800
R11	Pearson Correlation	,104**	,431**	-,029	,059	-,236**	-,066
	Sig. (2-tailed)	,003	,000	,411	,097	,000	,063
	N	800	800	800	800	800	800
R12	Pearson Correlation	,241**	,268**	-,049	,067	-,187**	-,113**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,163	,058	,000	,001
	N	800	800	800	800	800	800
R13	Pearson Correlation	,155**	,154**	-,011	,017	-,090*	-,050
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,750	,633	,011	,157
	N	800	800	800	800	800	800
R14	Pearson Correlation	,272**	,444**	-,034	,082*	-,238**	-,131**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,341	,021	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R15	Pearson Correlation	,033	,030	,053	,007	-,060	-,020
	Sig. (2-tailed)	,344	,398	,131	,841	,089	,568
	N	800	800	800	800	800	800
R16	Pearson Correlation	,016	-,045	,019	-,014	-,002	,145**
	Sig. (2-tailed)	,658	,203	,590	,701	,964	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R17	Pearson Correlation	,630**	-,120**	-,001	-,038	-,078*	,223**
	Sig. (2-tailed)	,000	,001	,972	,285	,028	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R18	Pearson Correlation	,760**	,088*	-,014	-,039	-,122**	,096**
	Sig. (2-tailed)	,000	,013	,687	,276	,001	,007
	N	800	800	800	800	800	800

		R19	R20	R21	R22	R23	R24
R19	Pearson Correlation	1	,251**	,007	-,032	-,282**	,068
	Sig. (2-tailed)		,000	,847	,371	,000	,054
	N	800	800	800	800	800	800
R20	Pearson Correlation	,251**	1	-,011	,012	-,109**	-,272**
	Sig. (2-tailed)	,000		,760	,744	,002	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R21	Pearson Correlation	,007	-,011	1	-,011	,096**	,053
	Sig. (2-tailed)	,847	,760		,762	,007	,133
	N	800	800	800	800	800	800
R22	Pearson Correlation	-,032	,012	-,011	1	,030	,003
	Sig. (2-tailed)	,371	,744	,762		,390	,936
	N	800	800	800	800	800	800
R23	Pearson Correlation	-,282**	-,109**	,096**	,030	1	-,002
	Sig. (2-tailed)	,000	,002	,007	,390		,955
	N	800	800	800	800	800	800
R24	Pearson Correlation	,068	-,272**	,053	,003	-,002	1
	Sig. (2-tailed)	,054	,000	,133	,936	,955	
	N	800	800	800	800	800	800
R25	Pearson Correlation	,147**	-,235**	,056	,014	-,009	,611**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,111	,692	,809	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R26	Pearson Correlation	,098**	-,270**	,039	,028	-,015	,521**
	Sig. (2-tailed)	,005	,000	,272	,421	,681	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R27	Pearson Correlation	-,002	-,220**	,139**	-,008	,051	,430**
	Sig. (2-tailed)	,964	,000	,000	,817	,148	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R28	Pearson Correlation	,098**	-,117**	,026	,005	,008	,079*
	Sig. (2-tailed)	,005	,001	,455	,877	,815	,026
	N	800	800	800	800	800	800
R29	Pearson Correlation	,040	-,156**	,117**	,094**	,507**	,358**
	Sig. (2-tailed)	,259	,000	,001	,008	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R30	Pearson Correlation	-,055	,196**	-,016	-,017	-,016	-,365**
	Sig. (2-tailed)	,118	,000	,651	,631	,646	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R31	Pearson Correlation	,020	,028	,010	-,021	-,151**	,030
	Sig. (2-tailed)	,581	,426	,788	,557	,000	,392
	N	800	800	800	800	800	800
R32	Pearson Correlation	,197**	,258**	-,029	-,025	-,286**	-,161**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,408	,487	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R33	Pearson Correlation	,079*	-,165**	,012	,021	,072*	,311**
	Sig. (2-tailed)	,025	,000	,735	,545	,041	,000
	N	800	800	800	800	800	800

		R25	R26	R27	R28	R29	R30
R01	Pearson Correlation	,208**	,181**	,196**	,050	,124**	-,068
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,155	,000	,056
	N	800	800	800	800	800	800
R02	Pearson Correlation	,367**	,385**	,176**	,241**	,144**	-,258**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R03	Pearson Correlation	-,202**	-,211**	-,091**	-,086*	-,151**	,132**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,010	,015	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R04	Pearson Correlation	,245**	,317**	,169**	,169**	,095**	-,278**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,007	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R05	Pearson Correlation	-,099**	-,081*	-,084*	-,078*	-,035	,077*
	Sig. (2-tailed)	,005	,022	,018	,027	,328	,029
	N	800	800	800	800	800	800
R06	Pearson Correlation	-,002	-,006	-,004	,000	-,063	,004
	Sig. (2-tailed)	,957	,864	,914	,995	,076	,917
	N	800	800	800	800	800	800
R07	Pearson Correlation	,227**	,221**	,027	,032	,152**	-,096**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,443	,360	,000	,007
	N	800	800	800	800	800	800
R08	Pearson Correlation	,227**	,220**	,036	,023	,203**	-,089*
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,314	,512	,000	,012
	N	800	800	800	800	800	800
R09	Pearson Correlation	-,051	-,075*	-,063	,036	-,263**	,008
	Sig. (2-tailed)	,149	,033	,073	,304	,000	,825
	N	800	800	800	800	800	800
R10	Pearson Correlation	,055	,009	-,034	-,046	,126**	,006
	Sig. (2-tailed)	,123	,797	,331	,192	,000	,866
	N	800	800	800	800	800	800
R11	Pearson Correlation	-,085*	-,106**	-,093**	-,126**	-,104**	,051
	Sig. (2-tailed)	,017	,003	,008	,000	,003	,147
	N	800	800	800	800	800	800
R12	Pearson Correlation	-,169**	-,309**	-,147**	-,012	-,146**	,149**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,724	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R13	Pearson Correlation	-,039	-,371**	-,125**	-,006	-,080*	,016
	Sig. (2-tailed)	,273	,000	,000	,861	,024	,660
	N	800	800	800	800	800	800
R14	Pearson Correlation	-,203**	-,332**	-,131**	-,098**	-,041	,161**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,005	,251	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R15	Pearson Correlation	-,002	-,008	-,017	,006	-,057	-,005
	Sig. (2-tailed)	,962	,825	,638	,869	,107	,893
	N	800	800	800	800	800	800
R16	Pearson Correlation	,082*	,085*	,062	,004	,066	-,042
	Sig. (2-tailed)	,021	,016	,079	,904	,063	,240
	N	800	800	800	800	800	800
R17	Pearson Correlation	,211**	,212**	,043	,031	,143**	-,097**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,228	,385	,000	,006
	N	800	800	800	800	800	800
R18	Pearson Correlation	,114**	,124**	-,025	,049	,069	-,050
	Sig. (2-tailed)	,001	,000	,475	,169	,051	,162
	N	800	800	800	800	800	800

		R25	R26	R27	R28	R29	R30
R19	Pearson Correlation	,147**	,098**	-,002	,098**	,040	-,055
	Sig. (2-tailed)	,000	,005	,964	,005	,259	,118
	N	800	800	800	800	800	800
R20	Pearson Correlation	-,235**	-,270**	-,220**	-,117**	-,156**	,196**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,001	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R21	Pearson Correlation	,056	,039	,139**	,026	,117**	-,016
	Sig. (2-tailed)	,111	,272	,000	,455	,001	,651
	N	800	800	800	800	800	800
R22	Pearson Correlation	,014	,028	-,008	,005	,094**	-,017
	Sig. (2-tailed)	,692	,421	,817	,877	,008	,631
	N	800	800	800	800	800	800
R23	Pearson Correlation	-,009	-,015	,051	,008	,507**	-,016
	Sig. (2-tailed)	,809	,681	,148	,815	,000	,646
	N	800	800	800	800	800	800
R24	Pearson Correlation	,611**	,521**	,430**	,079*	,358**	-,365**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,026	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R25	Pearson Correlation	1	,833**	,362**	,219**	,286**	-,713**
	Sig. (2-tailed)		,000	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R26	Pearson Correlation	,833**	1	,337**	,224**	,244**	-,648**
	Sig. (2-tailed)	,000		,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R27	Pearson Correlation	,362**	,337**	1	,085*	,157**	-,208**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000		,016	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R28	Pearson Correlation	,219**	,224**	,085*	1	,074*	-,185**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,016		,036	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R29	Pearson Correlation	,286**	,244**	,157**	,074*	1	-,183**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,036		,000
	N	800	800	800	800	800	800
R30	Pearson Correlation	-,713**	-,648**	-,208**	-,185**	-,183**	1
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	800	800	800	800	800	800
R31	Pearson Correlation	-,080*	-,189**	,000	-,027	-,215**	,141**
	Sig. (2-tailed)	,024	,000	,997	,454	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R32	Pearson Correlation	-,248**	-,334**	-,146**	-,027	-,428**	,318**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,443	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800
R33	Pearson Correlation	,606**	,642**	,210**	,176**	,208**	-,768**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	800	800	800	800	800	800

ANNEXE 2: RESULTATS DE L'ANALYSE DISCRIMINANTE (SPSS)

Résultats de l'analyse discriminante un an avant la défaillance (2008)

Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	2,542 ^a	100,0	100,0	,847

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	,282	997,765	18	,000

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées

	Fonction
	1
R02	,278
R03	,224
R04	,319
R05	,094
R08	-,904
R12	-,128
R13	,251

R17	1,999
R18	-1,735
R19	,802
R20	-,881
R23	-,608
R24	,232
R25	-,496
R26	,282
R27	,133
R29	,282
R33	,190

**Coefficients des fonctions de
classement**

	Y	
	0	1
R02	,215	,192
R03	,264	,243
R04	,065	,023
R05	,278	,264
R08	,069	1,074
R12	1,257	1,723
R13	,262	-,043
R17	,034	-,002
R18	-,065	-,013
R19	,020	-,038
R20	-,020	,145
R23	-,309	1,985
R24	,116	-,015
R25	-,215	-,023
R26	-,019	-,124
R27	,007	-1,032E-5
R29	,123	,078
R33	,001	-,013
(Constante)	-22,173	-22,394

**Coefficients des fonctions de
classement**

	Y	
	0	1
R02	,215	,192
R03	,264	,243
R04	,065	,023
R05	,278	,264
R08	,069	1,074
R12	1,257	1,723
R13	,262	-,043
R17	,034	-,002
R18	-,065	-,013
R19	,020	-,038
R20	-,020	,145
R23	-,309	1,985
R24	,116	-,015
R25	-,215	-,023
R26	-,019	-,124
R27	,007	-1,032E-5
R29	,123	,078
R33	,001	-,013
(Constante)	-22,173	-22,394

Fonctions discriminantes linéaires de
Fisher

Résultats du classement^{b,c}

			Classe(s) d'affectation prévue(s)		
			0	1	Total
Original	Effectif	0	376	24	400
		1	9	391	400
	%	0	94,0	6,0	100,0
		1	2,2	97,8	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	0	372	28	400

	1	9	391	400
%	0	93,0	7,0	100,0
	1	2,2	97,8	100,0

a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse.

Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.

b. 95,9% des observations originales classées correctement.

c. 95,4% des observations validées-croisées classées correctement.

Résultats de l'analyse discriminante deux ans avant la défaillance (2007)

Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,177 ^a	100,0	100,0	,388

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	,850	129,830	4	,000

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées

	Fonction
	1

R03	,278
R04	,621
R10	-,344
R26	,716

**Coefficients des fonctions de
classement**

	Y	
	0	1
R03	,097	,089
R04	,161	,136
R10	,033	,039
R26	,048	-,027
(Constante)	-5,161	-4,608

Fonctions discriminantes linéaires de
Fisher

Résultats du classement^{b,c}

			Classe(s) d'affectation prévue(s)		
			0	1	Total
Original	Effectif	0	266	134	400
		1	148	252	400
	%	0	66,5	33,5	100,0
		1	37,0	63,0	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	0	264	136	400
		1	148	252	400
	%	0	66,0	34,0	100,0
		1	37,0	63,0	100,0

- a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse. Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.
- b. 64,8% des observations originales classées correctement.
- c. 64,5% des observations validées-croisées classées correctement.

Résultats de l'analyse discriminante trois ans avant la défaillance (2006)

Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,075 ^a	100,0	100,0	,263

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	,931	57,263	4	,000

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées

	Fonction
	1
R04	,776

R05	-,291
R10	-,416
R25	,359

**Coefficients des
fonctions
discriminantes
canoniques
standardisées**

	Fonction
	1
R04	,776
R05	-,291
R10	-,416
R25	,359

**Coefficients des fonctions de
classement**

	Y	
	0	1
R04	,051	,030
R05	,108	,115
R10	,028	,033
R25	,051	,028
(Constante)	-5,664	-5,805

Fonctions discriminantes linéaires de
Fisher

Résultats du classement^{b,c}

		Classe(s) d'affectation prévue(s)		
		0	1	Total
Original	Effectif	0	0	0
	0	245	155	400

		1	171	229	400
	%	0	61,2	38,8	100,0
		1	42,8	57,2	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	0	245	155	400
		1	173	227	400
	%	0	61,2	38,8	100,0
		1	43,2	56,8	100,0

a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse.

Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.

b. 59,3% des observations originales classées correctement.

c. 59,0% des observations validées-croisées classées correctement.

ANNEXE 3: RESULTATS DE LA REGRESSION LOGISTIQUE (SPSS)

Les résultats de la régression logistique deux ans avant la défaillance (2008)

Tests de spécification du modèle

		Khi-deux	ddl	Signif.
Etape 1	Etape	538,521	1	,000
	Bloc	538,521	1	,000
	Modèle	538,521	1	,000
Etape 2	Etape	95,701	1	,000
	Bloc	634,222	2	,000
	Modèle	634,222	2	,000
Etape 3	Etape	93,112	1	,000
	Bloc	727,334	3	,000
	Modèle	727,334	3	,000
Etape 4	Etape	123,842	1	,000
	Bloc	851,176	4	,000
	Modèle	851,176	4	,000
Etape 5	Etape	42,264	1	,000
	Bloc	893,439	5	,000
	Modèle	893,439	5	,000
Etape 6	Etape	53,942	1	,000
	Bloc	947,381	6	,000
	Modèle	947,381	6	,000
Etape 7	Etape	24,470	1	,000
	Bloc	971,851	7	,000
	Modèle	971,851	7	,000
Etape 8	Etape	8,896	1	,003
	Bloc	980,747	8	,000
	Modèle	980,747	8	,000
Etape 9	Etape	6,408	1	,011
	Bloc	987,156	9	,000

Tests de spécification du modèle

		Khi-deux	ddl	Signif.
Etape 1	Etape	538,521	1	,000
	Bloc	538,521	1	,000
	Modèle	538,521	1	,000
Etape 2	Etape	95,701	1	,000
	Bloc	634,222	2	,000
	Modèle	634,222	2	,000
Etape 3	Etape	93,112	1	,000
	Bloc	727,334	3	,000
	Modèle	727,334	3	,000
Etape 4	Etape	123,842	1	,000
	Bloc	851,176	4	,000
	Modèle	851,176	4	,000
Etape 5	Etape	42,264	1	,000
	Bloc	893,439	5	,000
	Modèle	893,439	5	,000
Etape 6	Etape	53,942	1	,000
	Bloc	947,381	6	,000
	Modèle	947,381	6	,000
Etape 7	Etape	24,470	1	,000
	Bloc	971,851	7	,000
	Modèle	971,851	7	,000
Etape 8	Etape	8,896	1	,003
	Bloc	980,747	8	,000
	Modèle	980,747	8	,000
Etape 9	Etape	6,408	1	,011
	Bloc	987,156	9	,000
	Modèle	987,156	9	,000

Récapitulatif du modèle

Etape	-2log- vraisemblance	R-deux de Cox & Snell	R-deux de Nagelkerke

1	570,515 ^a	,490	,653
2	474,814 ^a	,547	,730
3	381,701 ^b	,597	,796
4	257,860 ^c	,655	,873
5	215,596 ^d	,673	,897
6	161,654 ^e	,694	,925
7	137,185 ^e	,703	,938
8	128,288 ^e	,707	,942
9	121,880 ^e	,709	,945

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 6 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

b. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 7 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

c. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 8 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

d. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 9 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

e. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 10 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Test de Hosmer-Lemeshow

Etape	Khi-deux	ddl	Signif.
1	342,192	5	,000
2	412,298	8	,000
3	427,562	8	,000
4	121,980	8	,000
5	235,275	8	,000
6	55,232	8	,000
7	10,775	8	,215
8	12,258	8	,140
9	12,368	8	,136

Tableau de classement^a

Observé			Prévu		
			Y		
			0	1	Pourcentage correct
Etape 1	Y	0	368	32	92,0
		1	38	362	90,5
		Pourcentage global			91,2
Etape 2	Y	0	371	29	92,8
		1	25	375	93,8
		Pourcentage global			93,2
Etape 3	Y	0	373	27	93,2
		1	8	392	98,0
		Pourcentage global			95,6
Etape 4	Y	0	381	19	95,2
		1	6	394	98,5
		Pourcentage global			96,9
Etape 5	Y	0	384	16	96,0
		1	3	397	99,2
		Pourcentage global			97,6
Etape 6	Y	0	384	16	96,0
		1	7	393	98,2
		Pourcentage global			97,1
Etape 7	Y	0	385	15	96,2
		1	5	395	98,8
		Pourcentage global			97,5
Etape 8	Y	0	385	15	96,2
		1	6	394	98,5
		Pourcentage global			97,4
Etape 9	Y	0	388	12	97,0
		1	4	396	99,0
		Pourcentage global			98,0

Tableau de classement^a

Observé			Prévu		
			Y		
			0	1	Pourcentage correct
Etape 1	Y	0	368	32	92,0
		1	38	362	90,5
		Pourcentage global			91,2
Etape 2	Y	0	371	29	92,8
		1	25	375	93,8
		Pourcentage global			93,2
Etape 3	Y	0	373	27	93,2
		1	8	392	98,0
		Pourcentage global			95,6
Etape 4	Y	0	381	19	95,2
		1	6	394	98,5
		Pourcentage global			96,9
Etape 5	Y	0	384	16	96,0
		1	3	397	99,2
		Pourcentage global			97,6
Etape 6	Y	0	384	16	96,0
		1	7	393	98,2
		Pourcentage global			97,1
Etape 7	Y	0	385	15	96,2
		1	5	395	98,8
		Pourcentage global			97,5
Etape 8	Y	0	385	15	96,2
		1	6	394	98,5
		Pourcentage global			97,4
Etape 9	Y	0	388	12	97,0
		1	4	396	99,0
		Pourcentage global			98,0

a. La valeur de césure est ,500

Variables dans l'équation

		B	E.S.	Wald	ddl	Signif.	Exp(B)
Etape 1 ^a	R20	,133	,008	246,513	1	,000	1,142
	Constante	-2,085	,156	179,041	1	,000	,124
Etape 2 ^b	R20	,136	,009	238,853	1	,000	1,146
	R23	1,452	,184	62,436	1	,000	4,273
	Constante	-3,768	,287	172,953	1	,000	,023
Etape 3 ^c	R20	,130	,009	209,732	1	,000	1,139
	R23	3,948	,451	76,576	1	,000	51,840
	R29	-,100	,013	59,881	1	,000	,905
	Constante	-2,715	,324	70,333	1	,000	,066
Etape 4 ^d	R17	-,090	,012	59,923	1	,000	,914
	R20	,122	,011	133,584	1	,000	1,129
	R23	3,593	,492	53,272	1	,000	36,326
	R29	-,094	,014	42,292	1	,000	,910
	Constante	-1,983	,400	24,534	1	,000	,138
Etape 5 ^e	R17	-,130	,016	67,651	1	,000	,878
	R18	,039	,007	31,305	1	,000	1,040
	R20	,110	,012	87,781	1	,000	1,116
	R23	4,042	,561	51,834	1	,000	56,958
	R29	-,113	,017	42,240	1	,000	,893
	Constante	-1,914	,430	19,856	1	,000	,147
Etape 6 ^f	R04	-,078	,013	36,112	1	,000	,925
	R17	-,155	,020	58,775	1	,000	,857
	R18	,066	,010	45,668	1	,000	1,068
	R20	,082	,012	49,458	1	,000	1,086
	R23	4,575	,700	42,744	1	,000	97,051
	R29	-,117	,021	30,407	1	,000	,890
	Constante	-,188	,544	,120	1	,729	,828
Etape 7 ^g	R04	-,083	,014	34,179	1	,000	,921
	R17	-,172	,023	54,173	1	,000	,842
	R18	,089	,013	50,925	1	,000	1,094
	R19	-,038	,008	21,826	1	,000	,963
	R20	,093	,013	51,021	1	,000	1,097
	R23	3,880	,724	28,699	1	,000	48,404

	R29	-,101	,023	19,114	1	,000	,904
	Constante	,292	,621	,221	1	,638	1,339
Etape 8 ^h	R04	-,088	,015	35,595	1	,000	,915
	R17	-,181	,025	51,239	1	,000	,835
	R18	,094	,013	50,339	1	,000	1,098
	R19	-,038	,008	22,311	1	,000	,963
	R20	,096	,013	51,215	1	,000	1,100
	R21	-,024	,007	11,751	1	,001	,976
	R23	4,492	,781	33,121	1	,000	89,291
	R29	-,113	,025	20,862	1	,000	,893
	Constante	,427	,629	,461	1	,497	1,532
Etape 9 ⁱ	R01	-,224	,079	8,106	1	,004	,800
	R04	-,091	,015	35,343	1	,000	,913
	R17	-,179	,026	48,677	1	,000	,836
	R18	,098	,014	51,622	1	,000	1,103
	R19	-,039	,008	22,350	1	,000	,962
	R20	,102	,014	51,192	1	,000	1,108
	R21	-,021	,007	7,899	1	,005	,979
	R23	4,589	,805	32,491	1	,000	98,430
	R29	-,114	,025	20,418	1	,000	,893
	Constante	,696	,662	1,104	1	,293	2,005

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : R20.

b. Variable(s) entrées à l'étape 2 : R23.

c. Variable(s) entrées à l'étape 3 : R29.

d. Variable(s) entrées à l'étape 4 : R17.

e. Variable(s) entrées à l'étape 5 : R18.

f. Variable(s) entrées à l'étape 6 : R04.

g. Variable(s) entrées à l'étape 7 : R19.

h. Variable(s) entrées à l'étape 8 : R21.

i. Variable(s) entrées à l'étape 9 : R01.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
R02	,007
R03	,007
R04	,013
R05	,005
R08	-,315
R12	-,146
R13	,096
R17	,011
R18	-,016
R19	,018
R20	-,052
R23	-,720
R24	,041
R25	-,060
R26	,033
R27	,002
R29	,014
R33	,005
(Constant)	,069

Unstandardized coefficients

Canonical Discriminant Function Coefficients 2006

	Function
	1
R04	,038
R05	-,013
R10	-,009
R25	,041
(Constant)	,259

Unstandardized coefficients

Les résultats de la régression logistique deux ans avant la défaillance (2007)

Tests de spécification du modèle

		Khi-deux	ddl	Signif.
Etape 1	Etape	122,143	1	,000
	Bloc	122,143	1	,000
	Modèle	122,143	1	,000

Etape 2	Etape	28,217	1	,000
	Bloc	150,360	2	,000
	Modèle	150,360	2	,000
Etape 3	Etape	20,417	1	,000
	Bloc	170,777	3	,000
	Modèle	170,777	3	,000
Etape 4	Etape	5,207	1	,022
	Bloc	175,984	4	,000
	Modèle	175,984	4	,000

Récapitulatif du modèle

Etape	-2log- vraisemblance	R-deux de Cox & Snell	R-deux de Nagelkerke
1	986,893 ^a	,142	,189
2	958,675 ^a	,171	,228
3	938,258 ^a	,192	,256
4	933,052 ^a	,197	,263

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 5 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Test de Hosmer-Lemeshow

Etape	Khi-deux	ddl	Signif.
1	3,604	8	,891
2	7,209	8	,514
3	5,557	8	,697
4	5,304	8	,725

Tableau de contingence pour le test de Hosmer-Lemeshow

		Y = 0		Y = 1		Total
		Observé	Théorique	Observé	Théorique	
Etape 1	1	64	66,382	16	13,618	80
	2	57	53,976	23	26,024	80

	3	52	48,022	28	31,978	80
	4	43	43,596	37	36,404	80
	5	41	40,579	39	39,421	80
	6	34	38,317	46	41,683	80
	7	35	36,568	45	43,432	80
	8	33	34,451	47	45,549	80
	9	31	27,824	49	52,176	80
	10	10	10,284	70	69,716	80
Etape 2	1	71	69,672	9	10,328	80
	2	57	57,636	23	22,364	80
	3	46	50,345	34	29,655	80
	4	40	44,947	40	35,053	80
	5	47	40,730	33	39,270	80
	6	44	37,171	36	42,829	80
	7	33	33,900	47	46,100	80
	8	28	30,457	52	49,543	80
	9	24	25,025	56	54,975	80
	10	10	10,115	70	69,885	80
Etape 3	1	74	70,608	6	9,392	80
	2	56	58,752	24	21,248	80
	3	51	51,136	29	28,864	80
	4	45	45,936	35	34,064	80
	5	38	41,604	42	38,396	80
	6	35	37,883	45	42,117	80
	7	38	34,298	42	45,702	80
	8	34	29,091	46	50,909	80
	9	23	22,676	57	57,324	80
	10	6	8,015	74	71,985	80
Etape 4	1	74	71,385	6	8,615	80
	2	58	59,121	22	20,879	80
	3	47	51,284	33	28,716	80
	4	48	45,773	32	34,227	80
	5	37	41,341	43	38,659	80
	6	37	37,604	43	42,396	80
	7	38	33,935	42	46,065	80

8	33	29,189	47	50,811	80
9	22	22,538	58	57,462	80
10	6	7,829	74	72,171	80

Tableau de classement^a

Observé			Prévu		
			Y		
			0	1	Pourcentage correct
Etape 1	Y	0	246	154	61,5
		1	132	268	67,0
		Pourcentage global			64,2
Etape 2	Y	0	247	153	61,8
		1	126	274	68,5
		Pourcentage global			65,1
Etape 3	Y	0	260	140	65,0
		1	133	267	66,8
		Pourcentage global			65,9
Etape 4	Y	0	260	140	65,0
		1	128	272	68,0
		Pourcentage global			66,5

a. La valeur de césure est ,500

Variables dans l'équation^e

		B	E.S.	Wald	ddl	Signif.	Exp(B)
Etape 1 ^a	R26	-,159	,018	74,071	1	,000	,853
	Constante	,237	,082	8,413	1	,004	1,268
Etape 2 ^b	R04	-,023	,005	25,997	1	,000	,977
	R26	-,142	,018	60,469	1	,000	,867
	Constante	,810	,142	32,743	1	,000	2,249
Etape 3 ^c	R04	-,022	,005	23,882	1	,000	,978
	R10	,009	,002	18,471	1	,000	1,009
	R26	-,151	,019	62,385	1	,000	,860

Etape 4 ^d	Constante	,287	,183	2,477	1	,116	1,333
	R04	-,018	,005	12,156	1	,000	,982
	R07	-,151	,101	2,250	1	,134	,860
	R10	,009	,002	20,122	1	,000	1,009
	R26	-,157	,020	63,684	1	,000	,855
	Constante	,378	,201	3,551	1	,060	1,460

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : R26.

b. Variable(s) entrées à l'étape 2 : R04.

c. Variable(s) entrées à l'étape 3 : R10.

d. Variable(s) entrées à l'étape 4 : R07.

e. La procédure pas à pas a été interrompue car la suppression de la variable la moins significative génère un modèle précédemment ajusté.

Résultats de la régression logistique trois ans avant la défaillance (2006)

Variables dans l'équation

	B	E.S.	Wald	ddl	Signif.	Exp(B)	
Etape 1 ^a	R04	-,021	,004	30,793	1	,000	,979
	Constante	,571	,125	20,736	1	,000	1,770
Etape 2 ^b	R04	-,021	,004	30,383	1	,000	,979
	R10	,006	,002	11,931	1	,001	1,006
	Constante	,200	,163	1,511	1	,219	1,221
Etape 3 ^c	R04	-,020	,004	26,219	1	,000	,980
	R10	,006	,002	10,137	1	,001	1,006
	R25	-,032	,011	7,907	1	,005	,968
	Constante	,268	,168	2,537	1	,111	1,308
Etape 4 ^d	R04	-,017	,004	16,227	1	,000	,983
	R10	,007	,002	13,399	1	,000	1,007
	R18	-,002	,001	4,545	1	,033	,998
	R25	-,041	,012	11,202	1	,001	,960
	Constante	,202	,171	1,398	1	,237	1,223
Etape 5 ^e	R04	-,015	,004	12,513	1	,000	,985
	R10	,006	,002	8,521	1	,004	1,006

	R18	-,006	,002	13,772	1	,000	,994
	R19	,007	,002	10,548	1	,001	1,008
	R25	-,040	,012	10,821	1	,001	,961
	Constante	,264	,172	2,346	1	,126	1,302
Etape 6 ^f	R04	-,014	,004	11,562	1	,001	,986
	R10	,006	,002	9,293	1	,002	1,006
	R18	-,006	,002	14,496	1	,000	,994
	R19	,007	,002	8,646	1	,003	1,007
	R25	-,063	,017	13,622	1	,000	,939
	R33	,007	,004	3,458	1	,063	1,007
	Constante	,294	,173	2,874	1	,090	1,342

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : R04.

b. Variable(s) entrées à l'étape 2 : R10.

c. Variable(s) entrées à l'étape 3 : R25.

d. Variable(s) entrées à l'étape 4 : R18.

e. Variable(s) entrées à l'étape 5 : R19.

f. Variable(s) entrées à l'étape 6 : R33.

Tableau de classement^a

Observé			Prévu		
			Y		
			0	1	Pourcentage correct
Etape 1	Y	0	209	191	52,2
		1	153	247	61,8
		Pourcentage global			57,0
Etape 2	Y	0	227	173	56,8
		1	166	234	58,5
		Pourcentage global			57,6
Etape 3	Y	0	233	167	58,2
		1	165	235	58,8
		Pourcentage global			58,5
Etape 4	Y	0	239	161	59,8
		1	172	228	57,0

		Pourcentage global			58,4
Etape 5	Y	0	230	170	57,5
		1	147	253	63,2
		Pourcentage global			60,4
Etape 6	Y	0	232	168	58,0
		1	148	252	63,0
		Pourcentage global			60,5

a. La valeur de césure est ,500

Récapitulatif du modèle

Etape	-2log- vraisemblance	R-deux de Cox & Snell	R-deux de Nagelkerke
1	1074,909 ^a	,042	,056
2	1062,262 ^a	,057	,076
3	1052,754 ^b	,068	,091
4	1047,700 ^b	,074	,098
5	1036,458 ^b	,087	,116
6	1031,795 ^b	,092	,123

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 3 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

b. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 4 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Tests de spécification du modèle

		Khi-deux	ddl	Signif.
Etape 1	Etape	34,127	1	,000
	Bloc	34,127	1	,000
	Modèle	34,127	1	,000
Etape 2	Etape	12,647	1	,000
	Bloc	46,773	2	,000
	Modèle	46,773	2	,000
Etape 3	Etape	9,509	1	,002
	Bloc	56,282	3	,000
	Modèle	56,282	3	,000

Etape 4	Etape	5,054	1	,025
	Bloc	61,336	4	,000
	Modèle	61,336	4	,000
Etape 5	Etape	11,242	1	,001
	Bloc	72,578	5	,000
	Modèle	72,578	5	,000
Etape 6	Etape	4,663	1	,031
	Bloc	77,241	6	,000
	Modèle	77,241	6	,000

ANNEXE 4: RESULTATS DE L'ANALYSE DISCRIMINANTE PLS

Résultats de l'analyse discriminante PLS un an avant la défaillance(2008)

Parameters	
Required axes	6
Redundancy cut value	0,0250

Results

Classifier performances

Error rate			0,0350			
Values prediction			Confusion matrix			
Value	Recall	1-Precision	S	D	Sum	
S	0,9425	0,0131	S	377	23	400
D	0,9875	0,0550	D	5	395	400
			Sum	382	418	800

Classifier characteristics

Data description

Target attribute	Z (2 values)
# descriptors	33

Number of PLS axis used = 6

Classification functions

Attribute	S	D	VIP
R01	0,001740	-0,001740	0,4130
R02	0,001044	-0,001044	1,1266
R03	0,000607	-0,000607	0,7746
R04	0,002264	-0,002264	1,6604
R05	0,000956	-0,000956	0,6581
R06	-0,004374	0,004374	0,2769
R07	-0,007315	0,007315	0,8262
R08	-0,013257	0,013257	0,8681
R09	0,000233	-0,000233	0,5561

R10	-0,000046	0,000046	0,7386
R11	0,000496	-0,000496	0,7431
R12	-0,019742	0,019742	0,8353
R13	0,009304	-0,009304	0,5917
R14	0,000110	-0,000110	0,9858
R15	-0,000001	0,000001	0,1063
R16	0,000196	-0,000196	0,2900
R17	0,000395	-0,000395	0,8810
R18	-0,000925	0,000925	0,8378
R19	0,002886	-0,002886	0,7531
R20	-0,015092	0,015092	2,7433
R21	-0,000036	0,000036	0,2465
R22	-0,001922	0,001922	0,3140
R23	-0,169707	0,169707	1,4851
R24	0,004285	-0,004285	1,1775
R25	-0,004962	0,004962	1,3493
R26	0,001906	-0,001906	1,3783
R27	0,000432	-0,000432	0,9647
R28	0,000001	-0,000001	0,5940
R29	0,003559	-0,003559	0,8469
R30	0,000227	-0,000227	1,1261
R31	0,002173	-0,002173	0,5864
R32	-0,001029	0,001029	0,9663
R33	0,001302	-0,001302	1,0706
constant	0,533051	0,466949	-

Résultats de l'analyse discriminante PLS deux ans avant la défaillance(2007)

Supervised Learning 1 (PLS-DA)	
Parameters	
Parameters	
Required axes	2
Redundancy cut value	0,0250

Results

Classifier performances

Error rate			0,3287			
Values prediction			Confusion matrix			
Value	Recall	1-Precision	S	D	Sum	
S	0,6850	0,3333	S	274	126	400
D	0,6575	0,3239	D	137	263	400
			Sum	411	389	800

Classifier characteristics

Data description

Target attribute	Z (2 values)
# descriptors	33

Number of PLS axis used = 2

Classification functions

Attribute	S	D	VIP
R01	0,001573	-0,001573	0,4693
R02	0,000488	-0,000488	1,3036
R03	0,000168	-0,000168	1,0841
R04	0,002159	-0,002159	1,7454
R05	-0,000738	0,000738	0,4863
R06	0,021384	-0,021384	0,5073
R07	0,012272	-0,012272	0,7755
R08	0,008576	-0,008576	0,7344
R09	0,000104	-0,000104	0,5728
R10	-0,000990	0,000990	1,3525

R11	-0,000450	0,000450	0,8065
R12	0,009391	-0,009391	0,7284
R13	0,005583	-0,005583	0,6850
R14	-0,000118	0,000118	1,0096
R15	0,000006	-0,000006	0,3017
R16	0,000032	-0,000032	0,3454
R17	0,004083	-0,004083	1,7248
R18	0,000032	-0,000032	0,4537
R19	-0,000174	0,000174	0,4990
R20	-0,000898	0,000898	0,7390
R21	-0,001049	0,001049	0,5871
R22	0,000009	-0,000009	0,3671
R23	0,013854	-0,013854	0,6937
R24	-0,018562	0,018562	0,8605
R25	0,005472	-0,005472	1,9736
R26	0,005889	-0,005889	2,0482
R27	0,000495	-0,000495	0,7861
R28	0,000042	-0,000042	0,9006
R29	0,000259	-0,000259	0,7763
R30	-0,000095	0,000095	1,1232
R31	0,004620	-0,004620	1,0064
R32	0,002571	-0,002571	0,8810
R33	-0,000055	0,000055	1,1564
constant	0,479070	0,520930	-

Résultats de l'analyse discriminante PLS trois ans avant la défaillance (2006)

Supervised Learning 1 (PLS-DA)	
Parameters	
Parameters	
Required axes	6
Redundancy cut value	0,0250
Results	

Classifier performances

Error rate			0,3950			
Values prediction			Confusion matrix			
Value	Recall	1-Precision	S	D	Sum	
S	0,6125	0,3966	S	245	155	400
D	0,5975	0,3934	D	161	239	400
			Sum	406	394	800

Classifier characteristics

Data description

Target attribute	Z (2 values)
# descriptors	33

Number of PLS axis used = 6

Classification functions

Attribute	S	D	VIP
R01	0,004093	-0,004093	0,5802
R02	0,000764	-0,000764	1,4131
R03	0,000682	-0,000682	1,1087
R04	0,003866	-0,003866	2,1717
R05	-0,000822	0,000822	0,8716
R06	0,005497	-0,005497	0,2877
R07	-0,000826	0,000826	0,9318
R08	-0,000970	0,000970	0,9208
R09	0,000183	-0,000183	0,6203
R10	-0,000897	0,000897	1,4998
R11	-0,000134	0,000134	1,1660
R12	-0,009303	0,009303	0,6501
R13	0,012025	-0,012025	0,6395
R14	-0,000052	0,000052	0,9818
R15	0,000024	-0,000024	0,6002
R16	-0,000250	0,000250	0,3409
R17	-0,000828	0,000828	1,2374
R18	0,000551	-0,000551	1,0753
R19	-0,000425	0,000425	0,7035
R20	-0,001465	0,001465	0,9689
R21	-0,001510	0,001510	1,0355

R22	-0,000093	0,000093	0,5237
R23	0,005759	-0,005759	0,6108
R24	-0,062355	0,062355	0,8394
R25	0,007485	-0,007485	1,3727
R26	0,000451	-0,000451	1,3288
R27	-0,001181	0,001181	1,2353
R28	0,000287	-0,000287	0,8165
R29	0,000758	-0,000758	0,8035
R30	0,000213	-0,000213	0,8179
R31	0,000184	-0,000184	0,4187
R32	-0,000303	0,000303	0,7617
R33	-0,000642	0,000642	1,1995
constant	0,456751	0,543249	-

ANNEXE 5: RESULTATS DE LA REGRESSION LOGISTIQUE PLS (SAS)

Résultats de la régression logistique PLS un an avant la défaillance(2008)

Le Système SAS

The PLS Procedure

Percent Variation Accounted for
by Partial Least Squares Factors

Number of Extracted Factors	Model Effects		Dependent Variables	
	Current	Total	Current	Total
1	15.9500	15.9500	38.3937	38.3937
2	6.4233	22.3733	19.9286	58.3223
3	7.2952	29.6685	6.4010	64.7234
4	8.9610	38.6295	2.5374	67.2608
5	4.6987	43.3282	1.3426	68.6033
6	4.1592	47.4874	0.9255	69.5289
7	3.0320	50.5194	0.7809	70.3098
8	4.3360	54.8554	0.5377	70.8475
9	2.3385	57.1938	0.9615	71.8090
10	3.1748	60.3687	0.5167	72.3256
11	3.5867	63.9553	0.2846	72.6102
12	2.5471	66.5024	0.1800	72.7902
13	2.7207	69.2232	0.0879	72.8781
14	3.3039	72.5271	0.0754	72.9535
15	2.7387	75.2658	0.0625	73.0160

Le Système SAS

The PLS Procedure

Dependent Variable Weights

Number of Extracted Factors	Y
1	1.000000
2	1.000000
3	1.000000
4	1.000000
5	1.000000
6	1.000000
7	1.000000
8	1.000000
9	1.000000
10	1.000000
11	1.000000
12	1.000000
13	1.000000
14	1.000000
15	1.000000

Parameter Estimates for Centered and Scaled Data

Y

Intercept	0.0000000000
R01	-.0451689263
R02	-.1662695685
R03	-.1324397160
R04	-.1488532710
R05	-.0376578833
R06	0.4203243689
R07	-.0183757417
R08	0.3078604320
R09	-.0113051844
R10	-.0345152978
R11	-.0421188228
R12	0.0164407462
R13	-.1141072457
R14	0.0430764574
R15	0.0006809362
R16	-.0248545671
R17	-.7435351537
R18	0.7081882525
R19	-.3301622930
R20	0.5417557467
R21	0.0348996922
R22	0.4456918708
R23	0.2716213904
R24	-.0683426528
R25	0.2581097972
R26	-.1641059417
R27	-.0690079897
R28	0.0045795768
R29	-.1445427135
R30	0.0133017317
R31	-.0226565989
R32	0.0361939445
R33	-.0817517056

The PLS Procedure

Parameter Estimates

		Y	
Intercept	0.5188910578		
		R01	-.0039255150
		R02	-.0020561525
		R03	-.0019538890
		R04	-.0027507356
		R05	-.0009061961
		R06	0.0175237821
		R07	-.0031804886
		R08	0.0534545023
		R09	-.0000799209
		R10	-.0004071324
		R11	-.0005046025
		R12	0.0092964913
		R13	-.0216976163
		R14	0.0002723618
		R15	0.0000001549
		R16	-.0003013730
		R17	-.0020846414
		R18	0.0033234530
		R19	-.0037501968
		R20	0.0118596612
		R21	0.0004057445
		R22	0.0063366047
		R23	0.1565296726
		R24	-.0056867818
		R25	0.0148817562
		R26	-.0089651949
		R27	-.0005261756
		R28	0.0000039967
		R29	-.0035807727
		R30	0.0001645787
		R31	-.0014787992
		R32	0.0034403104
		R33	-.0009414878

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Informations sur le modèle

Data Set	WORK.VVV		
	Response Variable	Y	Y
	Number of Response Levels	2	
	Number of Observations	800	
	Model	binary logit	
	Optimization Technique	Fisher's scoring	

Profil de réponse

Valeur ordonnée	Y	Fréquence totale
1	1	400
2	0	400

Probability modeled is Y=1.

État de convergence du modèle

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Statistiques d'ajustement du modèle

		Coordonnée à l'origine	
l'origine et covariables		Coordonnée à l'origine	
	Critère	uniquement	
	AIC	1111.035	
207.034	SC	1115.720	
281.988	-2 Log L	1109.035	175.034
	R-Square	0.6889	Max-rescaled R-Square 0.9185

Test de l'hypothèse nulle globale : BETA=0

Test	Khi 2	DDL	Pr > Khi 2		
Likelihood Ratio	934.0010	15	<.0001		
	Score		584.1282	15	<.0001
	Wald		126.1729	15	<.0001

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

> Khi 2	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
0.0385	Intercept	1	-0.6035	0.2916	4.2840	

<.0001	xscr1	1	2.5736	0.2589	98.7850
<.0001	xscr2	1	1.4659	0.2394	37.4858
<.0001	xscr3	1	2.2278	0.3800	34.3764
0.2125	xscr4	1	-0.3429	0.2750	1.5544
0.6475	xscr5	1	0.1054	0.2305	0.2091
0.0006	xscr6	1	0.8934	0.2617	11.6545
0.0023	xscr7	1	0.8467	0.2775	9.3102
0.0004	xscr8	1	0.7367	0.2082	12.5219
<.0001	xscr9	1	1.3001	0.3045	18.2305
<.0001	xscr10	1	1.1370	0.2421	22.0552
0.0495	xscr11	1	0.5336	0.2716	3.8595
0.0034	xscr12	1	0.8312	0.2837	8.5838

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
> Khi 2						
0.1483	xscr13	1	0.5005	0.3462	2.0898	
<.0001	xscr14	1	1.4361	0.2973	23.3365	
0.0012	xscr15	1	1.0419	0.3218	10.4809	

Estimations des risques relatifs approchés

Effet	Estimation des points	95% Limites de confiance de Wald	
xscr1	13.113	7.894	21.784
xscr2	4.331	2.709	6.925
xscr3	9.280	4.407	19.542
xscr4	0.710	0.414	1.217
xscr5	1.111	0.707	1.746
xscr6	2.443	1.463	4.081
xscr7	2.332	1.354	4.017
xscr8	2.089	1.389	3.142
xscr9	3.670	2.020	6.665
xscr10	3.118	1.940	5.011
xscr11	1.705	1.001	2.903
xscr12	2.296	1.317	4.004
xscr13	1.650	0.837	3.251
xscr14	4.204	2.348	7.529
xscr15	2.835	1.509	5.327

Association des probabilités prédites et des réponses observées

Percent Concordant	98.9	Somers' D	0.979
Percent Discordant	1.0	Gamma	0.980
Percent Tied	0.1	Tau-a	0.490
Pairs	160000	c	0.990

Le Système SAS

13:59

Friday, June 1, 2001 144

indices VIP: importance de la contribution à la projection

Obs	Predictor	Y	B	VIP
1	R01		-.0148988307	. 0.29482
2	R02		-.0845465353	. 0.80651
3	R03		0.0213252054	. 0.55082
4	R04		-.2234217337	. 1.18107
5	R05		0.0709761561	. 0.36213
6	R06		0.0331463148	. 0.16901
7	R07		0.0147349960	. 0.48389
8	R08		0.0294367168	. 0.51370

9	R09	-.0290807902	.	0.30821
10	R10	0.0590827837	.	0.28720
11	R11	0.0465095926	.	0.43959
12	R12	-.0214668153	.	0.54656
13	R13	-.0277896435	.	0.40336
14	R14	0.0133358272	.	0.63355
15	R15	0.0008356000	.	0.03305
16	R16	-.0291500747	.	0.20178
17	R17	-.0320703600	.	0.45522
18	R18	0.0656572144	.	0.45573
19	R19	-.0401187065	.	0.22650
20	R20	0.4045186308	.	1.97485
21	R21	0.0109019480	.	0.14923
22	R22	0.0338971052	.	0.16221
23	R23	0.2214782665	.	1.07746
24	R24	-.1014722774	.	0.85832
25	R25	-.0238698147	.	0.95462
26	R26	-.0398110375	.	0.99874
27	R27	-.1007866432	.	0.69578
28	R28	-.0198149181	.	0.36319
29	R29	0.0022192167	.	0.43319
30	R30	0.0242362873	.	0.79382
31	R31	-.0470330739	.	0.31514
32	R32	-.0183197595	.	0.57972
33	R33	-.0231839709	.	0.73537

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Table de classification

Pourcentages Niveau de POS	Correct Non- Événement	Incorrect Non- Événement	Correct		Incorrect		Sensi- bilité	Spéci- ficité
			prob. Évé- nement fausse	fausse	Correct	fausse		
5.1	0.420	390	379	21	10	96.1	97.5	94.8
	2.6							
4.9	0.440	390	380	20	10	96.3	97.5	95.0
	2.6							
4.9	0.460	390	380	20	10	96.3	97.5	95.0
	2.6							
4.7	0.480	389	381	19	11	96.3	97.3	95.3
	2.8							
4.4	0.500	387	382	18	13	96.1	96.8	95.5
	3.3							
4.5	0.520	386	382	18	14	96.0	96.5	95.5
	3.5							
4.5	0.540	385	382	18	15	95.9	96.3	95.5
	3.8							
4.5	0.560	385	382	18	15	95.9	96.3	95.5
	3.8							
4.5	0.580	384	382	18	16	95.8	96.0	95.5
	4.0							
4.0	0.600	383	384	16	17	95.9	95.8	96.0
	4.2							
3.8	0.620	383	385	15	17	96.0	95.8	96.3
	4.2							
3.8	0.640	381	385	15	19	95.8	95.3	96.3
	4.7							
3.8	0.660	381	385	15	19	95.8	95.3	96.3
	4.7							

	0.680	380	385	15	20	95.6	95.0	96.3
3.8	4.9							
	0.700	377	386	14	23	95.4	94.3	96.5
3.6	5.6							
	0.720	377	386	14	23	95.4	94.3	96.5
3.6	5.6							
	0.740	377	386	14	23	95.4	94.3	96.5
3.6	5.6							
	0.760	374	386	14	26	95.0	93.5	96.5
3.6	6.3							
	0.780	372	386	14	28	94.8	93.0	96.5
3.6	6.8							
	0.800	371	387	13	29	94.8	92.8	96.8
3.4	7.0							
	0.820	368	388	12	32	94.5	92.0	97.0
3.2	7.6							
	0.840	366	389	11	34	94.4	91.5	97.3
2.9	8.0							
	0.860	358	389	11	42	93.4	89.5	97.3
3.0	9.7							
	0.880	352	389	11	48	92.6	88.0	97.3
3.0	11.0							
	0.900	342	389	11	58	91.4	85.5	97.3
3.1	13.0							
	0.920	329	389	11	71	89.8	82.3	97.3
3.2	15.4							
	0.940	313	389	11	87	87.8	78.3	97.3
3.4	18.3							
	0.960	285	390	10	115	84.4	71.3	97.5
3.4	22.8							
	0.980	246	391	9	154	79.6	61.5	97.8
3.5	28.3							
	1.000	0	400	0	400	50.0	0.0	100.0
.	50.0							

Résultats de la régression logistique PLS deux ans avant la défaillance(2007)

Le Système SAS

The PLS Procedure

Percent Variation Accounted for
by Partial Least Squares Factors

Number of Extracted Factors	Model Effects		Dependent Variables	
	Current	Total	Current	Total
1	16.9063	16.9063	12.1653	12.1653
2	6.1873	23.0936	3.5059	15.6713
3	10.5846	33.6783	0.7785	16.4498
4	8.6264	42.3047	0.7357	17.1855
5	6.6103	48.9149	0.4959	17.6814
6	4.9476	53.8625	0.3703	18.0517
7	2.6542	56.5168	0.3376	18.3893
8	4.3737	60.8905	0.1455	18.5349
9	2.9596	63.8501	0.1646	18.6995
10	4.9050	68.7551	0.1052	18.8047
11	2.6341	71.3892	0.1377	18.9424
12	3.4116	74.8007	0.0424	18.9848
13	2.9172	77.7179	0.0418	19.0266
14	1.2955	79.0135	0.1016	19.1282

15 1.9280 80.9415 0.0497 19.1779

Le Système SAS

The PLS Procedure

Dependent Variable Weights

Number of Extracted Factors	Y
1	1.000000
2	1.000000
3	1.000000
4	1.000000
5	1.000000
6	1.000000
7	1.000000
8	1.000000
9	1.000000
10	1.000000
11	1.000000
12	1.000000
13	1.000000
14	1.000000
15	1.000000

Parameter Estimates for Centered and Scaled Data

Y

Intercept	0.000000000
R01	-.0594853508
R02	-.1104085446
R03	-.0799251778
R04	-.0764335205
R05	0.0155789166
R06	-.3624556864
R07	-.0249376456
R08	-.0736647697
R09	0.0141074383
R10	0.1204013887
R11	0.0501552086
R12	0.0001644657
R13	-.0109172723
R14	-.0309167581
R15	-.0075722340
R16	-.0340543354
R17	0.1559345627
R18	0.0107193164
R19	0.3364773146
R20	-.1720349321
R21	0.0360657176
R22	0.0249178641
R23	-.3861904963
R24	0.1463142588
R25	-.2833446203
R26	-.1254840504
R27	-.1160337470
R28	0.0334673744
R29	0.0800770359
R30	-.1409655601
R31	-.0371505473
R32	0.0076067691

R33

-.1120548942

The PLS Procedure

Parameter Estimates

			Y
Intercept	0.8930960941		
		R01	-.0041559822
		R02	-.0016403849
		R03	-.0013396394
		R04	-.0018314186
		R05	0.0003601656
		R06	-.3669377345
		R07	-.0079071795
		R08	-.0236937797
		R09	0.0001086224
		R10	0.0013409330
		R11	0.0005055338
		R12	0.0001084170
		R13	-.0056596637
		R14	-.0002200745
		R15	-.0000062787
		R16	-.0000493773
		R17	0.0094058327
		R18	0.0000306040
		R19	0.0020022028
		R20	-.0032066600
		R21	0.0011044243
		R22	0.0003081596
		R23	-.1249549906
		R24	0.1426129985
		R25	-.0158680423
		R26	-.0074475693
		R27	-.0025022879
		R28	0.0001395064
		R29	0.0019777676
		R30	-.0014278044
		R31	-.0027206862
		R32	0.0011025426
		R33	-.0011227502

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Informations sur le modèle

Data Set	WORK.VVV		
	Response Variable	Y	Y
	Number of Response Levels	2	
	Number of Observations	800	
	Model	binary logit	
	Optimization Technique	Fisher's scoring	

Profil de réponse

Valeur ordonnée	Y	Fréquence totale
1	1	400
2	0	400

Probability modeled is Y=1.

État de convergence du modèle

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Statistiques d'ajustement du modèle

			Coordonnée à
l'origine			
et		Coordonnée à l'origine	
covariables	Critère	uniquement	
	AIC	1111.035	
935.134	SC	1115.720	
1010.087			
-2 Log L	1109.035		903.134
	R-Square	0.2269	Max-rescaled R-Square 0.3026

Test de l'hypothèse nulle globale : BETA=0

Test	Khi 2	DDL	Pr > Khi 2		
Likelihood Ratio	205.9019	15	<.0001		
	Score		153.4230	15	<.0001
	Wald		122.1499	15	<.0001

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

> Khi 2	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
0.9939	Intercept	1	0.000640	0.0832	0.0001	

<.0001	xscr1	1	0.5968	0.0665	80.4752
<.0001	xscr2	1	0.4064	0.0700	33.6922
0.1504	xscr3	1	0.0908	0.0631	2.0684
0.1145	xscr4	1	0.1215	0.0770	2.4909
0.0053	xscr5	1	0.1892	0.0679	7.7578
0.8125	xscr6	1	-0.0195	0.0824	0.0563
0.0119	xscr7	1	0.3168	0.1259	6.3321
0.9549	xscr8	1	-0.00790	0.1397	0.0032
0.2493	xscr9	1	0.1361	0.1181	1.3273
0.7628	xscr10	1	0.0297	0.0983	0.0911
0.2521	xscr11	1	0.1559	0.1361	1.3119
0.7507	xscr12	1	0.0365	0.1148	0.1009

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
> Khi 2						
0.2642	xscr13	1	0.1079	0.0967	1.2465	
0.4837	xscr14	1	0.1062	0.1516	0.4905	
0.9454	xscr15	1	-0.00907	0.1324	0.0047	

Estimations des risques relatifs approchés

Effet	Estimation des points	95% Limites de confiance de Wald	
xscr1	1.816	1.594	2.069
xscr2	1.501	1.309	1.722
xscr3	1.095	0.968	1.239
xscr4	1.129	0.971	1.313
xscr5	1.208	1.058	1.380
xscr6	0.981	0.834	1.153
xscr7	1.373	1.073	1.757
xscr8	0.992	0.755	1.305
xscr9	1.146	0.909	1.444
xscr10	1.030	0.850	1.249
xscr11	1.169	0.895	1.526
xscr12	1.037	0.828	1.299
xscr13	1.114	0.922	1.346
xscr14	1.112	0.826	1.497
xscr15	0.991	0.764	1.285

Association des probabilités prédites et des réponses observées

Percent Concordant	76.3	Somers' D	0.528
Percent Discordant	23.5	Gamma	0.529
Percent Tied	0.2	Tau-a	0.264
Pairs	160000	c	0.764

Le Système SAS

indices VIP: importance de la contribution à la projection

Obs	Predictor	Y	B	VIP
1	R01		-.0225157201	. 0.31642
2	R02		-.0328619534	. 0.87887
3	R03		-.0100385609	. 0.73092
4	R04		-.0901209442	. 1.17672
5	R05		0.0319378009	. 0.32786
6	R06		-.0211230728	. 0.34201
7	R07		-.0387043485	. 0.52285
8	R08		-.0266637963	. 0.49515
9	R09		-.0134801410	. 0.38616

10	R10	0.0889109767	.	0.91185
11	R11	0.0446840642	.	0.54377
12	R12	-.0142456426	.	0.49107
13	R13	-.0107689157	.	0.46182
14	R14	0.0166401910	.	0.68066
15	R15	-.0068630829	.	0.20342
16	R16	-.0218553989	.	0.23287
17	R17	-.0676949765	.	1.16286
18	R18	-.0112511919	.	0.30588
19	R19	0.0292721159	.	0.33642
20	R20	0.0481545982	.	0.49825
21	R21	0.0342668405	.	0.39584
22	R22	-.0007055594	.	0.24753
23	R23	-.0428174837	.	0.46769
24	R24	0.0190433154	.	0.58016
25	R25	-.0977121957	.	1.33062
26	R26	-.0992234258	.	1.38092
27	R27	-.0229339263	.	0.52996
28	R28	-.0100446120	.	0.60721
29	R29	-.0104753799	.	0.52336
30	R30	0.0093437852	.	0.75725
31	R31	-.0630815500	.	0.67853
32	R32	-.0177364668	.	0.59397
33	R33	0.0055332827	.	0.77967

Table de classification

Pourcentages Niveau de POS	Correct Non-	Incorrect		Sensi- bilité	Spéci- ficité			
		Non- Événement	Non- Événement					
prob. fausse	Événement	Événement	Correct					
50.0	0.000	400	0	400	0	50.0	100.0	0.0
49.4	0.020	400	9	391	0	51.1	100.0	2.3
48.5	0.040	400	23	377	0	52.9	100.0	5.8
48.1	0.060	400	30	370	0	53.8	100.0	7.5
47.7	0.080	398	37	363	2	54.4	99.5	9.3
47.4	0.100	394	45	355	6	54.9	98.5	11.3
46.8	0.120	394	53	347	6	55.9	98.5	13.3
46.0	0.140	394	64	336	6	57.3	98.5	16.0
45.3	0.160	391	76	324	9	58.4	97.8	19.0
45.2	0.180	389	79	321	11	58.5	97.3	19.8
44.2	0.200	387	93	307	13	60.0	96.8	23.3
43.4	0.220	386	104	296	14	61.3	96.5	26.0
43.2	0.240	382	109	291	18	61.4	95.5	27.3
42.8	0.260	377	118	282	23	61.9	94.3	29.5
42.3	0.280	373	127	273	27	62.5	93.3	31.8
	0.280							
	17.5							

41.8	0.300 17.8	371	134	266	29	63.1	92.8	33.5
41.3	0.320 20.8	362	145	255	38	63.4	90.5	36.3
41.0	0.340 23.3	353	155	245	47	63.5	88.3	38.8
40.7	0.360 25.7	343	165	235	57	63.5	85.8	41.3
39.7	0.380 26.6	335	179	221	65	64.3	83.8	44.8
38.6	0.400 26.4	331	192	208	69	65.4	82.8	48.0

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Table de classification

Pourcentages POS	Niveau de NEG prob. fausse	Correct		Incorrect		Correct	Sensi- bilité	Spéci- ficité
		Événement	Non- événement	Événement	Non- événement			
38.1	0.420	320	203	197	80	65.4	80.0	50.8
	28.3							
36.9	0.440	308	220	180	92	66.0	77.0	55.0
	29.5							
36.2	0.460	302	229	171	98	66.4	75.5	57.3
	30.0							
35.8	0.480	292	237	163	108	66.1	73.0	59.3
	31.3							
34.8	0.500	281	250	150	119	66.4	70.3	62.5
	32.2							
32.6	0.520	262	273	127	138	66.9	65.5	68.3
	33.6							
32.4	0.540	246	282	118	154	66.0	61.5	70.5
	35.3							
31.3	0.560	230	295	105	170	65.6	57.5	73.8
	36.6							
28.5	0.580	216	314	86	184	66.3	54.0	78.5
	36.9							
26.3	0.600	202	328	72	198	66.3	50.5	82.0
	37.6							
25.2	0.620	190	336	64	210	65.8	47.5	84.0
	38.5							
24.8	0.640	173	343	57	227	64.5	43.3	85.8
	39.8							
22.7	0.660	157	354	46	243	63.9	39.3	88.5
	40.7							
21.1	0.680	146	361	39	254	63.4	36.5	90.3
	41.3							
17.9	0.700	133	371	29	267	63.0	33.3	92.8
	41.8							
18.6	0.720	118	373	27	282	61.4	29.5	93.3
	43.1							
15.6	0.740	108	380	20	292	61.0	27.0	95.0
	43.5							
13.6	0.760	102	384	16	298	60.8	25.5	96.0
	43.7							
11.7	0.780	91	388	12	309	59.9	22.8	97.0
	44.3							
11.4	0.800	78	390	10	322	58.5	19.5	97.5
	45.2							
12.3	0.820	71	390	10	329	57.6	17.8	97.5
	45.8							
9.9	0.840	64	393	7	336	57.1	16.0	98.3
	46.1							
9.7	0.860	56	394	6	344	56.3	14.0	98.5
	46.6							
9.8	0.880	46	395	5	354	55.1	11.5	98.8
	47.3							
9.8	0.900	37	396	4	363	54.1	9.3	99.0
	47.8							
9.8	0.920	28	397	3	372	53.1	7.0	99.3
	48.4							
9.7	0.940	24	399	1	376	52.9	6.0	99.8
	48.5							
4.0								

	0.960	16	399	1	384	51.9	4.0	99.8
5.9	49.0							
	0.980	12	399	1	388	51.4	3.0	99.8
7.7	49.3							
	1.000	0	400	0	400	50.0	0.0	100.0
.	50.0							

Résultats de la régression logistique PLS trois ans avant la défaillance(2006)

Le Système SAS

The PLS Procedure

Percent Variation Accounted for
by Partial Least Squares Factors

Number of Extracted Factors	Model Effects		Dependent Variables	
	Current	Total	Current	Total
1	16.9063	16.9063	12.1653	12.1653
2	6.1873	23.0936	3.5059	15.6713
3	10.5846	33.6783	0.7785	16.4498
4	8.6264	42.3047	0.7357	17.1855
5	6.6103	48.9149	0.4959	17.6814
6	4.9476	53.8625	0.3703	18.0517
7	2.6542	56.5168	0.3376	18.3893
8	4.3737	60.8905	0.1455	18.5349
9	2.9596	63.8501	0.1646	18.6995
10	4.9050	68.7551	0.1052	18.8047
11	2.6341	71.3892	0.1377	18.9424
12	3.4116	74.8007	0.0424	18.9848
13	2.9172	77.7179	0.0418	19.0266
14	1.2955	79.0135	0.1016	19.1282
15	1.9280	80.9415	0.0497	19.1779

Le Système SAS

The PLS Procedure

Dependent Variable Weights

Number of Extracted Factors	Y
1	1.000000
2	1.000000
3	1.000000
4	1.000000
5	1.000000
6	1.000000
7	1.000000
8	1.000000
9	1.000000
10	1.000000
11	1.000000
12	1.000000
13	1.000000
14	1.000000

Parameter Estimates for Centered and Scaled Data

Y

Intercept	0.000000000
R01	-.0594853508
R02	-.1104085446
R03	-.0799251778
R04	-.0764335205
R05	0.0155789166
R06	-.3624556864
R07	-.0249376456
R08	-.0736647697
R09	0.0141074383
R10	0.1204013887
R11	0.0501552086
R12	0.0001644657
R13	-.0109172723
R14	-.0309167581
R15	-.0075722340
R16	-.0340543354
R17	0.1559345627
R18	0.0107193164
R19	0.3364773146
R20	-.1720349321
R21	0.0360657176
R22	0.0249178641
R23	-.3861904963
R24	0.1463142588
R25	-.2833446203
R26	-.1254840504
R27	-.1160337470
R28	0.0334673744
R29	0.0800770359
R30	-.1409655601
R31	-.0371505473
R32	0.0076067691
R33	-.1120548942

The PLS Procedure

Parameter Estimates

		Y	
Intercept	0.8930960941		
		R01	-.0041559822
		R02	-.0016403849
		R03	-.0013396394
		R04	-.0018314186
		R05	0.0003601656
		R06	-.3669377345
		R07	-.0079071795
		R08	-.0236937797
		R09	0.0001086224
		R10	0.0013409330
		R11	0.0005055338
		R12	0.0001084170
		R13	-.0056596637
		R14	-.0002200745
		R15	-.0000062787
		R16	-.0000493773
		R17	0.0094058327
		R18	0.0000306040
		R19	0.0020022028
		R20	-.0032066600
		R21	0.0011044243
		R22	0.0003081596
		R23	-.1249549906
		R24	0.1426129985
		R25	-.0158680423
		R26	-.0074475693
		R27	-.0025022879
		R28	0.0001395064
		R29	0.0019777676
		R30	-.0014278044
		R31	-.0027206862
		R32	0.0011025426
		R33	-.0011227502

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Informations sur le modèle

Data Set	WORK.VVV		
	Response Variable	Y	Y
	Number of Response Levels	2	
	Number of Observations	800	
	Model	binary logit	
	Optimization Technique	Fisher's scoring	

Profil de réponse

Valeur ordonnée	Y	Fréquence totale
1	1	400
2	0	400

Probability modeled is Y=1.

État de convergence du modèle

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Statistiques d'ajustement du modèle

			Coordonnée à
l'origine			
et		Coordonnée à l'origine	
covariables	Critère	uniquement	
	AIC	1111.035	
935.134	SC	1115.720	
1010.087			
-2 Log L	1109.035		903.134
	R-Square	0.2269	Max-rescaled R-Square 0.3026

Test de l'hypothèse nulle globale : BETA=0

Test	Khi 2	DDL	Pr > Khi 2		
Likelihood Ratio	205.9019	15	<.0001		
	Score		153.4230	15	<.0001
	Wald		122.1499	15	<.0001

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

> Khi 2	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
0.9939	Intercept	1	0.000640	0.0832	0.0001	

<.0001	xscr1	1	0.5968	0.0665	80.4752
<.0001	xscr2	1	0.4064	0.0700	33.6922
0.1504	xscr3	1	0.0908	0.0631	2.0684
0.1145	xscr4	1	0.1215	0.0770	2.4909
0.0053	xscr5	1	0.1892	0.0679	7.7578
0.8125	xscr6	1	-0.0195	0.0824	0.0563
0.0119	xscr7	1	0.3168	0.1259	6.3321
0.9549	xscr8	1	-0.00790	0.1397	0.0032
0.2493	xscr9	1	0.1361	0.1181	1.3273
0.7628	xscr10	1	0.0297	0.0983	0.0911
0.2521	xscr11	1	0.1559	0.1361	1.3119
0.7507	xscr12	1	0.0365	0.1148	0.1009

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Analyse des estimations du maximum de vraisemblance

	Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi 2 de Wald	Pr
> Khi 2						
0.2642	xscr13	1	0.1079	0.0967	1.2465	
0.4837	xscr14	1	0.1062	0.1516	0.4905	
0.9454	xscr15	1	-0.00907	0.1324	0.0047	

Estimations des risques relatifs approchés

Effet	Estimation des points	95% Limites de confiance de Wald	
xscr1	1.816	1.594	2.069
xscr2	1.501	1.309	1.722
xscr3	1.095	0.968	1.239
xscr4	1.129	0.971	1.313
xscr5	1.208	1.058	1.380
xscr6	0.981	0.834	1.153
xscr7	1.373	1.073	1.757
xscr8	0.992	0.755	1.305
xscr9	1.146	0.909	1.444
xscr10	1.030	0.850	1.249
xscr11	1.169	0.895	1.526
xscr12	1.037	0.828	1.299
xscr13	1.114	0.922	1.346
xscr14	1.112	0.826	1.497
xscr15	0.991	0.764	1.285

Association des probabilités prédites et des réponses observées

Percent Concordant	76.3	Somers' D	0.528
Percent Discordant	23.5	Gamma	0.529
Percent Tied	0.2	Tau-a	0.264
Pairs	160000	c	0.764

Le Système SAS

indices VIP: importance de la contribution à la projection

Obs	Predictor	Y	B	VIP
1	R01	-.0134003130	.	0.38392
2	R02	-.0604739649	.	1.02311
3	R03	0.0300448501	.	0.69640
4	R04	-.1064766541	.	1.57519
5	R05	0.0378001959	.	0.52213
6	R06	0.0095130672	.	0.13077
7	R07	-.0117793602	.	0.63402
8	R08	-.0061509917	.	0.64149
9	R09	-.0178434269	.	0.37620
10	R10	0.0777374477	.	1.09067
11	R11	0.0475335787	.	0.78825
12	R12	-.0092916383	.	0.20480
13	R13	-.0115886762	.	0.26620
14	R14	0.0223114986	.	0.58068
15	R15	-.0238692940	.	0.36412
16	R16	0.0124617722	.	0.17103
17	R17	-.0011502603	.	0.89342
18	R18	-.0297722310	.	0.52742
19	R19	0.0210741270	.	0.33163
20	R20	0.0428206765	.	0.59686
21	R21	0.0519434674	.	0.72081
22	R22	-.0000935833	.	0.38454
23	R23	-.0279101861	.	0.41191
24	R24	0.0043954636	.	0.51034
25	R25	-.0434355914	.	0.92765
26	R26	-.0164332937	.	0.96241
27	R27	-.0028757816	.	0.89019
28	R28	-.0249698854	.	0.58634
29	R29	-.0219992362	.	0.55595
30	R30	-.0060926702	.	0.59626
31	R31	-.0153084346	.	0.21036
32	R32	-.0110293059	.	0.37008
33	R33	0.0336131283	.	0.87363

Table de classification

Pourcentages	Correct		Incorrect		Correct	Sensi-	Spéci-
	Non-	Non-	Non-	Non-			
Niveau de	Non-	Non-	Non-	Non-	Correct	bilité	ficité
POS	Événement	Événement	Événement	Événement	Correct	bilité	ficité
fausse	prob. fausse	fausse	fausse	fausse	Correct	bilité	ficité
50.0	0.000	400	0	400	50.0	100.0	0.0
49.7	0.020	400	5	395	50.6	100.0	1.3
49.6	0.040	400	6	394	50.8	100.0	1.5
49.7	0.060	399	6	394	50.6	99.8	1.5
49.6	0.080	398	8	392	50.8	99.5	2.0
49.6	0.100	398	8	392	50.8	99.5	2.0
49.6	0.120	398	8	392	50.8	99.5	2.0

	0.140	397	9	391	3	50.8	99.3	2.3
49.6	25.0							
	0.160	396	11	389	4	50.9	99.0	2.8
49.6	26.7							
	0.180	395	14	386	5	51.1	98.8	3.5
49.4	26.3							
	0.200	394	21	379	6	51.9	98.5	5.3
49.0	22.2							
	0.220	389	27	373	11	52.0	97.3	6.8
49.0	28.9							
	0.240	389	37	363	11	53.3	97.3	9.3
48.3	22.9							
	0.260	384	46	354	16	53.8	96.0	11.5
48.0	25.8							
	0.280	380	56	344	20	54.5	95.0	14.0
47.5	26.3							
	0.300	376	63	337	24	54.9	94.0	15.8
47.3	27.6							
	0.320	375	74	326	25	56.1	93.8	18.5
46.5	25.3							
	0.340	369	86	314	31	56.9	92.3	21.5
46.0	26.5							
	0.360	364	101	299	36	58.1	91.0	25.3
45.1	26.3							
	0.380	355	109	291	45	58.0	88.8	27.3
45.0	29.2							
	0.400	340	127	273	60	58.4	85.0	31.8
44.5	32.1							

Le Système SAS

The LOGISTIC Procedure

Table de classification

Pourcentages POS	Niveau de NEG prob. fausse	Correct		Incorrect		Correct	Sensi- bilité	Spéci- ficité
		Événement	Non- événement	Événement	Non- événement			
43.9	0.420	327	144	256	73	58.9	81.8	36.0
	33.6							
43.9	0.440	311	157	243	89	58.5	77.8	39.3
	36.2							
43.1	0.460	291	180	220	109	58.9	72.8	45.0
	37.7							
42.5	0.480	264	205	195	136	58.6	66.0	51.3
	39.9							
41.0	0.500	239	234	166	161	59.1	59.8	58.5
	40.8							
41.0	0.520	206	257	143	194	57.9	51.5	64.3
	43.0							
39.4	0.540	183	281	119	217	58.0	45.8	70.3
	43.6							
36.9	0.560	166	303	97	234	58.6	41.5	75.8
	43.6							
34.4	0.580	147	323	77	253	58.8	36.8	80.8
	43.9							
32.8	0.600	135	334	66	265	58.6	33.8	83.5
	44.2							
29.6	0.620	119	350	50	281	58.6	29.8	87.5
	44.5							
28.9	0.640	101	359	41	299	57.5	25.3	89.8
	45.4							
28.9	0.660	86	365	35	314	56.4	21.5	91.3
	46.2							
28.6	0.680	70	372	28	330	55.3	17.5	93.0
	47.0							
26.3	0.700	59	379	21	341	54.8	14.8	94.8
	47.4							
23.5	0.720	52	384	16	348	54.5	13.0	96.0
	47.5							
19.0	0.740	47	389	11	353	54.5	11.8	97.3
	47.6							
14.9	0.760	40	393	7	360	54.1	10.0	98.3
	47.8							
10.8	0.780	33	396	4	367	53.6	8.3	99.0
	48.1							
7.1	0.800	26	398	2	374	53.0	6.5	99.5
	48.4							
10.5	0.820	17	398	2	383	51.9	4.3	99.5
	49.0							
14.3	0.840	12	398	2	388	51.3	3.0	99.5
	49.4							
10.0	0.860	9	399	1	391	51.0	2.3	99.8
	49.5							
11.1	0.880	8	399	1	392	50.9	2.0	99.8
	49.6							
0.0	0.900	8	400	0	392	51.0	2.0	100.0
	49.5							
0.0	0.920	5	400	0	395	50.6	1.3	100.0
	49.7							
0.0	0.940	3	400	0	397	50.4	0.8	100.0
	49.8							

	0.960	2	400	0	398	50.3	0.5	100.0
0.0	49.9							
	0.980	2	400	0	398	50.3	0.5	100.0
0.0	49.9							
	1.000	0	400	0	400	50.0	0.0	100.0
.	50.0							

Sami BEN JABEUR

Laboratoire : ERMES, Université Toulon-Var

**Statut de la faillite en théorie financière :
approches théoriques et validations empiriques
dans le contexte français**

Dans la conjoncture économique actuelle un nombre croissant de firmes se trouvent confrontées à des difficultés économiques et financières qui peuvent, dans certains cas, conduire à la faillite. En principe, les difficultés ne surviennent pas brutalement, en effet, avant qu'une entreprise soit déclarée en faillite, elle est confrontée à des difficultés financières de gravité croissante : défaut de paiement d'une dette, insolvabilité temporaire, pénurie de liquidité, etc. L'identification des causes de la défaillance n'est pas évidente, puisqu'on ne saurait énumérer de manière limitative les facteurs qui la provoquent. Les causes sont multiples et leur cumul compromet d'autant plus la survie de l'entreprise. L'importance de ce phénomène et son impact sur l'ensemble de l'économie justifie le besoin de le comprendre, l'expliquer en analysant les causes et les origines.

L'objectif de notre étude est de classer les entreprises en difficulté selon leur degré de viabilité et de comprendre les causes de la dégradation de leur situation. Nous effectuerons une comparaison entre trois modèles (Analyse discriminante linéaire, le modèle Logit et la régression PLS) ce qui nous permettra à partir des taux de bon classement obtenus, de choisir le meilleur modèle tout en précisant l'origine et les causes de ces défaillances.

Mot clés : détresse financière, défaillance des entreprises, régression PLS

**Status of the bankruptcy of financial theory :
theoretical and empirical validation in the French context**

In actual economic situation an increasing number of firms are facing economic and financial difficulties which can, in certain cases, drive to failure. In principle, difficulties do not happen suddenly, in effect, before a firm is declared bankrupt, it is confronted to financial difficulties of growing seriousness: default in payment of a debt, temporary insolvency, scarceness of liquidity, etc. Identifying the causes of the failure is not obvious, since one can not exhaustively enumerate the factors that cause it. The causes are multiple and overlapping compromise even more the company's survival. The importance of this phenomenon and its impact on the overall economy justifies the need to understand, explain it by analyzing the causes and origins.

The aim of our study is to classify firms in trouble according to their degree of viability and to understand the causes of the deterioration of their situation. We will do a comparison between three models (linear differential Analysis, the model Logit and decline PLS) what will allow us from the rates of good classification acquired, to choose the best model while specifying origin and reasons of these faults.

Keywords: financial distress, business failure, PLS Regression.