



HAL
open science

Recalage de signaux et reconnaissance de formes. Application à l'analyse des otolithes de poissons.

Kamal Nasreddine

► **To cite this version:**

Kamal Nasreddine. Recalage de signaux et reconnaissance de formes. Application à l'analyse des otolithes de poissons.. Interface homme-machine [cs.HC]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2010. Français. NNT: . tel-00544721

HAL Id: tel-00544721

<https://theses.hal.science/tel-00544721>

Submitted on 8 Dec 2010

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.



université de bretagne
occidentale



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

sous le sceau de l'Université Européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

*Mention : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
Spécialité : Traitement du Signal et des Images*

École Doctorale SICMA

présentée par

Kamal NASREDDINE

Préparée au laboratoire RESO (EA 3380)

Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest

**Recalage de signaux et reconnaissance
de formes. Application à l'analyse des
otolithes de poissons.**

Thèse soutenue le 9 novembre 2010

devant le jury composé de :

Fabrice MERIAUDEAU

Professeur des Universités, IUT Le Creusot
Rapporteur

Denis FRIBOULET

Professeur des Universités, INSA de Lyon
Rapporteur

Christine FERNANDEZ-MALOIGNE

Professeur des Universités, Université de Poitiers
Examinatrice

Gilles BUREL

Professeur des Universités, Université de Bretagne Occidentale
Examineur

Jean LE BIHAN

Professeur des Universités, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest
Examineur, Directeur de thèse

Abdesslam BENZINOU

Maître de Conférences, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest
Examineur, Encadrant

Remerciements

Je tiens à remercier Mme Christine FERNANDEZ-MALOIGNE, Professeur des Universités à l'Université de Poitiers, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de cette thèse. J'exprime ma sincère gratitude à M. Denis FRIBOULET, Professeur des Universités à l'INSA de Lyon, et à M. Fabrice MERIAUDEAU, Professeur des Universités à l'IUT Le Creusot, pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse. Je les remercie bien pour le temps passé à la lecture de mes travaux et à la rédaction des rapports, pour l'intérêt porté à mon travail et pour leurs précieuses remarques. Je tiens aussi à remercier M. Gilles BUREL, Professeur des Universités à l'Université de Bretagne Occidentale, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Je souhaite exprimer ma reconnaissance à mon directeur de thèse, M. Jean LE BIHAN, Professeur des Universités à l'ENIB, pour m'avoir accueilli dans son laboratoire et pour m'avoir donné l'occasion de travailler sur un sujet passionnant. Je tiens également à le remercier pour la confiance et la sympathie qu'il m'a témoignées au cours des années de thèse.

Mes plus vifs remerciements s'adressent à mes deux encadrants, M. Abdesslam BEN-ZINOÛ, enseignant-chercheur à l'ENIB, et M. Ronan FABLET, enseignant-chercheur à Telecom Bretagne, sans qui cette thèse ne serait pas ce qu'elle est. Merci pour m'avoir encadré, orienté, soutenu et encouragé tout au long de cette thèse. Face à mon exigence, ils se sont toujours montrés disponibles et patients. Leurs encadrements, leurs remarques et leurs grandes qualités humaines m'ont permis de mener à bout cette thèse.

J'adresse mes profonds remerciements à M. Yann BOUCHER pour avoir investi de son temps à relire ce manuscrit et à contribuer ainsi à son amélioration.

Je remercie sincèrement tous les collègues du laboratoire RESO pour leur soutien et leur encouragement.

J'exprime aussi ma profonde gratitude à tous les membres du laboratoire LASAA de l'Ifremer pour leur particulière disponibilité et leur soutien ainsi que pour les nombreuses discussions que nous avons eues, et qui m'ont permis de surmonter bon nombre de questions au cours de mes travaux de thèse.

Une guirlande de remerciements aux vrais amis qui m'ont soutenu tout au long de cette phase de ma vie.

Je remercie la direction, le corps administratif et technique ainsi que les membres de l'ENIB que j'ai côtoyés et qui ont fait preuve de gentillesse et de sympathie à mon égard.

Merci aux membres de ma famille pour leur soutien et leurs encouragements tout au long de la préparation de mon doctorat : cette thèse leur est dédiée.

Enfin merci à toutes les personnes que je n'ai pas citées ici et qui se reconnaîtront dans ces quelques lignes.

Table des matières

| | |
|---|-----------|
| Table des matières | 1 |
| Table des figures | 5 |
| Liste des tableaux | 11 |
| Glossaire | 13 |
| Introduction générale | 15 |
| I Généralités | 23 |
| 1 Introduction sur les otolithes | 25 |
| 1.1 Introduction | 27 |
| 1.2 Sclérochronologie | 28 |
| 1.3 Otolithes | 29 |
| 1.3.1 Définition | 29 |
| 1.3.2 Structure | 30 |
| 1.3.3 L’otolithe comme archive individuelle pour l’écologie marine . . . | 32 |
| 1.4 Analyse d’otolithes assistée par ordinateur | 35 |
| 1.4.1 Pré-traitement | 35 |
| 1.4.2 Extraction des anneaux de croissance | 36 |
| 1.4.3 Détection automatique du nucleus | 43 |
| 1.4.4 Reconstruction de la morphogénèse de l’otolithe | 44 |
| 1.4.5 Méthodes statistiques pour l’estimation de l’âge et de la croissance | 45 |
| 1.4.6 Analyse de formes pour l’identification d’espèce et la discrimina- tion du stock | 46 |
| 1.4.7 Extraction des caractéristiques locales | 47 |
| 1.5 Discussion et positionnement de la thèse | 50 |
| 2 État de l’art sur le recalage | 53 |
| 2.1 Introduction | 55 |
| 2.2 Définition | 56 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 2.3 | Motivations | 57 |
| 2.4 | Terminologie | 58 |
| 2.5 | Étapes du recalage | 58 |
| 2.6 | Classification des méthodes de recalage | 59 |
| 2.7 | Types de transformations d'images | 60 |
| 2.7.1 | Transformations colinéaires | 61 |
| 2.7.2 | Transformations déformables | 63 |
| 2.8 | La théorie de la régularisation | 64 |
| 2.9 | Approches iconiques | 65 |
| 2.9.1 | Signaux issus de la même modalité | 65 |
| 2.9.2 | Signaux issus de modalités différentes | 67 |
| 2.10 | Approches par mise en correspondance d'attributs géométriques | 68 |
| 2.10.1 | Détection des attributs | 68 |
| 2.10.2 | Mise en correspondance à partir des relations spatiales | 70 |
| 2.10.3 | Mise en correspondance en utilisant des descripteurs invariants | 71 |
| 2.11 | Conclusion | 73 |
| 3 | État de l'art sur la reconnaissance de formes | 75 |
| 3.1 | Introduction | 77 |
| 3.2 | Concepts fondamentaux | 79 |
| 3.2.1 | Représentation et caractérisation des formes | 79 |
| 3.2.2 | Distance d'un espace métrique | 80 |
| 3.3 | Méthodes classiques de description de formes | 83 |
| 3.3.1 | Descripteurs de Fourier | 83 |
| 3.3.2 | Descripteurs de Fourier elliptiques | 85 |
| 3.3.3 | Moments spatiaux | 88 |
| 3.3.4 | Courbure multi-échelle (CSS) | 91 |
| 3.3.5 | Contexte de forme | 93 |
| 3.3.6 | Contexte de forme avec distance interne | 94 |
| 3.3.7 | Correspondances fixées avec mesure de probabilité de chance | 96 |
| 3.3.8 | Correspondance procustéenne hiérarchique | 99 |
| 3.3.9 | Description par arbre de forme (<i>shape-tree</i>) | 100 |
| 3.3.10 | Correspondance de parties de formes | 101 |
| 3.3.11 | Description par chaîne de symboles | 103 |
| 3.4 | Méthodes de classification supervisée | 105 |
| 3.4.1 | Méthode des k -plus proches voisins | 105 |
| 3.4.2 | Classification par Séparateurs à Vaste Marge (SVMs) | 106 |
| 3.4.3 | Classification par arbres de décision | 109 |
| 3.5 | Conclusion | 115 |

| | | |
|-----------|--|------------|
| II | Méthodologie et validation | 117 |
| 4 | Recalage de signaux 1D et de courbes 2D | 119 |
| 4.1 | Introduction | 120 |
| 4.2 | Recalage de signaux 1D | 121 |
| 4.2.1 | Formulation variationnelle robuste | 122 |
| 4.2.2 | Schéma de minimisation | 123 |
| 4.2.3 | Application aux signaux d'otolithes | 127 |
| 4.3 | Recalage de contours de formes 2D | 134 |
| 4.3.1 | Géodésiques et analyse de formes | 134 |
| 4.3.2 | L'approche proposée | 138 |
| 4.3.3 | Évaluation des performances sur des contours synthétiques | 142 |
| 4.3.4 | Application aux otolithes : modèles statistiques de formes | 147 |
| 4.4 | Conclusion | 148 |
| 5 | Classification de contours de formes 2D | 149 |
| 5.1 | Introduction | 150 |
| 5.2 | Métrique pour la classification et la recherche de formes | 151 |
| 5.3 | Méthodes de classification et de recherche | 152 |
| 5.4 | Évaluation sur la base de formes MPEG-7 | 152 |
| 5.4.1 | Résultats et discussion | 154 |
| 5.4.2 | Amélioration des performances en classification | 158 |
| 5.5 | Applications aux pièces calcifiées | 160 |
| 5.5.1 | Résultats de classification | 163 |
| 5.5.2 | Discussion | 168 |
| 5.6 | Conclusion | 171 |
| 6 | Recalage d'images de séquences de formes | 173 |
| 6.1 | Introduction | 174 |
| 6.2 | Recalage de séquences de formes | 175 |
| 6.2.1 | Représentation par lignes de niveaux | 176 |
| 6.2.2 | Méthode proposée | 177 |
| 6.2.3 | Formulation variationnelle robuste | 177 |
| 6.3 | Résolution numérique | 178 |
| 6.4 | Interpolation spatiale | 179 |
| 6.5 | Évaluation expérimentale | 180 |
| 6.5.1 | Tests sur des images synthétiques | 180 |
| 6.5.2 | Recalage des images d'otolithes | 182 |
| 6.5.3 | Autres applications | 188 |
| 6.6 | Conclusion | 193 |

| | |
|--------------------------------------|------------|
| Conclusion | 195 |
| Publications et bibliographie | 201 |
| Publications | 203 |
| Bibliographie | 231 |

Table des figures

| | | |
|------|---|----|
| 1 | Image d'une coupe transversale d'un otolithe de plie d'âge 10 ans vue en lumière réfléchie | 16 |
| 2 | Exemple de recalage de signaux $1D$ | 18 |
| 3 | Illustration d'un exemple d'application du recalage des signaux pour l'aide à l'interprétation des images d'otolithes | 18 |
| 4 | Exemple d'une mise en correspondance de deux formes (externes) d'otolithes | 19 |
| 5 | Forme moyenne et variance locale d'un ensemble de contours externes d'otolithes | 19 |
| 6 | Exemple de recalage d'images | 20 |
| 1.1 | Otolithes d'un merlu. | 29 |
| 1.2 | Représentation des anneaux de croissance observés sur des images d'otolithes | 31 |
| 1.3 | Lissage adapté d'image d'otolithe | 36 |
| 1.4 | Analyse unidimensionnelle du profil d'intensité du niveau de gris sur une radiale | 37 |
| 1.5 | Analyse unidimensionnelle de différents profils sur une image d'otolithe | 38 |
| 1.6 | Méthode de détection par bulle localement déformable | 39 |
| 1.7 | Méthode de détection par template qualitatif | 40 |
| 1.8 | L'approche d'extraction semi-locale basée sur un templat local | 41 |
| 1.9 | Illustration du principe de la transformée polaire par extraction de radiales le long de l'image à transformer. | 42 |
| 1.10 | Extraction de structures par un algorithme multi-agent | 43 |
| 1.11 | Reconstruction de la morphogénèse de l'otolithe; le processus de croissance accréctionnaire de l'otolithe est représenté par les lignes de niveaux d'une fonction potentielle | 44 |
| 1.12 | Extraction des axes de croissance estimés selon les lignes de champ du gradient de la fonction potentielle | 48 |
| 1.13 | Illustration des mesures locales sur un otolithe de Lieu noir en vue d'une étude quantitative et spatialisée de la croissance | 49 |

| | | |
|------|--|-----|
| 2.1 | Un exemple de recalage de signaux $1D$. Le recalage est le processus de synchronisation d'un ensemble de signaux, qui les ramène au même référentiel. | 56 |
| 2.2 | Un exemple de recalage de signaux $2D$ (images de 4 cercles déformés) | 57 |
| 2.3 | Un exemple de l'utilisation du recalage pour la fusion des données | 57 |
| 2.4 | Exemples de transformations d'images $2D$ reportées selon le domaine d'application (global ou local) et les catégories d'élasticité (rigide, affine, projective ou courbée) | 61 |
| 3.1 | Définition des distances de Minkowski et de la distance cosinus | 82 |
| 3.2 | Distance de Hausdorff entre deux formes | 83 |
| 3.3 | Un exemple de la reconstruction d'un contour de forme à partir des descripteurs de Fourier | 85 |
| 3.4 | Reconstruction d'un contour complexe à l'aide des descripteurs de Fourier | 86 |
| 3.5 | Représentation géométrique d'une ellipse. | 86 |
| 3.6 | Reconstruction d'un contour complexe à l'aide des descripteurs de Fourier elliptiques | 87 |
| 3.7 | Courbure multi-échelle | 91 |
| 3.8 | Calcul du descripteur contexte de forme et correspondance de formes. | 93 |
| 3.9 | Construction de l'histogramme pour la représentation de l'ensemble de points utilisant le contexte de forme. L'histogramme polaire est calculé en comptant les points dans les cases du diagramme polaire placé en point de référence. | 94 |
| 3.10 | La distance interne entre deux points de la forme | 95 |
| 3.11 | L'angle interne entre deux points d'une forme | 95 |
| 3.12 | Le contexte de forme (<i>Shape Context : SC</i>) et le contexte de forme à distance interne (<i>Inner-Distance Shape Context : IDSC</i>) | 96 |
| 3.13 | Points caractéristiques et poses d'une forme | 97 |
| 3.14 | Correspondance fixée de deux poses dans le repère canonique | 97 |
| 3.15 | La fonction de probabilité de chance <i>CPF</i> pour une forme | 98 |
| 3.16 | Calcul de la distance de Procuste après alignement en position, en échelle et en rotation | 99 |
| 3.17 | La composition des appariements entre les segments adjacents sur deux courbes pour former un appariement entre les segments les plus longs | 100 |
| 3.18 | L'arbre de forme | 101 |
| 3.19 | Reconnaissance de formes à partir de correspondances de composants du contour | 102 |
| 3.20 | Le codage d'un contour de forme donné par une chaîne de symboles | 103 |
| 3.21 | Un exemple montrant comment calculer la distance éditée entre deux chaînes de symboles | 104 |
| 3.22 | Classifieur linéaire séparant par un hyperplan les données représentées par des points blancs des autres représentées par des points noirs. | 107 |
| 3.23 | Une transformation non linéaire Φ appliquée aux données d'origine permet de séparer les données linéairement. | 107 |

| | | |
|------|--|-----|
| 3.24 | Classifieur à large marge SVM | 108 |
| 3.25 | Un exemple d'arbre de décision utilisé pour la classification | 110 |
| 3.26 | Deux partitions binaires possibles (3 classes) | 111 |
| 4.1 | Comparaison de deux courbes par correspondance directe des échantillons et par <i>Dynamic Time Warping</i> | 121 |
| 4.2 | | 123 |
| 4.3 | Illustration du schéma de minimisation par programmation dynamique avec un exemple de fonction de correspondance. | 124 |
| 4.4 | Comparaison des estimateurs et leurs fonctions de poids correspondantes. Les poids correspondant à l'estimateur quadratique sont identiques pour toutes les observations. Avec l'estimateur de Leclerc, le poids est voisin de zéro pour les observations ayant des résidus importants. | 126 |
| 4.5 | Visualisation des bornes applicables à la transformation recherchée. | 127 |
| 4.6 | Profils d'intensité des images le long du grand axe de croissance sur des otolithes de poisson Plie d'âge 7 ans. Il s'agit du même processus observé sur des sujets différents. Les mesures sont donc observées sur des intervalles différents et sujettes à des variations inter-individuelles. | 128 |
| 4.7 | Recalage linéaire des signaux de la figure 4.6. | 128 |
| 4.8 | Recalage non-linéaire des signaux de la figure 4.6. Les oscillations des signaux sont bien synchronisées. | 129 |
| 4.9 | Moyenne et variance des signaux de la figure 4.6 après recalage par l'approche non-linéaire proposée. | 129 |
| 4.10 | Estimation de la loi de croissance typique pour des otolithes de Plies. | 130 |
| 4.11 | Le profil recalé laisse apparaître la présence de trois faux anneaux qui ne sont pas des marques annuelles. Les faux anneaux sont indiquées par \times sur l'image originale. | 131 |
| 4.12 | Recalage d'une signature chimique mesurée le long d'un axe de croissance d'un otolithe de poisson et les enregistrements de température de l'eau pour estimer la loi de croissance de l'otolithe. | 132 |
| 4.13 | Recalage d'une signature chimique mesurée le long d'axes de croissance de quatre otolithes de Morue et les enregistrements de température de l'eau pour estimer leurs lois de croissance. Le temps allant de zéro à deux ans. Droite : La loi de croissance estimée comme la fonction de correspondance entre le temps et l'espace de l'otolithe. Gauche : Le recalage effectué. | 133 |
| 4.14 | Chemin géodésique dans un espace de formes | 136 |
| 4.15 | La fonction de correspondance ϕ de deux contours F et \tilde{F} | 139 |
| 4.16 | Illustration du schéma de minimisation par programmation dynamique avec un exemple de fonction de correspondance. | 141 |
| 4.17 | Test du recalage de contours 2D sur des formes synthétiques. Représentation des contours et de la transformation appliquée | 142 |
| 4.18 | Résultats du recalage proposé sur les contours synthétiques donnés en figure 4.17, en utilisant la programmation dynamique, pour différentes valeurs de $\alpha \in [0, 1]$ | 143 |

| | | |
|------|---|-----|
| 4.19 | Résultats du recalage proposé sur les contours synthétiques en utilisant le schéma itératif | 144 |
| 4.20 | Test du recalage proposé sur des formes synthétiques en présence d'occlusion. Forme occluse obtenue à partir de la forme 4.17(c). | 144 |
| 4.21 | Résultat du recalage proposé sur une forme synthétique en présence d'occlusion, en utilisant le schéma itératif, pour différentes valeurs de $\alpha \in]0, 1]$. On recale la forme occluse donnée en figure 4.20 par rapport à la référence 4.17(a). | 145 |
| 4.22 | Résultats du recalage de formes. La forme alignée, avec l'algorithme robuste et avec l'algorithme non robuste ; la forme de référence est donnée en figure 4.17(a) et la forme à recalcr en figure 4.20. | 146 |
| 4.23 | Forme moyenne et variance locale (par classe) des formes externes des otolithes impliqués dans la base d'images <i>AFORO</i> | 147 |
| 5.1 | Illustrations des difficultés de reconnaissance sur la base de test MPEG-7. Exemples de formes qui ne sont pas visuellement similaires aux autres échantillons de leur propre classe. | 153 |
| 5.2 | Illustrations des difficultés de reconnaissance sur la base de test MPEG-7. Exemples de paires de formes issues de classes différentes mais qui sont très similaires. | 153 |
| 5.3 | Le taux de réussite de la classification par la distance en mono-échelle et l'algorithme <i>plus proche voisin</i> (en %) sur la base MPEG-7 au regard des valeurs de α (α est le coefficient qui contrôle la régularité de la solution). | 154 |
| 5.4 | Exemples de formes de classes différentes mais à courbures analogues. | 158 |
| 5.5 | La variation du taux d'erreur de classification par forêt aléatoire. (a) : En analyse mono-échelle. (b) : En analyse multi-échelle. | 159 |
| 5.6 | La variation du taux d'erreur de classification en analyse mono-échelle par SVM à noyau polynômial en fonction du degré d du polynôme. | 159 |
| 5.7 | Exemples d'images d'otolithes entières de différentes espèces de poissons | 160 |
| 5.8 | Carte des stocks des coquilles Saint-Jacques considérées dans l'expérience (<i>E3</i>) et exemple d'images de coquilles issues de deux stocks différents. | 162 |
| 5.9 | Illustration de la mise en correspondance automatique des points clés dans l'approche géodésique. L'appariement des formes en utilisant l'approche géodésique fait correspondre de lui-même les points habituellement utilisés en comparaison de formes en "morphométrie géométrique" (MG) | 168 |
| 5.10 | Illustration de la difficulté de discrimination entre les deux classes <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) et <i>Sparailon</i> (<i>Diplodus annularis</i>). Les formes des otolithes sont très proches et la principale différence réside dans la série d'arcs d'ellipses qui composent le contour des otolithes de <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>). Cette caractéristique est très bien décrite par les descripteurs elliptiques de Fourier. | 169 |
| 6.1 | Recalage de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes | 175 |

| | | |
|------|---|-----|
| 6.2 | Résultats du recalage iconique des deux images d'otolithes | 176 |
| 6.3 | Représentation d'une image impliquant une séquence de formes par une fonction potentielle. | 176 |
| 6.4 | Recalage de séquences de formes | 177 |
| 6.5 | Recalage d'images synthétiques. Le recalage basé sur la géométrie est capable de trouver la transformation réelle, celui basé sur l'intensité ne l'est pas. | 180 |
| 6.6 | Variation de l'erreur quadratique moyenne de $ \phi $ et de θ en fonction du nombre d'itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste | 181 |
| 6.7 | Un exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes. | 183 |
| 6.8 | Un exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes. | 184 |
| 6.9 | Un autre exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes. | 184 |
| 6.10 | Un exemple d'otolithe d'âge 8 ans pour lequel l'estimation de l'âge par recalage des signaux $1D$ n'a pas réussi (âge estimé de 6 ans). Le profil d'intensité montre bien la complexité des structures périphériques. . . . | 188 |
| 6.11 | Recalage d'images appliqué à la topographie cornéenne. | 189 |
| 6.12 | Recalage d'images de deux coupes transversales d'un tronc d'arbre d'âge 30 ans. | 191 |
| 6.13 | Mise en évidence des différences sur les images originales et recalées de la figure 6.12. | 192 |

Liste des tableaux

| | | |
|-----|---|-----|
| 4.1 | Illustration du gain apporté par l'algorithme robuste (en terme d' EQM_θ) pour quelques formes particulières de la fonction de transformation. . . . | 143 |
| 4.2 | Les EQM_θ obtenues par l'algorithme itératif incrémental en sa version robuste et non robuste, avec des initialisations de ϕ à différents angles de la solution correcte (35° , 45° , 90° et 135°). Le gain apporté par la solution robuste est rappelé en fin du tableau. Cette expérience est réalisée à partir des formes synthétiques données en figure 4.17, la solution correcte correspond à l'angle 0° | 145 |
| 5.1 | Comparaison de l'approche proposée aux approches de l'état d'art sur la base d'images MPEG-7. Le taux de classification (taux de réussite) est mesuré par l'algorithme plus proche voisin et le taux de recherche par le test <i>Bull's eye</i> | 155 |
| 5.2 | Les différents taux de réussite obtenus selon la distance et le type de classification utilisés sur la base MPEG-7. | 158 |
| 5.3 | Identification d'espèce de poisson sur la base d'images de l'expérience ($E1$) - les résultats sont donnés en termes de nombre d'otolithes correctement identifiés par rapport au nombre d'échantillons de la classe. La méthode basée-géodésiques dans l'espace de formes surpasse nettement les méthodes de Fourier (DFC et DFE). | 163 |
| 5.4 | Identification d'espèce de poisson sur la base d'images de l'expérience ($E1$) - matrice de confusion pour les trois méthodes utilisées. | 164 |
| 5.5 | Identification du stock de poissons (rouget barbet) sur la base d'images de l'expérience ($E2$) - les résultats sont donnés en termes de taux de bonne classification. Pour chacune des trois méthodes, les algorithmes plus proche voisin, forêt aléatoire et SVM ont été évalués. La méthode des géodésiques surpasse nettement les méthodes de Fourier (DFC et DFE). | 165 |
| 5.6 | Identification du stock de coquilles Saint-Jacques sur la base d'images de l'expérience ($E3$) - les résultats sont donnés en termes de taux (en %) des coquilles correctement identifiées. L'algorithme utilisé est celui du plus proche voisin. Là encore la méthode basée géodésiques surpasse nettement les méthodes de Fourier. | 166 |

| | | |
|-----|--|-----|
| 5.7 | Identification du stock de coquilles Saint-Jacques sur la base d'images de l'expérience (E3) - matrice de confusion pour la méthode géodésique. . . | 167 |
| 5.8 | Illustration de l'analyse multi-variable avec l'exemple de l'expérience (E2). L'identification du stock est basée sur les deux informations forme et croissance à la fois. Taux de réussite (en %) par l'algorithme du plus proche voisin. | 170 |
| 6.1 | Comparaison entre le recalage iconique et le recalage proposé basé-géométrie | 182 |
| 6.2 | Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage de l'information 1D - matrice de confusion de la classification. | 186 |
| 6.3 | Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage des images - matrice de confusion de la classification. | 186 |
| 6.4 | Comparaison des performances des méthodes proposées pour l'estimation de l'âge avec celles des techniques développées auparavant à partir de la détection des stries de croissance. | 187 |
| 6.5 | Taux de réussite en classification et en recherche, selon la distance utilisée, obtenus sur la base d'images MPEG-7. | 198 |
| 6.6 | Résultats de la classification de formes - Pourcentage des formes correctement classées. | 199 |

Glossaire

$1D$: Mono-dimensionnel
 $2D$: Bi-dimensionnel
CCN : Coefficient de Corrélation Normalisée
CP : Chance Probability (Probabilité de chance)
CPF : Chance Probability Function (Fonction de probabilité de chance)
CSS : Curvature Scale Space (Courbure multi-échelle)
DAG : Directed Acyclic Graph (Graphe orienté acyclique)
DFC : Descripteurs de Fourier Complexes
DFE : Descripteurs de Fourier Elliptiques
DTW : Dynamic Time Warping (Déformation temporelle dynamique)
 E : Énergie
 E_D : Terme d'énergie lié à la similarité entre les données
 E_R : Terme d'énergie lié à la régularisation
EA : Erreur Absolue
EDO : Équation Différentielle Ordinaire
EDP : Équation aux Dérivées Partielles
EQ : Erreur Quadratique
EQM : Erreur Quadratique Moyenne
ESC : Entropie de Shannon Conjointe
ESd : Entropie de Shannon du signal différence
FFT : Fast Fourier Transform (Transformée de Fourier rapide)
HPM : Hierarchical Procrustes Matching (Correspondance procrustéenne hiérarchique)
ICP : Iterative Closest Point (Algorithme du point le plus proche itéré)
ICPMS : Inductively Coupled Plasma Mass Spectrometry (Spectrométrie de masse à plasma couplé par induction)
IDSC : Inner-Distance Shape Context (Contexte de forme avec distance interne)
IM : Information Mutuelle
IRMS : Isotope Ratio Mass Spectrometry (Spectrométrie de masse à ratio isotopique)
 k -PPV : k -Plus Proches Voisins
MG : Morphométrie Géométrique
MPI : Mean Posterior Improvement (Amélioration moyenne *a posteriori*)
MR : Magnetic Resonance imaging (Imagerie par résonance magnétique)
PET : Positron Emission Tomography (Tomographie par émission de positrons)

RC : Rapport de corrélation

SC : Shape Context (Contexte de forme)

SVM : Support Vector Machines (Séparateurs à Vaste Marge)

TFD : Transformée de Fourier Discrète

WDS : Wavelength-Dispersive Spectrometry (Spectrométrie en dispersion de longueur d'onde)

Introduction générale

Contexte et motivations

Le développement de nouveaux outils fiables pour la caractérisation des ressources halieutiques est un enjeu majeur pour améliorer l'évaluation et la gestion des écosystèmes marins exploités. Évidemment, les ressources halieutiques ne sont pas inépuisables et par suite leur exploitation est régie par un certain nombre de mesures de gestion mises en œuvre. Ces mesures de gestion sont fondées sur la connaissance de l'état des ressources halieutiques (stocks de poissons par exemple) et des niveaux de capture compatibles avec une exploitation durable. Chaque année, des experts donnent leur avis concernant des centaines de stocks de poissons¹. Ces opinions reposent principalement sur la taille et l'âge des poissons débarqués par la pêche commerciale, les rejets et les prises des campagnes scientifiques en mer [Campana et Thorrold, 2001; Laurec et Le Guen, 1981].

L'échantillonnage des poissons en taille et en âge permet en particulier d'estimer un paramètre clé de la dynamique des populations exploitées : la croissance [Lester et al., 2004; Yu et Wann, 2009]. L'estimation de la loi de croissance des poissons permet d'une part de comprendre certains traits d'histoire de vie des espèces et des populations (longévité, âge de la maturité sexuelle, périodes de reproduction, migrations, mortalité...) [Bagenal, 1974; Mairteinsdottir et Begg, 2002; Summerfelt et Hall, 1987], d'autre part de reconstruire l'état et la structure démographique des stocks exploités. Ces données sont utilisées afin d'évaluer comment les stocks se projeteront à court terme selon différents scénarios d'exploitation, et finalement d'identifier ceux de ces scénarios qui sont compatibles avec une exploitation durable [Aldebert et Recasens, 1996; Quinn et Deriso, 1999; Troadec, 1992]. En raison de l'appauvrissement actuel de nombreuses ressources halieutiques, la demande et le besoin de données de croissance ne cessent de s'accroître pour aider à la prise de décision en matière de gestion des pêcheries et d'exploitation durable des ressources aquatiques. Dans ce contexte, l'otolithe, concrétion de carbonate de calcium située au niveau de l'oreille interne du poisson, est considéré comme une véritable archive biologique et environnementale à l'instar des cernes des arbres, permettant de reconstituer à la fois des paramètres environnementaux (température, salinité...) et des traits de vie individuels des poissons (âge, croissance, reproduction, migration...) [Campana, 2005; Panfili et al., 2003; Radhakrishnan et al., 2009; Silva et

1. et coquillages.

Stewart, 2006; Treble et al., 2008]. Afin d'estimer la croissance et d'établir la structure démographique de chaque stock de poisson étudié, des centaines de milliers de pièces (otolithes, écailles...) sont prélevées par mois, par trimestre, et chaque année sur un échantillon représentatif [Amezcuca, 2006; Campana et Thorrold, 2001].

L'otolithe montre des patrons de structures périodiques qui sont liées aux changements dans le milieu où se trouve le poisson (tels que les changements de température) et aux facteurs endogènes tels que des événements ontogéniques [Panfili et al., 2003]. La figure 1 présente un exemple d'image d'une coupe d'otolithe. En observant cette image, on aperçoit une alternance de zones concentriques opaques et translucides. Cette alternance, qui fait penser aux couches concentriques visibles sur une coupe de tronc d'arbre, permet d'évaluer l'âge du poisson. Chaque année se sont déposées une couche opaque et une couche translucide (voir chapitre 1 pour plus de détails sur la structure de l'otolithe).

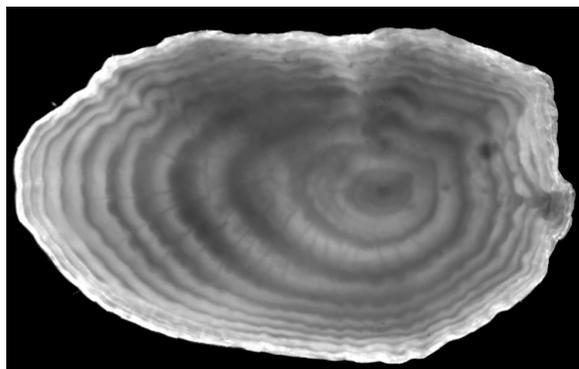


FIGURE 1 – Image d'une coupe transversale d'un otolithe de Plie d'âge 10 ans vue en lumière réfléchi. Pour déterminer l'âge du poisson il suffit de compter le nombre de stries observées. Les espaces entre les stries sont fonction de la croissance du poisson chaque année.

Outre la détermination de l'âge et la loi de croissance, les otolithes de poissons² peuvent servir à la reconnaissance de l'espèce et/ou de la population. En effet, les formes externes des otolithes de poissons sont fortement influencées par les facteurs environnementaux et génétiques. Les otolithes ont alors une forme externe distinctive qui est souvent caractéristique de l'espèce et du stock considérés [Gaemers, 1988; L'abee-Lund, 1984]. L'identification des espèces de poissons à partir des otolithes est un enjeu majeur dans de nombreuses études écologiques marines. Par exemple, les otolithes récupérés dans l'estomac ou dans des déjections d'animaux pourraient être utilisés pour déterminer le spectre alimentaire [Jobling et Breiby, 1986; Johnson et al., 2006; Martucci et al., 1993; Olsson et North, 1997; Ross et al., 2005; Veldkamp, 1995; West et al., 2009; Zijlstra et Van Eerden, 1995]. La discrimination du stock est aussi une nécessité de base pour la gestion des pêcheries pour un certain nombre de raisons [Begg et al., 1999; Jonsdottir et al., 2006; Kutkuhn, 1981; Ponton, 2006], y compris l'affectation des captures parmi les pêcheries possibles, la quantification du degré d'échanges entre

2. les pièces calcifiées marines en général.

les individus des stocks de poissons qui se mélangent sur des aires de reproduction ou d'engraissement³, l'identification des sous-populations pour un stock donné . . .

Dans l'analyse des pièces calcifiées, l'existence d'une forte variabilité inter-individuelle dans leur formation est à l'origine des difficultés rencontrées. Pour s'affranchir des variabilités inter-individuelles, on a besoin d'un outil de synchronisation des images et des signaux extraits des pièces étudiées. Ainsi, grâce à cet outil, les variations inter-individuelles seront atténuées, et les études de comparaison pourront se faire à partir de l'information véritablement utile. De plus, afin d'étudier les similarités et/ou les différences entre les différentes observations et d'en construire des modèles statistiques, il nous faut un système de référence commun qui permet de les représenter et d'en éliminer les inter-variabilités. Cette problématique est connue en traitement du signal et de l'image sous le nom de **recalage**. Les outils de recalage sont aujourd'hui d'un grand intérêt et touchent plusieurs domaines applicatifs comme la vision industrielle [Moon et al., 2004], l'imagerie de surveillance [Le Moigne et al., 2003; Liying et Weidong, 2009] et surtout l'imagerie biomédicale [Guo et al., 2005; Makela et al., 2002; Ramirez et al., 2003; Shams et al., 2010].

Les outils de recalage développés sont divers et variés selon le type de signaux et d'images traités et selon l'application considérée [Le Moigne et al., 2003; Shams et al., 2010; Van den Elsen et al., 1993]. La qualité des images par exemple, en particulier le contraste et la résolution, est très variable d'une modalité à l'autre, allant d'un niveau élevé à un niveau très faible. Le développement méthodologique doit prendre en considération les caractéristiques propres à chaque application afin d'assurer une efficacité optimale d'analyse.

Nous nous intéressons aux signaux et aux images issus de l'analyse de l'otolithe du poisson comportant de fortes variabilités inter-individuelles, car de nature biologique. Les images obtenues sont souvent peu contrastées même si elles présentent des structures géométriques spécifiques. L'objectif de cette thèse est par conséquent la mise au point d'outils robustes pour faire correspondre différents signaux et images utilisés dans l'analyse et l'interprétation de l'otolithe et les ramener à la même référence. Le système de recalage établi devra servir en plus à la reconnaissance de l'espèce et du stock du poisson sur la base de la comparaison de la forme externe de la pièce calcifiée⁴.

Contributions de la thèse

Le travail principal sera d'établir des schémas de recalage robuste de signaux et d'images, ainsi qu'une mesure de similarité efficace pour la reconnaissance de formes (classification et recherche). Les méthodes élaborées devront être appliquées sur différents signaux et images issus de la biologie où l'on peut observer une forte variabilité inter-individuelle menant à des mesures aberrantes.

3. la définition précise des stocks demeure un défi pour les scientifiques de la gestion de la pêche car il n'est pas encore possible de cartographier directement les stocks.

4. ce travail rentre dans le cadre d'une collaboration avec l'IFREMER, France.

– Recalage de signaux 1D

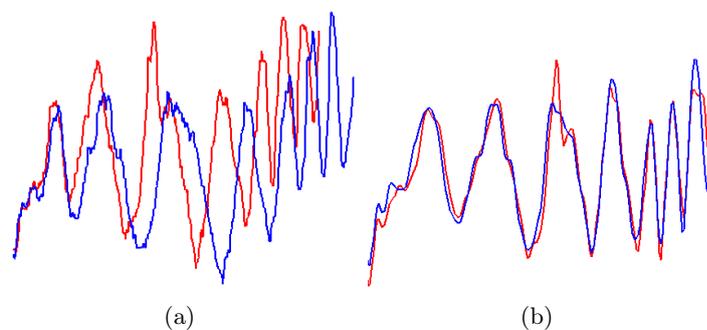


FIGURE 2 – Exemple de recalage de signaux 1D. (a) : Deux courbes représentant le profil d'intensité du niveau de gris sur deux radiales de deux images d'otolithes de Plies du même groupe d'âge (4 ans). (b) : Les deux courbes représentées après un recalage non-linéaire.

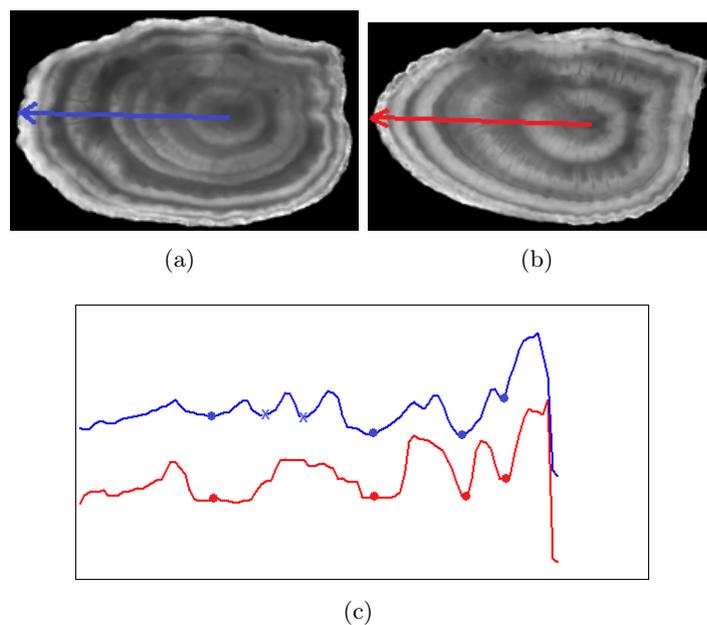


FIGURE 3 – (a) et (b) : Deux images d'otolithes de Plie du même groupe d'âge (4 ans). Sur chacune de ces deux images, le lecteur a placé une radiale pour définir une zone préférentielle de lecture. (c) : Les deux profils d'intensité (le long des deux radiales) synchronisés par un recalage 1D. L'un des deux profils synchronisés laisse apparaître la présence de deux faux anneaux qui ne sont pas des marques annuelles. Les marques annuelles sont indiquées par un rond plein • et les faux anneaux par un ×.

Tout d'abord nous proposons une approche de recalage robuste de signaux 1D ([RI-3],[CI-2],[CN-1]). Cette approche est appliquée dans des problèmes biologiques réels comme l'analyse de la variabilité individuelle en vue d'une aide à l'interprétation. La fi-

gure 2 donne un exemple des signaux à recaler et montre bien la forte variabilité présente dans ce type de signaux. Dans la figure 3 nous avons reporté un autre exemple pour illustrer l'aide à l'interprétation que cet outil peut apporter. Les deux profils d'intensité sont synchronisés par le recalage de signaux $1D$. On peut voir sur l'un des deux profils l'apparence de deux faux anneaux qui ne sont pas des marques annuelles. L'apparence des faux anneaux peut être interprétée comme la traduction d'un stress qu'a vécu le poisson durant sa vie à l'année correspondante.

– Recalage et reconnaissance de contours de formes

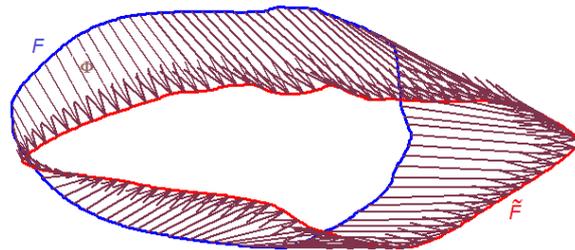


FIGURE 4 – Exemple d'une mise en correspondance de deux formes (externes) d'otolithes pour l'identification de l'espèce. On propose de faire une comparaison locale de formes dans le but de la reconnaissance de formes $2D$.

L'approche de recalage a été adaptée ensuite pour le recalage de courbes $2D$ et la reconnaissance de formes à partir de leur contour ([RI-2],[RI-3],[CI-2],[CN-1]). La figure 4 montre un exemple de recalage de contours d'otolithes pour l'identification du stock et/ou de l'espèce du poisson. Cette approche est basée sur la minimisation d'une fonction de coût issue de l'analyse des géodésiques de forme [Younes, 2000]. La mesure de similarité issue du recalage des contours est ici exploitée pour la reconnaissance de formes.

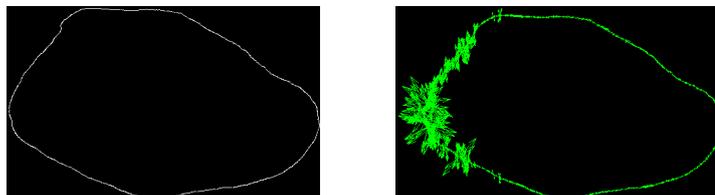


FIGURE 5 – Forme moyenne et variance locale d'un ensemble de contours externes d'otolithes. L'image de gauche est la forme moyenne. La taille de la flèche en chaque point de l'image de droite est proportionnelle à la variation du contour en ce point.

Le recalage de contours $2D$ est aussi appliqué pour établir des modèles statistiques (forme moyenne et variance) qui permettent de représenter les variabilités observées sur les formes. La figure 5 montre un exemple de la forme moyenne calculée sur un ensemble de contours d'otolithes de poissons de même espèce avec les variances aux

différents points. On peut bien observer que la variabilité de forme est très localisée, ce qui justifie la nécessité d'une méthode d'analyse locale des formes d'otolithes.

– Recalage d'images de séquences de formes

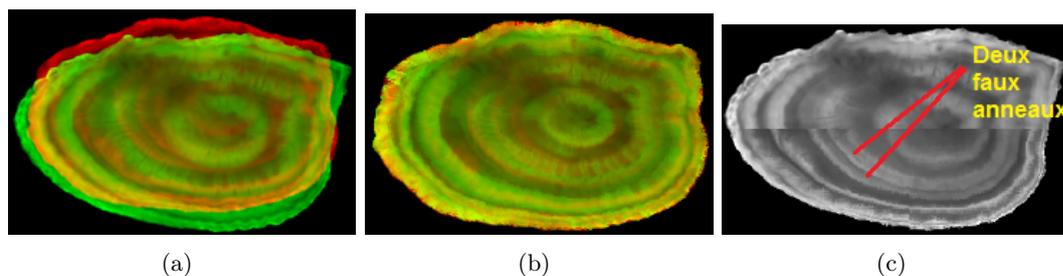


FIGURE 6 – Exemple de recalage d'images. (a) : Deux images d'otolithes de Plies du même groupe d'âge (4 ans). (b) : Les deux images représentées après un recalage les ramenant au même référentiel. Le recalage de ces images est basé sur l'information géométrique induite par les anneaux de croissance observés. (c) : Deux moitiés des deux images recalées. On observe l'apparence de deux faux anneaux au cours d'une année de la vie d'un des deux poissons.

L'approche de recalage de contours de formes est étendue ensuite pour recalier des images présentant des séquences de formes comme les images d'otolithes ([RI-3],[CI-4]). La figure 6 donne un exemple de recalage d'images d'otolithes. Les approches de recalage basées sur l'intensité de niveau de gris ne réussissent pas à recalier les images d'otolithes qui sont le plus souvent très peu contrastées. L'approche proposée, basée-géométrie, réussit à recalier les images d'otolithes et de-là les structures géométriques qui se trouvent sur ces images.

– Ouverture des outils proposés

Une autre contribution de la thèse concerne la pertinence et l'applicabilité des outils développés en vision par ordinateur ([RI-1],[RI-3],[CI-1],[CI-3]). Leur efficacité a été démontrée en utilisant des images de référence (base de test MPEG-7) et à partir de quelques images biomédicales (images de la vidéokératographie) et de la biologie végétale (images de coupes de tronc d'arbres).

Organisation du document

Ce document est organisé principalement en deux parties, chacune composée de plusieurs chapitres.

La première partie, "Généralités", vise à présenter le cadre général du travail proposé dans cette thèse. Dans le chapitre 1 nous faisons une introduction sur la structure de l'otolithe de poisson et sur les études menées pour analyser et interpréter cette structure par ordinateur. Le chapitre 2 a pour objectif de donner au lecteur un état de l'art sur les

techniques de recalage de signaux et d'images. Le chapitre 3 est consacré à un aperçu des techniques de représentation et de reconnaissance de formes par ordinateur.

La deuxième partie, "Méthodologie et validation" présente le travail réalisé dans cette thèse. Dans le chapitre 4 intitulé "Recalage de signaux $1D$ et de courbes $2D$ " nous proposons une approche de recalage robuste de signaux $1D$ et nous l'appliquons aux signaux d'otolithes. Dans le même chapitre, nous proposons d'utiliser les géodésiques de formes pour recalculer les contours de formes $2D$. Ces formes $2D$ étant codées par leurs fonctions tangentes aux contours, leur recalage revient à recalculer deux signaux $1D$. Nous présentons ici une première application directe de l'algorithme proposé comme un outil d'élaboration de modèles statistiques de formes. Une illustration est donnée à partir des formes d'otolithes. Nous proposons ensuite, dans le chapitre 5, "Classification de contours de formes $2D$ ", une nouvelle technique de classification utilisant les géodésiques de formes, basée sur le recalage $1D$. Cette technique est comparée à un état de l'art des méthodes employées, à partir de la base de test MPEG-7 largement utilisée pour l'évaluation des techniques de classification et de recherche de formes. La technique est appliquée ensuite à la classification des formes de pièces calcifiées pour l'identification du stock et d'espèces de poissons et de coquilles. Le chapitre 6 généralise l'approche de recalage proposée pour les contours $2D$ afin de recalculer des images impliquant des séquences de formes, comme les images d'otolithes. Comme applications, nous présentons des expérimentations sur des images d'otolithes de poissons, des images de troncs d'arbres et des images issues de la topographie cornéenne.

Dans la conclusion, nous récapitulons les réalisations effectuées par ce travail de thèse. Les nouveautés apportées aux applications biologiques et à la vision par ordinateur sont exposées avec les principaux résultats obtenus. Enfin, nous évoquerons les perspectives que nous proposons pour la présente étude.

Première partie

Généralités

Chapitre 1

Introduction sur les otolithes

Sommaire

| | | |
|------------|--|-----------|
| 1.1 | Introduction | 27 |
| 1.2 | Sclérochronologie | 28 |
| 1.3 | Otolithes | 29 |
| 1.3.1 | Définition | 29 |
| 1.3.2 | Structure | 30 |
| 1.3.3 | L'otolithe comme archive individuelle pour l'écologie marine | 32 |
| | Traits et conditions de vie | 32 |
| | Âge du poisson | 33 |
| | Croissance du poisson | 33 |
| | Étapes de la vie larvaire | 33 |
| | Identité du poisson | 34 |
| | Caractérisation de stock ou de population | 34 |
| 1.4 | Analyse d'otolithes assistée par ordinateur | 35 |
| 1.4.1 | Pré-traitement | 35 |
| 1.4.2 | Extraction des anneaux de croissance | 36 |
| 1.4.2.1 | Analyse unidimensionnelle | 37 |
| 1.4.2.2 | Modèles déformables | 39 |
| | Bulle localement déformable | 39 |
| | "Template" qualitatif | 40 |
| | Extraction semi-locale et validation bayésienne | 41 |
| 1.4.2.3 | Démodulation et construction de graphe | 41 |
| 1.4.2.4 | Segmentation par système multi-agent | 42 |
| 1.4.3 | Détection automatique du nucleus | 43 |
| 1.4.4 | Reconstruction de la morphogénèse de l'otolithe | 44 |
| 1.4.5 | Méthodes statistiques pour l'estimation de l'âge et de la croissance | 45 |
| 1.4.6 | Analyse de formes pour l'identification d'espèce et la discrimination du stock | 46 |
| 1.4.7 | Extraction des caractéristiques locales | 47 |

| | | |
|------------|---|-----------|
| 1.4.7.1 | Extraction des axes de croissance | 47 |
| 1.4.7.2 | Estimation de mesures locales | 48 |
| 1.5 | Discussion et positionnement de la thèse | 50 |

1.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à une présentation des généralités, biologiques et techniques, sur la sclérochronologie et en particulier à l'étude de l'otolithe, pièce calcifiée à l'intérieur de l'oreille interne du poisson utilisée pour reconstruire les traits de vie du poisson [Campana, 2005].

Ce chapitre commence par introduire la sclérochronologie qui est la science qui étudie les pièces calcifiées des organismes vivants, dont l'analyse de l'otolithe fait partie (section 1.2). Nous présentons ensuite l'otolithe de poisson tout en décrivant sa structure particulière ; nous donnons un rapide aperçu de l'utilisation des otolithes dans les études biologiques et marines puis nous faisons le point sur l'intérêt d'analyser ces pièces (section 1.3). Nous terminons ce chapitre par une description des techniques développées en traitement du signal et de l'image pour l'analyse des pièces calcifiées, notamment les otolithes (section 1.4).

1.2 Sclérochronologie

La sclérochronologie est la science qui étudie les traits d'histoire de vie des animaux aquatiques (poissons, céphalopodes...) à partir de l'analyse de leurs pièces calcifiées (otolithes, statolithes, écailles, coquilles...). Elle se base sur l'étude de divers types de signaux structurels, qu'ils soient chimiques et/ou optiques, dans le but d'estimer l'âge et la croissance des individus. Elle permet d'estimer la période et la durée d'événements marquants de l'histoire individuelle. Ces données sont essentielles à la compréhension des traits de vie des espèces et à l'étude de la structure démographique des populations et de leur dynamique [Campana, 2005; Panfili et al., 2003].

Nous nous intéressons dans cette thèse à la sclérochronologie des poissons dont les pièces calcifiées montrent des patrons de structures périodiques qui sont liées aux variations du taux de croissance induites par des changements dans le milieu où se trouve le poisson (tels que les changements de température) et des facteurs endogènes tels que des événements ontogéniques [Bagenal, 1974; Campana et Neilson, 1982; Summerfelt et Hall, 1987].

La détermination exacte de l'âge des poissons est un élément particulièrement important pour l'étude de la dynamique des populations. Elle constitue la base des calculs menant à la connaissance de la croissance, de la mortalité, du recrutement et autres paramètres fondamentaux des populations [Aldebert et Recasens, 1996; Burel et al., 1996; Campana et Thorrold, 2001; De Pontual et al., 2006; Fablet et al., 2007; Landa et al., 2002; Macchi et al., 2006; Mairteinsdottir et Begg, 2002; Silva et Stewart, 2006; Treble et al., 2008].

Trois principaux types de pièces se sont avérés porteurs d'information, ce qui a abouti à la division de la sclérochronologie en trois sous-disciplines : la scalimétrie, qui traite des écailles, l'otolithométrie, qui traite des otolithes et la squelettochronologie, qui traite des os.

Les écailles, les arêtes, les rayons de nageoire et les otolithes ont tous été utilisés pour déterminer l'âge des poissons, car ils forment souvent, à l'instar d'autres parties osseuses du poisson, des anneaux annuels comparables à ceux des arbres. Ce sont, toutefois, les otolithes qui permettent généralement de déterminer le plus précisément l'âge, en grande partie grâce à leur croissance continue durant le cycle vital du poisson et à leur nature acellulaire (signifiant qu'ils ne sont pas sujettes à la résorption). Ces caractéristiques donnent aux otolithes un avantage de taille par rapport aux écailles et à d'autres structures, en particulier chez les poissons les plus âgés. C'est pourquoi les otolithes sont devenus la matière privilégiée dans la détermination de l'âge des poissons et des millions d'otolithes sont analysés chaque année à cette fin [Campana et Thorrold, 2001].

1.3 Otolithes

1.3.1 Définition

Le mot *otolithe* vient du grec, *otos* : oreille et *lithos* : pierre. Donc, *otolithe* signifie littéralement *pierre d'oreille*, il s'agit bien de "pierre" et non d'os. Ces "pierres" se trouvent dans le crâne du poisson, juste à l'arrière du cerveau. Les otolithes (Figure 1.1) ne sont pas reliés au crâne du poisson, mais flottent librement derrière le cerveau, à l'intérieur des conduits mous et transparents de l'oreille interne [Dunkelberger et al., 1980; Fay, 1984; Popper et Hoxter, 1981; Tavalga et al., 1981]



FIGURE 1.1 – Otolithes d'un merlu.

Les otolithes sont des concrétions calcaires qui communiquent les vibrations sonores, dans le labyrinthe de l'oreille interne des poissons osseux (Téléostéens). Ils interviennent dans l'audition et l'équilibre (permettant au poisson de se situer dans son milieu). Ils sont présents dès la fin du stade embryonnaire (en fin d'incubation pour les œufs de salmonidés) et s'accroissent ensuite avec le développement de l'organisme. Il en existe trois paires qui diffèrent en forme et en taille. Ces différents types d'otolithes se sont répartis dans différentes cavités cérébrales [Popper et Hoxter, 1981; Popper et Lu, 2000] :

- *la sagitta* dans le sacculus,
- *l'asteriscus* dans le lagena et
- *le lapillus* dans l'utriculus.

Chez la plupart des espèces, les sagittae sont les plus utilisés car ce sont les plus grands et les plus faciles à prélever. La majeure partie des études sur la formation des otolithes s'est focalisée sur la sagitta et le sacculus. Dans la littérature, le terme *otolithe* est souvent utilisé pour décrire une seule des trois paires, généralement la paire de sagittae [Fay, 1984; Panfili et al., 2003].

1.3.2 Structure

Chimiquement, les otolithes des poissons sont des concrétions minéralisées de carbonate de calcium ($CaCO_3$) généralement cristallisées sous forme d'aragonite. Au cours de la cristallisation, certains éléments chimiques ($Sr, Mn, Mg, Fe, Cl, Na, K, P \dots$), issus de l'environnement, peuvent s'incorporer au carbonate de calcium. Ces éléments ne sont pas indispensables à la formation de l'otolithe, mais ils y précipitent avec les molécules structurales de l'otolithe en formation. Leur concentration dans l'otolithe reflète donc leur concentration dans l'endolymphe¹ [Campana, 1999]. L'analyse microchimique de ces éléments incorporés durant la vie des individus peut permettre la reconstruction des traits de la vie du poisson [Campana et Thorrold, 2001].

En morphométrie, les otolithes ne grandissent pas nécessairement à la même vitesse dans les trois dimensions. Une sagitta typique a une forme elliptique sur son plan sagittal. S'il existe un modèle de l'otolithe, il sera composé d'un certain nombre de couches concentriques ayant des rayons différents. Selon la quantité de matière organique dans chaque couche ou zone, son aspect variera d'extrêmement opaque à complètement hyalin (transparent). Les zones opaques sont formées principalement d'une matière organique : les protéines, et les zones transparentes principalement de matière minérale : le calcium [Blacker, 1969; Summerfelt et Hall, 1987]. La première zone déposée est généralement appelée le *nucleus* ou noyau de l'otolithe.

L'otolithe peut montrer des séries de structures d'accroissement sur une échelle de temps s'étalant d'un rythme journalier à un rythme annuel. La figure 1.2 montre un exemple des anneaux journaliers et un autre des anneaux annuels. Ces patrons reconnaissables sont légèrement différents, bien qu'au niveau opérationnel ils soient le résultat de variations de la quantité relative de calcium et de protéines sur les accroissements ou les zones [Blacker, 1969; Morales-Nin, 1986; Summerfelt et Hall, 1987].

L'estimation de l'âge du poisson dépend des changements visibles de la croissance de l'otolithe. Les patrons de croissance les plus intéressants se situent à quatre niveaux de résolution [Campana et Thorrold, 2001; Panfili et al., 2003] :

- **Accroissements primaires**, permettant une résolution des jours. Ces marques journalières sont très fines et peuvent être mises en évidence grâce à la tétracycline. Ces anneaux ne sont visibles qu'aux forts agrandissements (microscopie photonique ou électronique). Ils varient en épaisseur de moins de $1 \mu m$ à $12 \mu m$ [Bagenal, 1974].
- **Zones saisonnières**, permettant une résolution de plusieurs mois ou d'une saison de croissance. Ces anneaux sont parfois distinguables sur des otolithes entiers (sans traitement préalable) et/ou après une préparation adaptée. Les deux principaux types de marque saisonnière ont des opacités différentes. Deux méthodes d'éclairage sont généralement utilisées pour la visualisation des images d'otolithes (figure 1.2). En cas de visualisation par lumière transmise, les zones opaques sont sombres et les zones translucides sont lumineuses ; tandis que par lumière réfléchie, ce sont les zones opaques qui apparaissent claires et les zones transparentes qui ap-

1. L'endolymphe est le liquide contenu dans le labyrinthe membraneux de l'oreille interne des vertébrés.

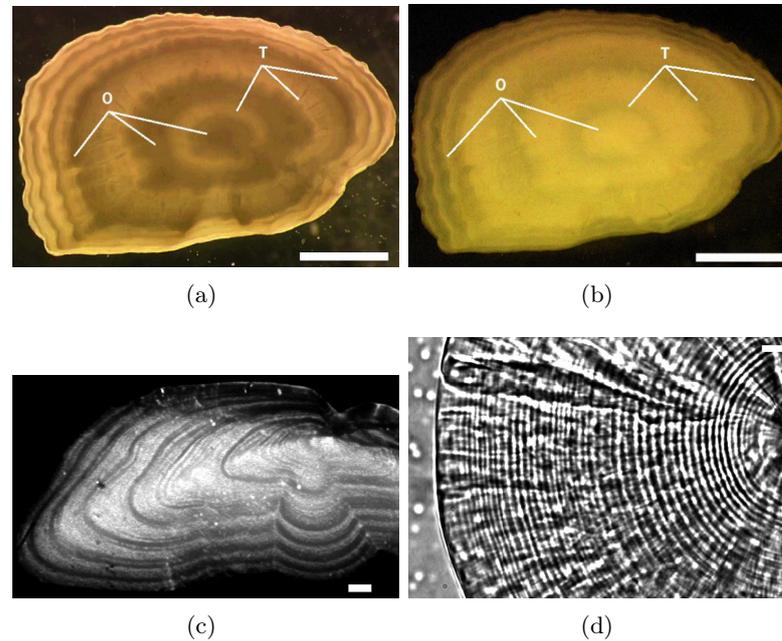


FIGURE 1.2 – (a) et (b) : Otolithe entier de Plie (*Pleuronectes platessa*) montrant les zones saisonnières opaques (O) et translucides (T) observées sous une lumière transmise ((a)) et sous une lumière réfléchie ((b)) sur un fond noir. Les zones opaques sont sombres sous une lumière transmise et lumineuses sous une lumière réfléchie, et c’est l’inverse pour les zones translucides. Échelle : 2 mm. (c) et (d) : Représentation des anneaux de croissance observés sur une image d’otolithe d’une Morue Atlantique (*Gadus morhua*). (c) : Anneaux annuels. Échelle : 1 mm. (d) : Anneaux journaliers. Échelle : 10 μm .

paraissent sombres. Il arrive qu’une image d’otolithe prise par l’une des méthodes d’éclairage apporte plus d’information qu’une image du même otolithe mais prise par l’autre méthode d’éclairage. Les zones saisonnières peuvent atteindre quelques centaines de microns de largeur et sont parfois visibles à l’œil nu ou avec de faibles agrandissements (10 \times à 40 \times). La différence du taux de matrice organique dans les deux zones peut être soulignée soit par une opération de brûlage qui transforme la matrice organique en une marque opaque brune, soit après coloration avec des colorants spécifiques [Panfili et al., 2003].

- **Accroissements annuels** appelés aussi marques ou anneaux annuels ou *annuli*, permettant une résolution des années. De nombreux poissons de régions tempérées et tropicales montrent des accroissements annuels comprenant, normalement, des zones opaques et translucides. Le dépôt opaque correspond aux couches formées durant l’hiver, le dépôt translucide correspond aux couches formées durant l’été. Ces dépôts sont généralement visibles à l’œil nu car les stries sont assez larges. La taille des stries dépend des conditions climatiques ; en hiver, la croissance est ralentie, en été, elle est accélérée : cela est dû à une plus grande quantité de nourriture disponible pour le poisson, de plus la température plus élevée est

propice au fonctionnement des enzymes.

- **Discontinuités (ultra) structurales** dans l’otolithe, correspondant à des stress variés qui ne sont pas nécessairement réguliers durant la vie de l’individu. Elles peuvent être distinguées avec de forts ou parfois de faibles agrandissements, mais en général après une préparation préalable. La matrice organique est généralement abondante dans ces discontinuités et par suite elles sont généralement bien visibles après une attaque acide superficielle [Morales-Nin, 1986].

1.3.3 L’otolithe comme archive individuelle pour l’écologie marine

L’exploitation des otolithes est basée sur la capacité qu’ils ont par modification de leur structure à mémoriser l’activité métabolique, reflet des phénomènes de croissance et d’événements relatifs au cycle vital (éclosion, métamorphose, reproduction...) ou d’ordre éco-physiologiques (stress divers) [Campana et Neilson, 1985; Campana et Thorrold, 2001; Jones, 2000]. Du fait qu’ils enregistrent les traits d’histoire de vie des individus, les otolithes ont été décrits comme de véritables *boîtes noires* [Lecomte-Finiger, 1999] ou *CD-ROM* [Radhakrishan et al., 2009] des poissons.

Les caractéristiques des otolithes (forme, dimensions, composition chimique, microstructure) sont utilisées dans de nombreuses études scientifiques s’étalant sur trois échelles principales [Campana, 2005].

- Échelle individuelle : étude des traits de vie individuels, comme l’âge, la croissance, la migration, l’origine natale, de l’identification d’espèce, de la localisation géographique et de la période de la ponte... [Campana et Neilson, 1985; L’abee-Lund, 1984; Secor et al., 1995; Silberschneider et al., 2009; Treble et al., 2008; Volk et al., 2010]
- Échelle de la population : études des structures démographiques, des distributions des âges à maturité, du mélange ou structure des stocks... [Aldebert et Recasens, 1996; Begg et Brown, 2000; Gerber et al., 2009; Troadec, 1992]
- Échelle de l’environnement : étude de la température, de la pollution, de la contamination... [Burke et al., 1993; Campana et Neilson, 1985; Neilson et Geen, 1982]

Traits et conditions de vie Les étapes du développement de l’organisme s’inscrivent dans l’otolithe, et aussi les conditions de vie du milieu. Ces informations sont décelables d’une part par les variations d’épaisseur des marques et d’autre part à partir de leur composition chimique. C’est ainsi que les changements de milieu (passage par un estuaire), l’abondance ou l’absence de nourriture, les pollutions, les stress, seront mis en évidence [Burke et al., 1993; Campana et Thorrold, 2001; Radhakrishan et al., 2009]. La température du milieu par exemple a un rôle sur la largeur et la netteté des marques journalières des otolithes; cette largeur diminue en températures froides. En plus, plusieurs éléments chimiques de l’otolithe (Ca, Sr, Na, K, Mg, Ba et P) sont trouvés corrélés à la température et la salinité de l’eau. D’où par une analyse chimique, les migrations entre les marines, l’eau douce et des habitats estuariens peuvent être suivies à partir des variations prévisibles dans le rapport de strontium - calcium ou de la concentration isotopique dans les otolithes. L’analyse chimique élémentaire des otolithes est égale-

ment appliquée à comprendre l'influence des obstacles physiques lors de leur migration. [Campana et Neilson, 1985; Neilson et Geen, 1982; Radhakrishan et al., 2009].

Âge du poisson Les données sur l'âge des poissons sont essentielles à la compréhension des traits d'histoire de vie des espèces et des populations (longévité, âge au recrutement, âge à la maturité sexuelle, mortalité) et à l'étude de la structure démographique des populations et de leur dynamique (par exemple dans les modèles d'estimation basés sur une structuration en âge). Ces données sont largement utilisées pour aider à la prise de décision en matière de gestion des pêcheries et d'exploitation durable des ressources halieutiques [Campana, 2005; Laurec et Le Guen, 1981]. Pour estimer l'âge du poisson on compte sur l'otolithe le nombre de stries, en différenciant les stries annuelles des autres stries [Amezcuca, 2006; Stevenson et Secor, 1999; Summerfelt et Hall, 1987]. En effet, des marques suite à des stress (reproducteurs, carences alimentaires, pollution...) peuvent également perturber l'estimation de l'âge [Campana et Neilson, 1985]. C'est pourquoi depuis quelques années certaines études explorent la possibilité d'utiliser la morphométrie de l'otolithe (par exemple le poids de l'otolithe) comme estimateur de l'âge du poisson [Bermejo, 2007; Cardinale et al., 2004; Doering-Arjes et al., 2008; Muir et al., 2008; Pino et al., 2004; Steward et al., 2009].

Croissance du poisson Comme la croissance corporelle (somatique) des poissons et la croissance des otolithes sont souvent en forte corrélation, la largeur des stries de croissance de l'otolithe reflète le taux de croissance somatique [Xie et al., 2005]. Les estimations sur la taille du poisson à un âge donné sont d'une grande importance dans la gestion et la conservation des ressources halieutiques exploitables, la reproduction artificielle et les pratiques de l'aquaculture [Laurec et Le Guen, 1981; Quinn et Deriso, 1999]. L'estimation de la loi de croissance des poissons permet de comprendre certains traits d'histoire de vie des espèces et des populations (longévité, âge de la maturité sexuelle, périodes de reproduction, migrations, mortalité...) [Bagenal, 1974; Mairteinsdottir et Begg, 2002; Summerfelt et Hall, 1987] et permet d'autre part de reconstruire la structure démographique des captures, ce qui sert à connaître l'état et la structure démographique actuels des stocks exploités. Ces données sont utilisées afin d'évaluer comment les stocks se projettent à court terme selon différents scénarios d'exploitation, et finalement d'identifier lesquels de ces scénarios sont compatibles avec une exploitation durable [Aldebert et Recasens, 1996; Quinn et Deriso, 1999; Troadec, 1992].

Étapes de la vie larvaire Non seulement on peut évaluer l'âge du poisson en années, mais aussi en jours pour un poisson jeune. En effet, des marques journalières très fines sont visibles à très fort grossissement au microscope optique et bien sûr en microscopie électronique à balayage. On peut ainsi connaître avec une grande exactitude l'âge des larves de poissons [Campana et Thorrold, 2001]. L'analyse des microstructures journalières, c'est-à-dire leur dénombrement et la mesure de leur épaisseur, va permettre non seulement d'évaluer l'âge en jours des larves mais aussi d'appréhender les différentes

étapes du développement larvaire : l'éclosion, la résorption des réserves vitellines, l'ouverture buccale, le premier repas planctonique, les premiers jours de vie... C'est ainsi que, à partir de l'étude des otolithes de civette (petite anguille transparente qui arrive sur les côtes d'Europe, depuis la mer des Sargasses où elle est née, et après avoir traversé l'Atlantique), la durée de migration larvaire transatlantique des anguilles a pu être évaluée à une année [Ahrenholz et al., 1995; Burel et al., 1996; Campana et Neilson, 1982; Pothin et al., 2006; Reveillac et al., 2008].

La microanalyse chimique complète des informations obtenues à partir de l'examen de la microstructure peut renseigner sur des événements exceptionnels survenus pendant la vie larvaire. Le rapport O_{18}/C_{13} renseigne par exemple sur la température et sur la profondeur de la masse d'eau à laquelle le poisson a éclos. Le rapport Sr/Ca indique les mouvements migratoires anadromes [Lecomte-Finiger, 1999].

Identité du poisson L'otolithe a une forme distinctive qui est souvent caractéristique de l'espèce du poisson à laquelle il appartient. La forme de l'otolithe varie d'une espèce à une autre, mais elle est relativement constante au sein d'une espèce. Cette notion de spécificité sert de base à une reconnaissance ou une identification des espèces de poissons [Gaemers, 1988; L'abee-Lund, 1984]. En paléontologie, la science qui étudie les restes fossiles des êtres vivants du passé, les otolithes servent comme précieux outils car ils permettent l'identification du poisson. L'ensemble des données obtenues par l'étude des otolithes permet de retracer le paléoclimat, la paléobathymétrie, la paléoclimatologie, la paléoécologie... [Nolf, 1993, 1995; Nolf et Brzobohaty, 2002; Reichenbacher et Kowalke, 2009]. Une autre application basée sur l'identification de l'espèce de poisson à partir de l'otolithe consiste en la définition du régime alimentaire et des habitudes alimentaires de certains gros poissons, de Cétacés ichtyophages et d'oiseaux. En effet, les otolithes sont lentement digérés et sont exploitables dans l'analyse des contenus d'estomacs ou des déjections d'animaux [Jobling et Breiby, 1986; Martucci et al., 1993; Olsson et North, 1997; West et al., 2009]. Le cormoran est ainsi connu pour être un grand consommateur de poissons. L'analyse des otolithes trouvés dans son estomac et/ou dans ses déjections permet de conclure quant à ses habitudes alimentaires [Johnson et al., 2006; Ross et al., 2005; Veldkamp, 1995; Zijlstra et Van Eerden, 1995].

Caractérisation de stock ou de population L'identification du stock du poisson est aussi une nécessité de base pour la gestion des pêcheries [Begg et al., 1999; Kutkuhn, 1981]. L'analyse de la morphologie et l'analyse chimique des otolithes peuvent être utilisées pour la détermination des stocks des poissons. En analyse de la morphologie, la forme de l'otolithe et ses variations intra-spécifiques sont autant d'éléments qui permettent de caractériser des stocks poissons. Les dimensions précises du nucleus, la forme externe du contour de l'otolithe, le poids, la variation de la largeur des accroissements et d'autres mesures morphométriques ont été utilisés pour la discrimination des stocks [Begg et Brown, 2000; Begg et al., 2000; Bird et al., 1986; Bolles et Begg, 2000; Cardinale et al., 2004]. Chimiquement, des variations dans les compositions élémentaires et isotopiques dans les otolithes (la présence ou l'absence de certains éléments

ou composés chimiques) ont montré qu'ils peuvent être utilisés comme marqueurs naturels ou des étiquettes de différents stocks géographiques [Campana et Neilson, 1985]. Ces marqueurs chimiques ont été utilisés pour déterminer la natalité d'un stock donné, le lieu natal des poissons, le mélange des stocks et des populations... [Gagliano et McCormick, 2004].

1.4 Analyse d'otolithes assistée par ordinateur

Des centaines de milliers d'otolithes sont analysés et interprétés chaque année par les laboratoires travaillant dans le domaine de l'évaluation des stocks [Campana et Thorrold, 2001]. Ce grand nombre d'échantillons est nécessaire pour avoir une bonne idée sur l'état des stocks pour ensuite prendre les décisions convenables respectant les conditions biologiques et écologiques [Quinn et Deriso, 1999]. Ce travail fastidieux se fait toujours par des lecteurs humains experts. Un expert humain compte visuellement les marques de croissance et doit aussi parfois mesurer la taille des accroissements, afin d'estimer l'âge et d'établir la courbe de croissance.

De plus, le travail humain est toujours accompagné de subjectivité car les images des otolithes présentent le plus souvent des faux anneaux, des anneaux dédoublés ou discontinus, des zones où les anneaux sont resserrés ou ne peuvent pas être distingués, ce qui perturbe la lecture de l'expert qui pourra fournir, sur un même otolithe, deux interprétations différentes à deux instants différents. Par conséquent, le travail fourni par les experts humains est un travail subjectif, lent et manquant de précision. D'où la nécessité de trouver des méthodes automatisées ou semi-automatisées capables de détecter les stries d'otolithes et de bien les interpréter pour estimer ensuite l'âge et la croissance ; comme nous l'avons déjà souligné, la fiabilité des résultats de l'analyse des pièces calcifiées est essentielle à une gestion correcte des stocks halieutiques [Panfili et al., 2003].

Dans ce paragraphe, nous présentons sommairement l'utilisation actuelle du traitement et de l'analyse d'images pour l'interprétation des pièces calcifiées. Initialement, les méthodes proposées pour faciliter l'interprétation des pièces calcifiées n'ont pas pris en considération la perception continue et bidimensionnelle des stries. Mais ensuite différents outils se sont développés dans le but de caractériser correctement les formes bidimensionnelles des stries de croissance.

1.4.1 Pré-traitement

L'image de l'otolithe qu'on traite par ordinateur est obtenue suite à un nombre d'opérations induisant le plus souvent différents types de bruit [Panfili et al., 2003]. Les sources de dégradation de l'information pertinente sont donc nombreuses et la diversité du matériel ne permet pas toujours d'extrapoler les solutions mises au point sur une espèce et un type de préparation donnés. Ainsi, en général, des pré-traitements numériques de l'image (rehaussement du contraste, optimisation de la dynamique, débruitage, détection du bord...) sont nécessaires en amont de toute analyse et interprétation. Cependant ce pré-traitement ne doit pas entraîner des effets négatifs sur les résultats

attendus, allant du simple déplacement d'une marque de croissance à l'introduction de marques supplémentaires.

En pré-traitement d'images d'otolithes, des algorithmes assez classiques en vision par ordinateur sont utilisés tout en prenant en compte la spécificité de ces images. Pour le débruitage par exemple, on utilise un filtrage gaussien linéaire paramétré en fonction de la largeur du plus petit anneau de croissance à conserver [Benzinou, 2000].

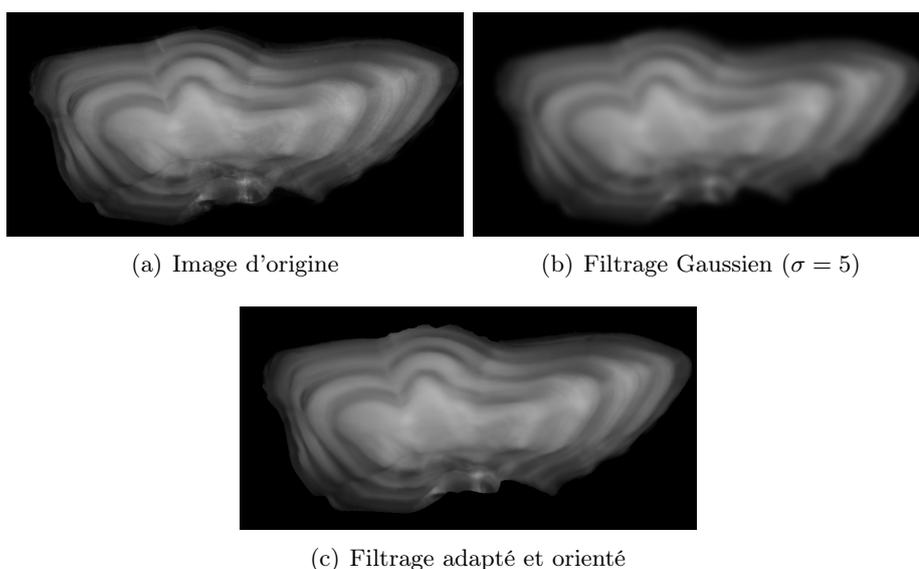


FIGURE 1.3 – Lissage adapté d'image d'otolithe [Chessel, 2007]. Le lissage adapté conserve mieux les structures pertinentes de l'image que le lissage Gaussien du même ordre.

Les techniques de lissage non-linéaire [Alvarez et al., 1993; Tschumperlé, 2006; Weickert, 1998], adaptées aux images naturelles et qui essaient de préserver les contours de type saut d'amplitude, ne sont pas particulièrement adaptées aux images d'otolithes, qui en sont dépourvues. Récemment, la reconstruction de la morphogénèse de l'otolithe à partir d'un potentiel U [Fablet et al., 2008] est appliquée dans le pré-traitement, plus précisément le filtrage, adapté aux images d'otolithes. Avec le potentiel estimé U correspondant, il est possible de définir un lissage orienté et adaptatif des images d'otolithes [Chessel, 2007]. Un exemple du filtrage adapté et orienté d'image d'otolithe est montré en figure 1.3; ce lissage conserve mieux les structures pertinentes de l'image que le lissage Gaussien [Chessel, 2007].

1.4.2 Extraction des anneaux de croissance

L'estimation de l'âge et de la croissance du poisson est essentiellement basée sur le dénombrement et la localisation des patrons de croissance. C'est pourquoi, dans la littérature, la majorité des travaux proposés pour l'analyse de l'otolithe par ordinateur traite du problème de la détection des anneaux de croissance. Au début, les approches

étaient basées sur l'analyse unidimensionnelle de signaux extraits sur des radiales [Troadec, 1991, 1992; Welleman et Storbeck, 1995]; les premiers outils de traitement d'images d'otolithes se limitaient alors à l'utilisation de profils simples pour détecter des zones de croissance sur des images numériques. Ensuite, d'autres approches se sont développées pour introduire des techniques d'analyse bidimensionnelle des images [Benzinou, 2000; Fablet, 2006a; Fablet et al., 2008; Rodin et al., 2004].

1.4.2.1 Analyse unidimensionnelle

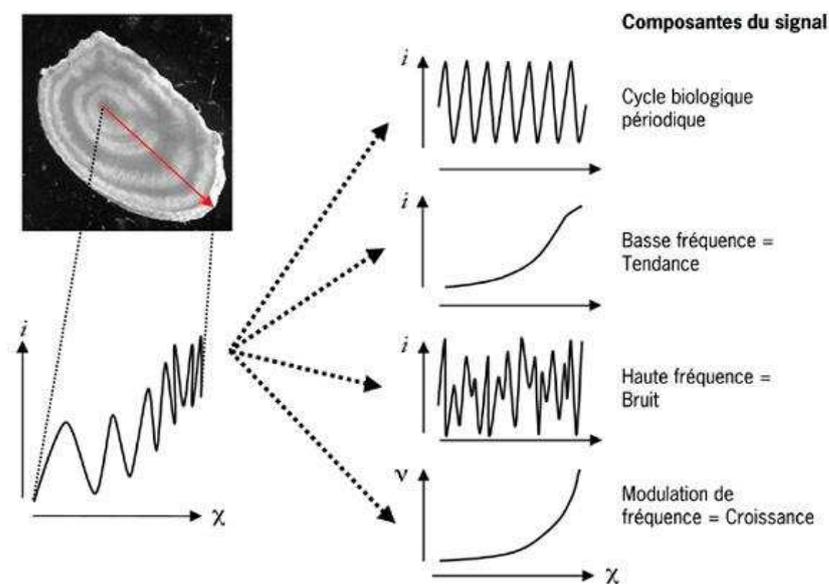


FIGURE 1.4 – Analyse du profil d'intensité du niveau du gris sur une radiale [Troadec et Benzinou, 2002].

Dans un profil $1D$ (figure 1.4), les anneaux sont assimilés à des extrema d'intensité (pics ou vallées). Des filtres linéaires de lissage sont utilisés pour sélectionner les pics et les vallées les plus significatifs. Une fois la tendance enlevée (les anneaux du bord sont plus clairs que ceux du centre) et la fréquence démodulée (les marques de croissance sont plus rapprochées près du bord que près du nucleus), on tombe sur un signal oscillant de période annuelle (figure 1.4). Il convient alors de recourir à des traitements linéaires classiques, tels que la transformée de Fourier, pour venir estimer le nombre de périodes (stries) contenus dans le signal. Cependant, en travaillant sur un seul profil d'image, on perd de façon certaine toute information relative à la continuité des anneaux. Le signal sera par conséquent très sensible aux défauts locaux pouvant être interprétés à tort comme des pics ou des vallées.

H. Troadec avait proposé dans [Troadec, 1991, 1992] la première méthode pour le traitement des images d'otolithes basée sur une technique de reconnaissance de formes. Afin de se rapprocher d'une perception de la continuité locale, l'étude n'est plus limitée à

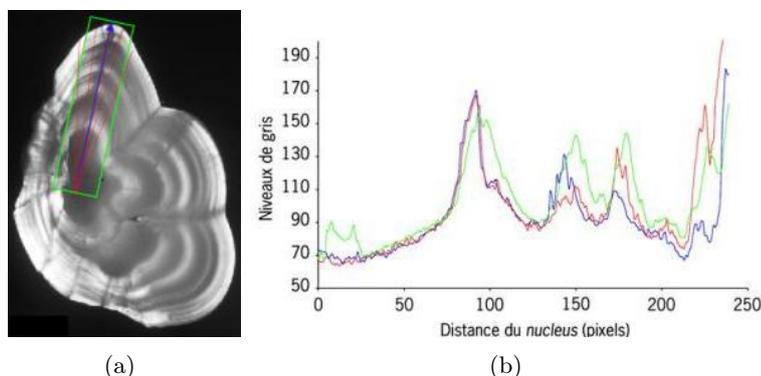


FIGURE 1.5 – Analyse de différents profils sur une image d’otolithe [Troadec et Benzinou, 2002]. (a) : On extrait multiples profils (lignes de points rouges) dans une zone d’intérêt (cadre vert). (b) : Représentation graphique montrant que les profils simples manqueront quelques anneaux tandis que les profils multiples tendront à déplacer des anneaux ou à sur-estimer leur largeur. Le signal bleu : profil simple ; le vert : profils moyennés ; le rouge : médiane des multiples profils radiaux synchronisés.

une seule radiale. On extrait les niveaux de gris sur n radiales R_i ($i = 1 \dots n$) situées dans une région d’intérêt, partant du noyau vers le bord de l’otolithe (figure 1.5). L’image est ensuite transformée en coordonnées polaires, en faisant apparaître les différentes radiales R_i . Pour tout rayon fixe, r , on cherche la valeur médiane des différents niveaux de gris des différentes valeurs angulaires, θ_i , et on l’attribue à une radiale synthétique, R_s :

$$R_s = \text{Mediane}_{i=1 \dots n} I[r, \theta_i] \quad (1.1)$$

Ainsi, la radiale synthétique R_s combine les données à partir de plusieurs profils. Par ailleurs, l’originalité de cette méthode réside dans l’introduction d’un modèle de croissance *a priori* (une métrique) pour démoduler le signal biologique, c’est-à-dire pour soustraire la non-linéarité de la largeur des accroissements. Le modèle de croissance utilisé est celui de Von Bertalanffy [Von Bertalanffy, 1938]. Ce modèle est défini par : $L_t = L_\infty(1 - e^{-k(t-t_0)})$ où L_∞ est la longueur asymptotique hypothétique, k est le coefficient de croissance, t_0 est le temps hypothétique auquel la longueur du poisson est égal à 0 et t est l’âge. Ce traitement a été appliqué aux cas d’otolithes de larves de Soles [Lagardère et Troadec, 1991, 1997].

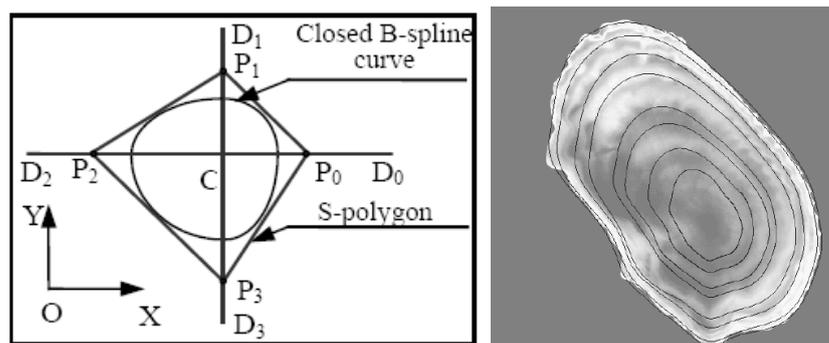
Une autre méthode travaillant sur les niveaux de gris extraits sur plusieurs radiales a été proposée par [Welleman et Storbeck, 1995]. Cette approche n’introduit aucune donnée biologique concernant la loi de croissance et propose d’assimiler le signal synthétique à une série chronologique. La modélisation de cette série permettra de tester l’existence d’un certain nombre d’extrema afin d’en évaluer le nombre, au lieu de démoduler en fréquence le signal et estimer le nombre d’oscillations par analyse spectrale. La modélisation porte précisément sur l’allure de l’enveloppe du signal. Welleman et Storbeck ont appliqué cette technique au cas d’otolithes de Plies où la modélisation

s'effectue au moyen d'une interpolation polynomiale d'ordre 2.

1.4.2.2 Modèles déformables

Les approches de détection et de localisation des anneaux de croissance basées sur les opérateurs classiques de détection de contours n'étaient pas suffisamment efficaces et avaient beaucoup de limitations lorsque l'image était bruitée, texturée et faiblement contrastée. En effet, les opérateurs locaux sont très sensibles aux bruits et à la texture. De plus, ils ne prennent pas en considération la continuité des contours et nécessitent donc une étape postérieure pour clore les anneaux détectés. Pour résoudre ce problème, les chercheurs ont eu recours à des méthodes de détection de contours qui utilisent des données concernant la géométrie des contours à détecter.

Bulle localement déformable En s'inspirant de l'idée du modèle de contours actifs [Kass et al., 1987], [Benzinou et al., 1997] a proposé l'utilisation d'un nouveau modèle déformable, qu'il a appelé la bulle localement déformable, pour détecter les anneaux de croissance sur les images d'otolithes. Le modèle proposé est basé sur une représentation B-spline paramétrique. La bulle évolue par petites déformations, sous l'action d'une force locale sur des points de contrôle, proportionnellement à la résistance locale. L'évolution de la bulle est également contrainte par addition d'information de haut niveau ; la loi de croissance est introduite pour adapter la vitesse d'avancement des points à la vitesse de croissance de l'otolithe. Les points de contrôle sont distribués de façon à éviter le problème d'agglomération des points rencontrés avec le modèle des contours actifs. La figure 1.6 montre à gauche le modèle proposé pour quatre points de contrôle, et à droite le résultat de détection sur un otolithe de Plie obtenu avec seize points de contrôle.



(a) Schéma du modèle utilisé, pour quatre points de contrôle (b) Résultat sur un otolithe de Plie avec seize points de contrôle

FIGURE 1.6 – Méthode de détection par bulle localement déformable [Benzinou et al., 1997].

La détection des anneaux obtenue par cette méthode sur les images d'otolithes semble intéressante. Les anneaux périphériques, de structure complexe, sont relativement bien détectés. Cependant si l'image comporte des défauts importants, la dérive

ou l’ancrage prématuré des points de contrôle sont à craindre. Pour améliorer les performances de la méthode, [Benzinou, 2000] a suggéré d’adapter le nombre de points de contrôle au cours du traitement d’une image, ce nombre étant dans la première version de la méthode constant.

“Template” qualitatif Un autre nouveau modèle a été proposé par [Benzinou, 2000]. Ce modèle, appelé *Template qualitatif*, est inspiré des travaux de [Yuille et al., 1988] sur la reconnaissance de visages. Les templates s’appuient d’emblée sur les connaissances *a priori* de la géométrie des structures cherchées dans l’image et utilisent un nombre restreint de paramètres. Comme la croissance de l’otolithe est un processus accréctionnaire dans le temps, la formation des anneaux se fait graduellement pendant le développement de l’otolithe ; en fait la forme du bord extérieur ne diffère pas beaucoup des formes des anneaux. C’est ce qu’on appelle la propriété de mémorisation des formes des anneaux de croissance. Dans le modèle *Template qualitatif*, la forme des anneaux de croissance est obtenue à partir de celle du bord réduite à une échelle inférieure par homothétie centrée sur le nucleus. Le modèle, qui est une courbe B-spline avec un certain nombre de points de contrôle, est initialisé à une échelle très petite autour du nucleus pour un processus de déformation itérative. L’accroissement du modèle se fait ensuite grâce à une force de gonflage calculée en fonction des niveaux de gris des pixels compris entre le modèle à l’itération i et le modèle à l’itération $i - 1$. La figure 1.7 montre le principe de la méthode et des résultats sur un otolithe de Plie.

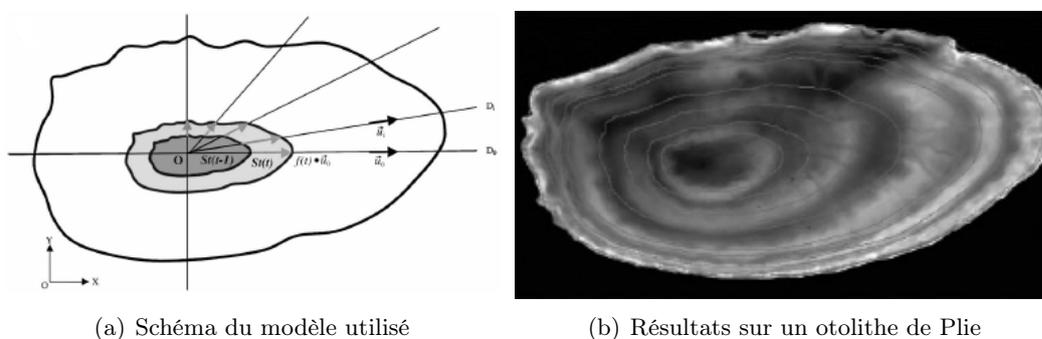


FIGURE 1.7 – Méthode de contour actif par template qualitatif [Benzinou, 2000].

Bien que cette méthode ne donne pas la forme exacte des stries de croissance, elle ne présente pas les problèmes de dérive et d’ancrage qui peuvent être rencontrés dans l’application du modèle de la bulle localement déformable [Benzinou, 2000]. Ce modèle a été expérimenté dans [Troadec et al., 2000] sur un ensemble de 102 images d’otolithes de Plies dont l’âge a été préalablement estimé par un lecteur expert. Les résultats obtenus sont excellents et encourageants pour les poissons jeunes, tandis que pour les poissons âgés les dernières stries ne sont pas détectées et l’erreur d’estimation augmente considérablement. Ceci est dû au fait que les dernières stries chez les poissons les plus âgés ne sont pratiquement visibles que sur une zone restreinte autour du plus grand axe

de croissance, ce qui rend difficile la minimisation de la fonction d'énergie associée au processus d'évolution du modèle.

Extraction semi-locale et validation bayésienne [Fablet, 2006a] a développé une autre approche pour l'extraction et l'interprétation des structures concentriques dans les images d'otolithes. L'approche proposée est constituée de deux étapes. Lors de la première étape, on extrait les anneaux de croissance significatifs correspondant aux crêtes et aux vallées concentriques dans l'image. La deuxième étape a pour but de valider les marques de croissance extraites lors de la première étape. Elle essaye de différencier les marques réelles des fausses marques. Cette mission n'est pas facile du tout ; en effet, l'accord dans l'interprétation des images d'otolithes varie entre les experts de 95% à 85% même avec des images faciles à lire.

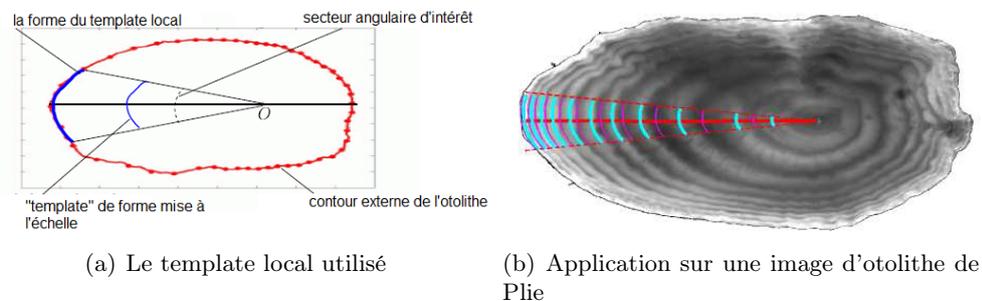


FIGURE 1.8 – L'approche d'extraction semi-locale basée sur un template local [Fablet, 2006a].

La méthode est dite extraction semi-locale, car elle utilise des templates semi-locaux (figure 1.8). Dans des secteurs angulaires prédéterminés, des templates semi-locaux sont adaptés aux segments locaux d'image correspondant à des arêtes ou des vallées. Ce modèle est un bon compromis entre la capacité à s'adapter à la forme locale des anneaux de croissance, et la résistance au bruit dans les images.

Dans [Fablet, 2006a], l'estimation de l'âge et de la croissance est formulée comme un problème de sélection bayésienne d'un sous-ensemble pertinent d'anneaux parmi l'ensemble des anneaux extraits. L'évaluation du schéma bayésien d'interprétation pour un ensemble de 200 otolithes de Plies a validé l'approche en termes d'amélioration des résultats antérieurs obtenus par des approches automatiques et en termes de comparaison aux taux d'agrément inter-experts.

1.4.2.3 Démodulation et construction de graphe

Cette méthode est une variante de la segmentation d'images d'otolithes basée sur la démodulation de l'image et sur la construction de graphe. Elle a été présentée dans [Rodin et al., 1996] puis approfondie dans [Benzinou, 2000, 2008].

L'image de l'otolithe est d'abord transformée en coordonnées polaires par la lecture de l'intensité des pixels se trouvant sur un segment de droite qui est pris comme un

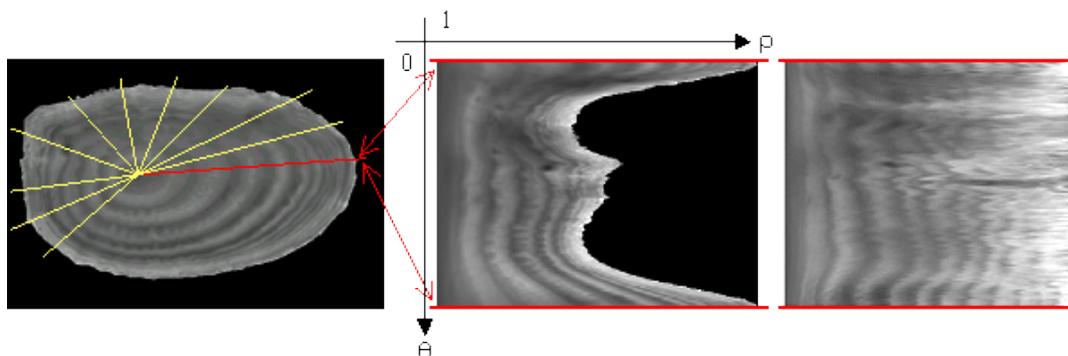


FIGURE 1.9 – Illustration du principe de la transformée polaire par extraction de radiales le long de l'image à transformer [Benzinou, 2008]. Gauche : image originale. Milieu : résultat de la transformation polaire simple. Droite : image polaire étendue.

vecteur tournant avec un pas angulaire constant. Les anneaux de croissance sont représentés sur la nouvelle image par des bandes quasiment parallèles (figure 1.9). L'image (ρ, θ) résultante est ensuite démodulée afin de soustraire la non-linéarité de la largeur des structures à détecter. Après des opérations de binarisation, labellisation et nodage, la construction du graphe se fait en reliant les objets nodés afin de reconstituer complètement les stries de l'otolithe [Benzinou, 2008].

L'algorithme décrit a été testé sur un échantillon de 102 images d'otolithes de Plies [Benzinou, 2008]. Dans le cas d'images à structures bien définies et parfaitement discernables à l'œil humain, on note des résultats très satisfaisants. La construction de graphe correspondante est concluante et modélise bien toutes les stries de l'otolithe. En revanche, lorsqu'on a affaire à des structures mal définies et se rapprochant les unes des autres (cas d'images d'otolithes âgés de plus de cinq ans), quelques problèmes se posent : la reconstruction est parfois partielle et contient des graphes mal positionnés. Ceci est dû à plusieurs raisons. L'étape de pré-segmentation peut effacer les derniers anneaux qui sont en général très étroits et peu contrastés. De plus, ces anneaux n'apparaissent qu'au niveau du grand axe, ce qui rend difficile la reconstruction totale de ces anneaux. À noter aussi que cette méthode est sensible au mauvais pointage du nucleus.

1.4.2.4 Segmentation par système multi-agent

[Guillaud, 2000] a proposé deux algorithmes de détection de contours dans les images d'otolithes utilisant une approche, relativement récente dans le domaine de la vision par ordinateur, basée sur des systèmes multi-agent. Dans un système multi-agents, chaque agent est une entité évoluant dans un environnement physique ou virtuel au sein duquel il peut accomplir des actions. Un agent a la capacité de percevoir cet environnement et de décider des actions à réaliser en fonction de ce qu'il perçoit. Le type d'agent utilisé en traitement d'image pour l'analyse d'otolithes est une entité munie de deux capteurs pouvant percevoir l'intensité des pixels de l'image. Cet agent peut alors se diriger vers

les pixels voisins d'intensité maximale si on veut détecter les maxima d'intensité de l'image, ou bien se diriger vers les pixels voisins d'intensité minimale pour détecter les minima. Un agent peut également mémoriser sa trajectoire et reconnaître s'il a parcouru un contour fermé en retrouvant son point de départ.

Le principal problème rencontré dans les méthodes précédentes était dans la détection des dernières stries d'otolithe de poisson âgé. Ces stries fines seront mieux détectées par une perception plus locale basée sur un système multi-agent (figure 1.10).

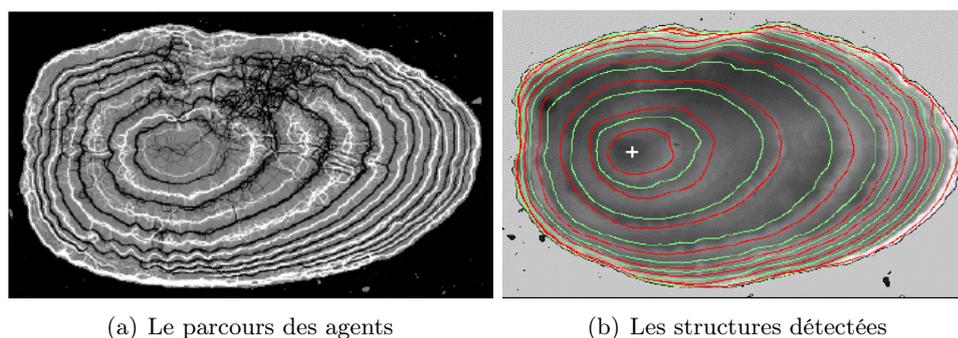


FIGURE 1.10 – Extraction de structure par un algorithme multi-agent [Guillaud, 2000]. Un exemple de résultat sur une image d'otolithe de Plie.

Au premier algorithme [Guillaud et al., 2002b], les agents sont obligés de se déplacer parallèlement au bord extérieur de l'otolithe. Cet algorithme a donné un taux de réussite assez élevé pour les premiers groupes d'âge, toutefois les derniers anneaux d'otolithes de poissons les plus âgés sont moins bien détectés. Le deuxième algorithme a été proposé pour résoudre ce problème [Guillaud et al., 2002a]. Il consiste à évaluer a posteriori la trajectoire suivie par les agents. Le taux de bonne estimation de l'âge est nettement supérieur à celui obtenu par la première méthode, surtout pour les groupes d'âge élevé.

Soulignons qu'avec cette méthode, la forme des anneaux détectés n'est pas totalement contrainte à prendre la forme du contour extérieur, les anneaux détectés ont donc des formes plus proches de la réalité.

1.4.3 Détection automatique du nucleus

La majorité des travaux concernant l'automatisation de la lecture des otolithes était focalisée sur la détection des stries de croissance supposant que la position du nucleus était connue². La détection automatique du nucleus n'a été étudiée que dans les travaux [Cao et Fablet, 2006; Guillaud et al., 2002a; Welleman et Storbeck, 1995].

La méthode proposée dans [Welleman et Storbeck, 1995] consiste à détecter le point le plus sombre dans une région d'intérêt précisée *a priori*. Cette méthode n'est pas robuste en raison de la complexité des images traitées.

2. donnée interactivement par le lecteur expert.

En [Guillaud et al., 2002a], on a proposé d'utiliser un système multi-agent pour détecter le nucleus. La détection se fait avec la détection des anneaux de croissance et nécessite une paramétrisation très complexe. Cette méthode reste tout de même bien compliquée.

[Cao et Fablet, 2006] ont proposé une méthode morphologique de détection automatique du nucleus. L'approche proposée est robuste et évite le problème de paramétrisation. Pour rendre leur approche plus efficace, ils ont eu recours à une méthode en deux étapes basée sur la combinaison des propriétés morphologiques avec la décision a contrario. A la première étape, on détecte automatiquement, par une opération morphologique, une zone d'intérêt où le nucleus se trouve. Ensuite, à la deuxième étape, une détection plus fine et précise de la position du nucleus se fait, en prenant en compte le fait que l'accroissement de l'otolithe au cours du temps n'est pas symétrique. Cette méthode a été testée sur un échantillon de 250 images d'otolithes de Plies dont l'âge s'étale de 1 à 13 ans. On a obtenu des détections satisfaisantes du nucleus.

1.4.4 Reconstruction de la morphogénèse de l'otolithe

Dans [Chessel, 2007; Fablet et al., 2006, 2008] les auteurs ont proposé une méthode capable de reconstituer la morphogénèse³ de l'otolithe. S'appuyant sur une formulation variationnelle, ce problème est posé en termes de construction des niveaux d'une fonction potentielle à partir de l'image de l'otolithe (figure 1.11).

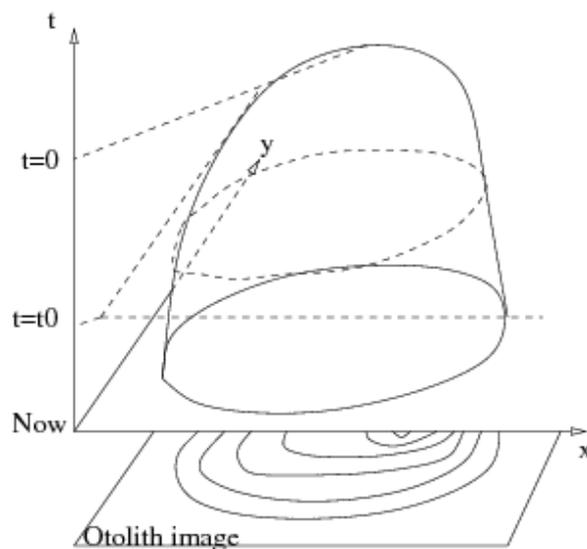


FIGURE 1.11 – Le processus de croissance accréionnaire de l'otolithe est représenté par les lignes de niveaux d'une fonction potentielle U [Chessel, 2007]. La forme à un temps t est donnée par la ligne de niveau $\Gamma_t(U) = \{p \in \mathbb{R}^2 \text{ tel que } U(p) = f(t)\}$ avec f une fonction continue monotone .

L'approche proposée dans le but de la modélisation de la morphogénèse de l'otolithe passe par plusieurs étapes. La première étape consiste à extraire de l'image les points

3. l'histoire de forme en fonction du temps.

d'intérêt et y estimer le champ d'orientation. Ce champ d'orientation est considéré tangent aux anneaux de croissance de l'otolithe, représentant la forme de l'otolithe au cours de la vie du poisson. Ensuite on cherche dans une seconde étape à estimer à partir du champ dense une fonction de potentiel U continue de \mathbb{R}^2 vérifiant $U = 0$ sur le bord de l'otolithe, $U = 1$ au centre, et d'autres contraintes géométriques. Les formes successives de l'otolithe seront les lignes de niveau de ce potentiel. La forme à un temps t est donnée par la ligne de niveau

$$\Gamma_t(U) = \{p \in \mathbb{R}^2 \text{ tel que } U(p) = f(t)\} \quad (1.2)$$

où f est une fonction continue et strictement monotone.

Plusieurs essais de modélisation de la morphogénèse de différentes otolithes ont été effectués pour montrer l'efficacité de la méthode proposée.

1.4.5 Méthodes statistiques pour l'estimation de l'âge et de la croissance

Les méthodes d'estimation de l'âge du poisson à partir de l'analyse de l'otolithe peuvent être différenciées des attributs utilisés et/ou des méthodes statistiques mises impliquées. Les attributs peuvent être des données structurelles (zones de croissance détectées...) ou bien géométriques (poids de l'otolithe, sa longueur...). Nous pouvons trouver aussi des méthodes incluant des caractéristiques extraites du poisson-même. Les méthodes statistiques utilisées sont diverses aussi : régression, analyse en composantes principales, réseaux de neurones, SVM...

L'utilisation de la régression consiste à considérer que les zones de croissance se déposent selon un modèle de croissance relativement régulier et le système est fondé sur l'ajustement d'un modèle de croissance. La première approche a été proposée par [Summerfelt et Hall, 1987] où pour chaque otolithe, un modèle de croissance du type Von Bertalanffy [Von Bertalanffy, 1938] est ajusté à l'ensemble de positions des zones de croissance localisées. L'analyse des résidus de cet ajustement donne une indication sur la validité des anneaux de croissance. Cette approche a été ensuite étendue par l'introduction d'une contrainte dans le processus de la détection des zones, en démodulant le profil de l'image par un modèle de croissance [Lagardère et Troadec, 1997; Troadec, 1991].

[Robirtson et Morison, 1998] ont été les premiers à essayer de bénéficier de l'expérience des experts pour développer un système d'estimation d'âge à partir des images d'otolithes basé sur les réseaux de neurones. Les caractéristiques considérées dans cette étude sont formées par les parties réelle et imaginaire des coefficients de Fourier d'un profil d'intensité le long d'un axe de lecture donné.

Récemment, de nombreuses études explorent la possibilité d'utiliser la morphométrie de l'otolithe comme estimateur de l'âge du poisson [Bermejo, 2007; Cardinale et al., 2004; Doering-Arjes et al., 2008; Muir et al., 2008; Pino et al., 2004; Steward et al., 2009]. En effet, chez certaines espèces les caractéristiques morphométriques de l'otolithe, comme le poids, le volume, l'épaisseur, la forme extérieure et les courbures 3D semblent être liées à l'âge du poisson [Lou et al., 2005]. Fablet et al. ont proposé dans

[Fablet et Le Josse, 2005; Fablet et al., 2004] d'utiliser des méthodes de classification à base de noyaux en particulier de type SVM (Séparateurs à Vaste Marge, *Support Vector Machines*) [Vapnik, 1995], l'analyse en composantes principales et les réseaux de neurones [Bishop, 1995]. Les caractéristiques utilisées sont des caractéristiques extraits de l'image (alternance des anneaux : analyse fréquentielle et spatiale) ainsi que des caractéristiques géométriques (périmètre de l'otolithe, sa surface...). La méthode proposée a été testée dans [Fablet, 2006b] sur 320 images d'otolithes de Plies de groupes d'âge allant de 1 à 6 ans. On a conclu que cette méthode est efficace. Le taux moyen d'estimations correctes est très proche du taux d'agrément inter-experts, mais les erreurs de classification augmentent avec les otolithes de poissons âgés.

D'autres caractéristiques extraites de la croissance des poissons, comme la longueur, ont également été largement utilisées dans les méthodes d'estimation d'âge, dont un exemple est la clé âge-longueur [Kimura et Chikuni, 1987]. Dans [Bermejo, 2007; Bermejo et al., 2007], la classification par âge des poissons est proposé, par le biais des systèmes statistiques d'apprentissage, comme les machines à vecteurs de support [Bermejo et Monegal, 2007; Vapnik, 1995], sur la combinaison des caractéristiques morphologiques de la forme d'otolithe et les autres caractéristiques de la croissance des poissons comme sa longueur, son poids et son sexe. Par ailleurs, on a trouvé que la longueur des poissons, le poids et le sexe ont des capacités discriminantes légèrement supérieures aux caractéristiques morphologiques de l'otolithe à des fins de classification par âge. Toutefois, lorsque les deux types de caractéristiques sont employés ensemble, la plus grande précision est obtenue (vers 75%) [Bermejo et al., 2007]. Cette approche est utile dans les cas où les anneaux de croissance ne sont pas correctement visualisés ou sont indisponibles.

L'utilisation de la classification par apprentissage pour l'automatisation de l'estimation de l'âge à partir des images d'otolithes pose plusieurs problèmes. La croissance des pièces calcifiées est un phénomène qui dépend de plusieurs facteurs. La base d'apprentissage doit donc être mise à jour de temps en temps et modifiée d'un stock à l'autre. De plus, avant de traiter une image d'otolithe avec ces systèmes, il faut être sûr qu'on a déjà introduit dans la base d'apprentissage des données correspondant à la même classe d'âge. Ce nouveau concept est intéressant mais nécessite plus d'effort pour améliorer ses performances.

1.4.6 Analyse de formes pour l'identification d'espèce et la discrimination du stock

Les formes externes des otolithes de poissons sont utilisées dans des applications d'identification de l'espèce [Gaemers, 1988; L'abee-Lund, 1984] et/ou du stock du poisson [Begg et Brown, 2000; Cardinale et al., 2004; Ponton, 2006]. Les méthode d'analyse de formes appliquées doivent assurer l'invariance à la translation, à la rotation et au facteur d'échelle. L'invariance à la translation, à la rotation et et au facteur d'échelle est demandée pour que l'analyse ne soit pas dépendante des conditions d'acquisition d'images telles que la position et l'orientation de la structure calcifiée dans l'image et le facteur de zoom de l'appareil d'imagerie. D'ailleurs, l'invariance au facteur d'échelle

permet aussi d'être indépendant de la taille individuelle de la forme en raison de l'âge et la variabilité de la croissance.

La méthode la plus populaire pour l'analyse de formes d'otolithes repose sur les descripteurs de Fourier [Bird et al., 1986; Duarte-Neto et al., 2008; Torres et al., 2000]. Ces descripteurs sont calculés à partir de points équidistants échantillonnés sur le contour, et la distance entre les formes est définie comme la distance euclidienne entre les descripteurs de Fourier [Persoon et Fu, 1986]. L'utilisation des descripteurs de Fourier elliptiques [Kuhl et Giardina, 1982] a été proposée pour s'adapter aux formes complexes qui présentent des péninsules et des golfes [Cardinale et al., 2004; Tort, 2003].

Récemment, d'autres représentations comme les ondelettes [Chuang et Kuo, 1996] et la courbure multi-échelle (CSS) [Mokhtarian et Mackworth, 1986] ont également été étudiés dans l'analyse des formes des structures calcifiées [Parisi-Baradad et al., 2005]. Une présentation plus détaillée de ces descripteurs sera faite au chapitre 3 de ce mémoire.

Une analyse morphométrique des objets, appelée "Morphométrie Géométrique" (MG), a été suggérée dans [Rohlf et Marcus, 1993] comme une *révolution* dans la morphométrie. Cette approche a connu depuis des avancées significatives et est largement appliquée pour la recherche en biologie [Adams et al., 2004]. Elle se base sur les coordonnées des points de repère identifiables biologiquement et les informations géométriques sur leurs positions relatives. L'efficacité de la MG a été testée pour la comparaison des formes d'otolithes de poissons d'espèces différentes [Ponton, 2006]. Il a été démontré que la MG semble légèrement plus efficace que les approches basées sur l'analyse de Fourier à distinguer les sagittae de quatre espèces de poissons. Dans cette analyse, la MG a été réalisée sur la base de 13 points de repère et semi-repères (points de repère glissants) définis sur la vue latérale de chaque sagitta.

La MG est plus pertinente que l'approche de Fourier en raison de sa comparaison locale des formes. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir d'une analyse globale, et par suite ils sont globaux et non localisés spatialement. Toutefois, on n'est pas toujours en mesure de définir des points repères sur les formes étudiées dans toutes les applications; leur acquisition par des experts est coûteuse. [Bookstein, 1996] avait proposé une technique permettant de détecter automatiquement les différences entre les contours des formes pour analyser les formes par des méthodes basées sur des points de repère sans la définition des points repères.

1.4.7 Extraction des caractéristiques locales

La reconstruction de la morphogénèse de l'otolithe⁴ [Fablet et al., 2008] a été exploitée pour l'extraction automatique de certaines caractéristiques locales des otolithes.

1.4.7.1 Extraction des axes de croissance

Plusieurs études biologiques se basent sur la définition d'un *axe de croissance*, qui peut être décrit comme une courbe normale aux structures de croissance, reliant le nucleus au bord de l'otolithe. Actuellement, ces axes sont soit pris rectilignes soit définis

4. décrite en section 1.4.4.

à la main. La possibilité d'extraire automatiquement des axes de croissance courbes suivant les structures de l'image est donc très attendue dans les études biologiques ; elle peut être faite à partir du potentiel U estimé. En effet, l'orientation du gradient de U est une estimation des directions de croissance. La figure 1.12 montre les résultats de cet algorithme sur deux otolithes sur des points régulièrement espacés le long du bord.

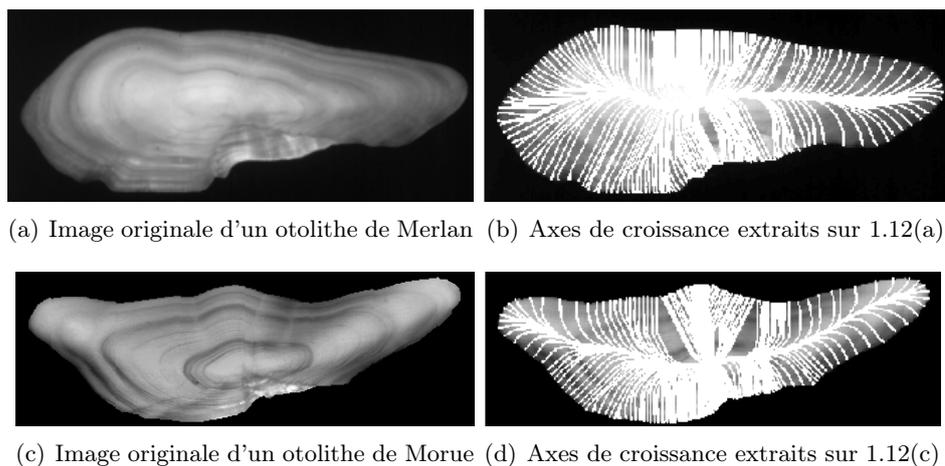


FIGURE 1.12 – Extraction des axes de croissance estimés selon les lignes de champ du gradient de la fonction potentielle U [Chessel, 2007].

1.4.7.2 Estimation de mesures locales

Pour bien comprendre la formation de l'otolithe, il reste nécessaire de faire l'analyse de sa composition chimique en fonction de la croissance locale des structures. A partir du potentiel U , il est possible de définir des mesures locales de croissance à la même résolution que l'image d'origine [Chessel, 2007; Fablet et al., 2009] :

- **Courbure des anneaux** ; étant donnée une paramétrisation polaire $(\rho(\theta), \theta)$ d'une ligne de niveau donnée $\Gamma_t(U)$, la courbure en un point p se calcule par :

$$\text{courbure}(p) = \frac{2\rho'^2(p) + \rho^2(p) - \rho(p)\rho''(p)}{[\rho'^2(p) + \rho^2(p)]^{3/2}} \quad (1.3)$$

- **Incrément de croissance** ; cette caractéristique représente la *vitesse instantanée de dépôt* en un point de l'otolithe. En supposant la fonction U calibrée en temps, il est possible de calculer l'incrément local de croissance en p comme l'inverse du gradient $1/\|\nabla U(p)\|$.
- **Anisotropie de croissance** ; c'est la différence de vitesse de croissance selon les axes. Cette caractéristique peut nous permettre de remonter aux caractéristiques du processus accréionnaire de manière locale.

Pour une ligne de niveau donnée $\Gamma_t(U) = \{p \in \mathbb{R}^2 \text{ tel que } U(p) = f(t)\}$, l'incrément de croissance médian est donné par $\tilde{G}_{\Gamma_t(U)} = \text{median}(1/\|\nabla U(p)\|, p \in \Gamma_t(U))$.

A un pixel p de la ligne de niveau $\Gamma_t(U)$ on associe alors une mesure de l'anisotropie de croissance définie par $[1/\|\nabla U(p)\| - \tilde{G}_{\Gamma_t(U)}]$.

- **Opacité** ; directement mesurée sur l'image, elle est liée aux caractéristiques physico-chimiques de la biominéralisation. Il est généralement supposé que l'opacité est fonction du rapport entre la partie minérale et la partie organique du dépôt accréionnaire.
- **Opacité relative** ; de manière similaire à l'anisotropie de croissance, une opacité relative peut être définie pour étudier les caractéristiques locales des variations de l'opacité. Pour une ligne de niveau $\Gamma_t(U) = \{p \in \mathbb{R}^2 \text{ tel que } U(p) = f(t)\}$, l'opacité médiane est définie comme $\tilde{I}_{\Gamma_t(U)} = \text{median}(I(p), p \in \Gamma_t(U))$ et l'opacité relative en p sur la ligne de niveau $\Gamma_t(U)$ est définie comme $I(p) - \tilde{I}_{\Gamma_t(U)}$.

Un exemple d'illustration est donné en figure 1.13, montrant ces mesures pour un otolithe de Lieu noir.

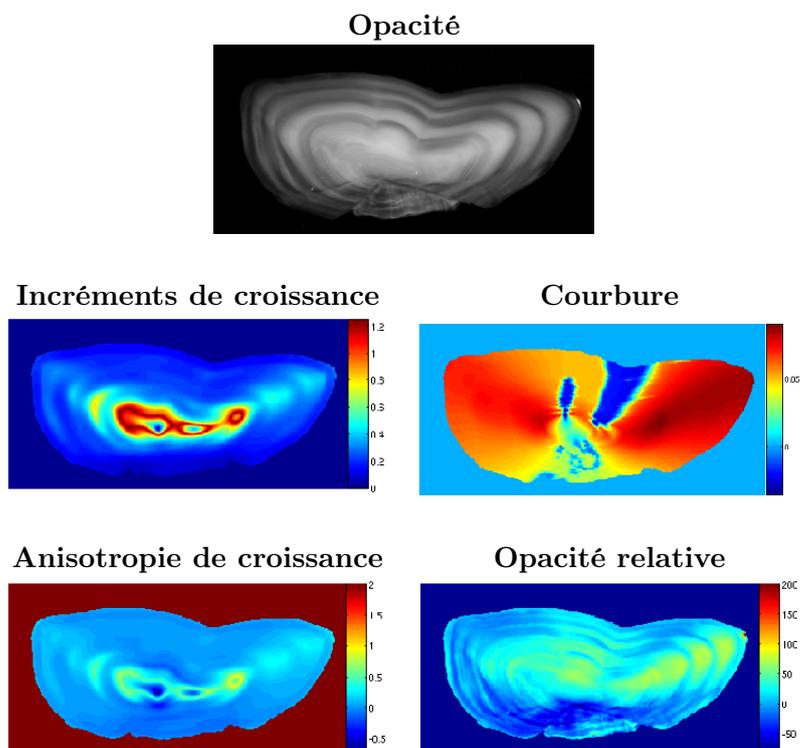


FIGURE 1.13 – Illustration des mesures locales sur un otolithe de Lieu noir en vue d'une étude quantitative et spatialisée de la croissance [Fablet et al., 2008].

1.5 Discussion et positionnement de la thèse

Le traitement et l'analyse d'images d'otolithes interviennent dans deux applications principales : (1) l'étude de l'âge et de la croissance via le comptage et la mesure des incréments de croissance et (2) la discrimination d'espèces et de stocks basée sur l'analyse de la forme du contour externe de l'otolithe.

De nombreux travaux ont traité le problème de la détection des anneaux de croissance des otolithes en vue de l'estimation de l'âge et de la croissance des poissons [Benzinou, 2000, 2008; Fablet et al., 2004, 2008; Guillaud, 2000; Rodin et al., 2004]. Ces méthodes offrent de bonnes performances pour les cas les plus simples, mais la possibilité d'application à des situations plus complexes n'est pas immédiate. Les caractéristiques photométriques des images (faible contraste, non-stationnarité, bruit) et l'existence d'une forte variabilité inter-individuelle dans les dépôts de marques (périodiques ou apériodiques) rendent difficile la définition de méthodes génériques d'extraction robuste des structures d'intérêt. Dans le même temps, l'analyse des caractéristiques chimiques de l'otolithe s'est largement développée [Campana, 2005; Panfili et al., 2003]. L'analyse conjointe des caractéristiques structurelles (marques de croissance, noyaux et axes de croissance, forme spatio-temporelle, périodicité, check...) et chimiques (éléments traces, isotopes stables, spectrométrie infra-rouge) extraites à partir de différentes modalités d'observation⁵ apparaît comme un axe prometteur pour répondre aux objectifs de décryptage de l'archive. Cette analyse conjointe nécessite le développement d'un outil permettant la mise en évidence de similarités ou de différences de patrons structuraux et chimiques sur les otolithes. Ceci peut aider par la suite à valider des marqueurs biologiques individuels.

Si beaucoup de travaux ont été proposés pour l'extraction automatique d'indicateurs, tels que les centres, axes et marques de croissance, on ne trouve pas par contre de travaux développant des méthodes de construction de modèles statistiques de la formation de l'otolithe [Campana, 2005]. Pour mieux comprendre la formation de l'otolithe et pouvoir ensuite bien le décoder, il est nécessaire de faire des analyses quantitatives sur les images : analyse statistique de la forme de l'otolithe et de son évolution tant au niveau inter- que intra-spécifique via le calcul d'un *otolithe moyen*, d'un *otolithe médian*, des variances... Il s'agit de l'élaboration de modèles statistiques, à partir d'images déjà interprétées, qui peuvent servir dans de nouvelles interprétations. Ils peuvent servir de données *a priori* ou de validation, comme c'est déjà fait dans les travaux d'estimation d'âge avec les modèles de croissance [Troadec, 1991, 1992].

L'élaboration de modèles statistiques et celle de mesures de similarité nécessitent une étape préliminaire permettant de ramener les données en un même référentiel et d'en éliminer les inter-variabilités. Cette problématique est connue en traitement du signal et de l'image sous le nom de recalage. Les outils de recalage sont alors d'un grand intérêt. Formellement, le recalage est considéré comme la recherche d'une transformation optimisant une certaine mesure de similarité. Dans la littérature, on a généralement recours à des mesures de similarité issues de mesures de corrélation ou d'information

5. imagerie optique en lumière transmise et réfléchie, WDS, ICPMS, IRMS, Raman...

mutuelle [Veltkamp et Hagedoorn, 2001; Witkin et al., 1987]. Lorsque les signaux sont assez similaires, ces mesures restent suffisantes pour produire des résultats concluants. Toutefois, dans l'analyse des otolithes, les signaux et les images présentent une variabilité inter-individuelle assez importante, ce qui mène à des mesures aberrantes. De plus, les images des otolithes sont peu contrastées et le recalage basé-intensité trouve toutes ses limites pour ce type d'images. Dans ce travail, nous allons proposer des approches robustes de recalage de signaux et d'images basées sur une formulation variationnelle.

D'un autre côté, les études antérieures ont montré la spécificité de la forme des otolithes et son pouvoir à identifier l'espèce du poisson à laquelle il appartient [L'abee-Lund, 1984; Parisi-Baradad et al., 2005]. D'autres études plus récentes ont montré que la forme des otolithes est aussi en forte relation avec les conditions environnementales [Bird et al., 1986; Cardinale et al., 2004; Duarte-Neto et al., 2008; Ponton, 2006; Torres et al., 2000]. Elle peut donc être utilisée pour caractériser diverses populations locales [Mérigot et al., 2007; Pothin et al., 2006]. Une population locale est définie comme l'appartenance d'individus d'une même espèce vivant dans un milieu donné à un instant donné. La discrimination de différentes populations contribue à la gestion des stocks.

Les méthodes d'analyse de formes utilisées pour l'identification de l'espèce et du stock sont des méthodes basées principalement sur des descripteurs de forme calculés à partir d'une analyse globale, et par suite ils sont globaux et non localisés spatialement. La description ensembliste n'exploite pas les différences/ressemblances locales des formes. Dans cette thèse, nous proposons de comparer les formes par la définition d'une métrique qui prend en compte la correspondance des points de caractéristiques similaires. Comparativement à d'autres méthodes locales de comparaison de formes [Ponton, 2006], nous abordons ici les problèmes de comparaison de formes dans le cas où aucun point de repère n'est défini. Mais si besoin est, les contraintes avec des points repères peuvent être facilement ajoutées à la formulation.

Dans le chapitre suivant, nous allons faire un état de l'art sur les techniques de recalage proposées dans la littérature.

Chapitre 2

État de l'art sur le recalage

Sommaire

| | | |
|-------------|--|-----------|
| 2.1 | Introduction | 55 |
| 2.2 | Définition | 56 |
| 2.3 | Motivations | 57 |
| 2.4 | Terminologie | 58 |
| 2.5 | Étapes du recalage | 58 |
| 2.6 | Classification des méthodes de recalage | 59 |
| 2.7 | Types de transformations d'images | 60 |
| 2.7.1 | Transformations colinéaires | 61 |
| 2.7.1.1 | Transformation rigide | 61 |
| 2.7.1.2 | Transformation de similitude | 62 |
| 2.7.1.3 | Transformation affine | 62 |
| 2.7.1.4 | Transformation projective | 63 |
| 2.7.2 | Transformations déformables | 63 |
| 2.7.2.1 | Transformations paramétriques | 63 |
| 2.7.2.2 | Transformations non paramétriques | 64 |
| 2.8 | La théorie de la régularisation | 64 |
| 2.9 | Approches iconiques | 65 |
| 2.9.1 | Signaux issus de la même modalité | 65 |
| 2.9.2 | Signaux issus de modalités différentes | 67 |
| 2.10 | Approches par mise en correspondance d'attributs géométriques | 68 |
| 2.10.1 | Détection des attributs | 68 |
| 2.10.2 | Mise en correspondance à partir des relations spatiales | 70 |
| 2.10.2.1 | Cas de transformation rigide | 70 |
| | L'algorithme du point le plus proche itéré (ICP) | 70 |
| 2.10.2.2 | Cas de transformation de nature connue | 70 |
| | Cohérence de la scène | 70 |
| | Utilisation des accumulateurs | 71 |
| 2.10.2.3 | Cas de transformation de nature inconnue | 71 |

| | |
|--|-----------|
| Fonctions radiales | 71 |
| 2.10.3 Mise en correspondance en utilisant des descripteurs invariants | 71 |
| 2.11 Conclusion | 73 |

2.1 Introduction

Une des problématiques majeures et complexes dans le traitement du signal et de l'image est de pouvoir analyser et traiter plusieurs signaux/images dans un référentiel commun. Ce problème est connu sous le nom de recalage. Le recalage est largement traité en imagerie médicale et on trouve dans la littérature une grande diversité de méthodes [Shams et al., 2010]. Le recalage requiert l'estimation d'une transformation permettant la superposition des caractéristiques correspondantes entre les signaux. Cette transformation est simple (faible nombre de paramètres) dans le cas où les signaux sont d'une même réalité physique mais pris par des modalités différentes ou encore par différents points de vue (transformation rigide ou affine). Ces transformations deviennent plus compliquées lorsqu'on veut recaler des signaux de différentes réalités physiques ayant des observations similaires.

Ce chapitre est consacré à la présentation générale du problème de recalage de signaux. Les signaux considérés dans ce chapitre seront des fonctions unidimensionnelles ($1D$: courbes) ou bidimensionnelles ($2D$: images).

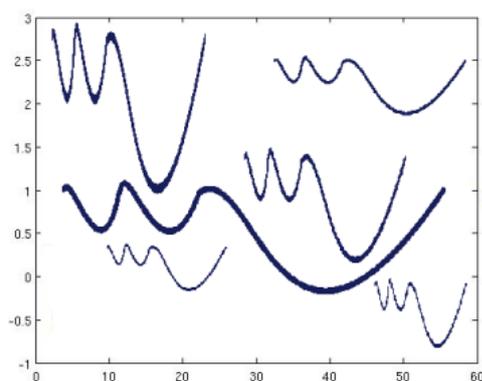
Nous définissons tout d'abord le recalage (section 2.2) et présentons ses intérêts (section 2.3) afin de mieux comprendre les motivations qui conduisent à recaler des signaux et des images. Nous donnons ensuite la terminologie utilisée dans le contexte du recalage (section 2.4). Les termes définis seront utilisés tout au long de ce document. Le processus de recalage requiert plusieurs étapes nécessaires, ces étapes sont décrites brièvement dans la section 2.5. La diversité des applications et des déformations entre les signaux a abouti à une diversité de méthodes de recalage qui peuvent être classées selon plusieurs critères. Cette classification de méthodes est détaillée dans la section 2.6. La caractéristique-clé de chaque méthode de recalage est le type de la transformation qu'elle cherche ; nous décrivons en section 2.7 les différentes classes de transformations et leurs propriétés. En cas de transformation non paramétrique, le lissage de la transformation est assuré par la théorie de la régularisation introduite en section 2.8. Nous dressons ensuite un état de l'art des différentes méthodes de recalage et critères de similarité proposés dans la littérature. Nous distinguons pour le recalage d'images entre approches iconiques (section 2.9) et celles basées sur des correspondances géométriques (section 2.10).

2.2 Définition

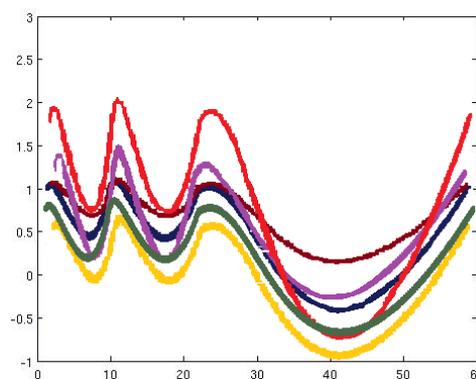
Le recalage de signaux ($1D$ ou $2D$) est la synchronisation d'un ensemble de signaux (voir figures 2.1 et 2.2). Formellement, le problème de l'alignement de deux signaux \mathbf{S}_1 et \mathbf{S}_2 (que nous considérerons par la suite comme des fonctions réelles $1D$ ou $2D$), consiste à déterminer une transformation \mathbf{f} telle que $\mathbf{S}_1 \approx \mathbf{S}_2 \circ \mathbf{f}$. La transformation \mathbf{f} qu'on cherche doit minimiser l'écart entre les fonctions \mathbf{S}_1 et $\mathbf{S}_2 \circ \mathbf{f}$ au sens d'une certaine mesure de dissimilarité entre les deux signaux.

Cette transformation qui a comme but principal d'imposer une certaine similitude entre les deux signaux en transformant un des signaux doit être maintenue suffisamment régulière afin de conserver les caractéristiques du signal S_2 après déformation.

La correspondance que cherche un système de recalage est une correspondance d'informations extraites des deux signaux. Les informations guidant le système de recalage peuvent être pour les images par exemple des attributs photométriques (niveaux de luminance), ou bien des attributs géométriques (points, lignes, surfaces, courbures, ...). Ceci mène à deux grandes approches de recalage d'images : les approches iconiques (section 2.9) et les approches géométriques (section 2.10).



(a) Six courbes présentant des caractéristiques similaires, observées sur des intervalles différents



(b) Les courbes recalées et ramenées au même référentiel

FIGURE 2.1 – Un exemple de recalage de signaux $1D$. Le recalage est le processus de synchronisation d'un ensemble de signaux, qui les ramène au même référentiel.

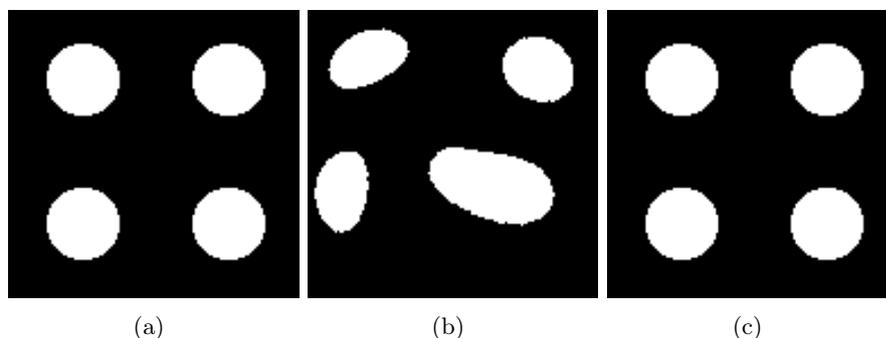


FIGURE 2.2 – Un exemple de recalage de signaux $2D$ (Images de 4 cercles déformés) [Bigot, 2003]. (a) : Cercles originaux. (b) : Déformation non-rigide des cercles. (c) : Les cercles de (b) sont alignés par rapport aux cercles originaux.

2.3 Motivations

La nécessité de recalibrer des signaux se révèle dans beaucoup de problèmes pratiques dans des domaines divers. Les outils de recalage sont aujourd'hui d'un grand intérêt et touchent plusieurs domaines applicatifs comme la vision industrielle, l'imagerie de surveillance et surtout l'imagerie biomédicale. Le recalage est souvent nécessaire pour la fusion de données, le calcul du flot d'image, la réalisation d'une mosaïque d'images, la localisation et le suivi de cible [Guo et al., 2005; Le Moigne et al., 2003; Liying et Weidong, 2009; Makela et al., 2002; Moon et al., 2004; Ramirez et al., 2003; Shams et al., 2010].

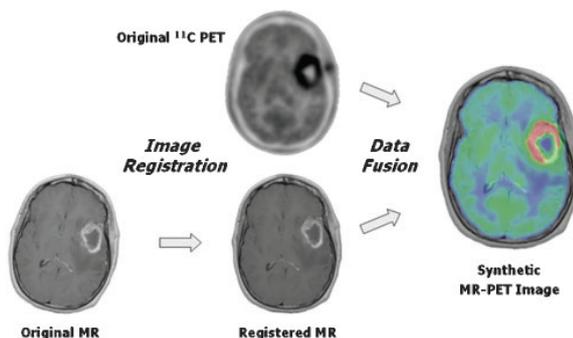


FIGURE 2.3 – Un exemple de l'utilisation du recalage pour la fusion des données [Kessler, 2006]. Afin d'utiliser des informations issues de sources d'imagerie multiples, les données doivent être géométriquement ramenées à un système de coordonnées commun. Cet exemple est issu de la radiothérapie pour fusionner les informations extraites par deux types d'imageries, MR et PET, pour former une seule image MR-PET contenant toutes les informations.

Le recalage peut servir principalement pour la fusion de données prises de différentes

sondes [Kessler, 2006; Makela, 2003]. Il arrive que différents signaux apportent des informations complémentaires. Lorsque ces informations sont précieuses il est nécessaire de les fusionner afin de n'exclure aucune information. L'utilisation des informations issues de ces différentes sources de manière intégrée nécessite que les données soient géométriquement ramenées à un système de coordonnées commun (figure 2.3). Il peut servir encore pour l'identification ou la reconnaissance de formes. Le recalage des formes permet de mesurer la similarité ou la dissimilarité entre les formes, ce qui aboutit à la définition d'une métrique qui pourrait être utilisée pour la reconnaissance d'objets proches.

Le recalage est voulu dans l'analyse des otolithes pour servir comme un outil de synchronisation de signaux et d'images dans plusieurs études nécessitant de ramener les données au même référentiel. Il peut aider à s'affranchir de la variabilité inter-individuelle pour l'interprétation, à l'élaboration de modèles statistiques à partir d'images déjà interprétées, et à la reconnaissance de formes pour l'identification du stock et/ou de l'espèce du poisson (voir l'introduction générale).

2.4 Terminologie

Nous donnons ici les définitions des principaux termes utilisés dans le contexte du recalage :

- **Signal de référence** : c'est le signal qui est gardé sans changement et est employé comme référence.
- **Signal source** ou **signal à recaler** : c'est le signal qui est déformé pour s'aligner avec le signal de référence.
- **Fonction de transformation** : c'est la fonction qui est employée pour déformer le signal source et le rendre le plus possible similaire au signal de référence.
- **Points de contrôle** ou **points de repères** : ce sont des points d'attribut unique dans les signaux. La correspondance des points de contrôle est employée pour déterminer la fonction de transformation.

2.5 Étapes du recalage

Le recalage des signaux passe par plusieurs étapes. En général, chaque processus de recalage suit le plan suivant :

1. **Pré-traitement** : la première étape consiste à traiter les signaux par des moyens traditionnels de traitement de signal afin de les débruiter ou d'améliorer leur contraste. Parfois il est nécessaire de les segmenter (images), ou d'y détecter les bords.
2. **Extraction d'attributs ou de primitives** : à cette étape on extrait des signaux des primitives qui vont être nécessaires pour déterminer la transformation de recalage. Ces primitives peuvent être des maxima, minima, points, lignes, contours, régions, gabarits, courbures, etc.

3. **Mise en correspondance des primitives** : c'est la détermination des correspondances entre les primitives extraites des signaux.
4. **Détermination de la fonction de transformation** : à partir des coordonnées des points correspondants (sur les primitives), on détermine la fonction de transformation qui transforme les coordonnées de chaque point/pixel du signal à recalage en coordonnées du point/pixel correspondant dans le signal de référence.
5. **Rééchantillonnage** : rééchantillonnage du signal source dans le même système de coordonnées du signal de référence en utilisant la fonction de transformation.

2.6 Classification des méthodes de recalage

La diversité des méthodes de recalage proposées vient de la diversité des causes de déformations dans les signaux et de la diversité des problèmes et des applications.

Le recalage fait l'objet de nombreuses recherches. Plusieurs auteurs proposent un dénombrement et une classification des méthodes développées suivant différents critères [Fookes et Bennamoun, 2002; Maintz et Viergever, 1998; Pluim et al., 2003; Van den Elsen et al., 1993] :

1. **La dimension des données** : les données peuvent être en $1D$, $2D$, $3D$ (volume) et $4D$ (acquisition dynamique d'un volume).
2. **Les attributs à mettre en correspondance** : ces attributs peuvent être extrinsèques (cadre stéréotaxique en imagerie médicale, marqueurs, calibrage des systèmes d'acquisition) ou intrinsèques (luminance, attributs géométriques extraits manuellement ou calculés à l'aide de la géométrie différentielle).
3. **Niveau d'interaction de l'interface** : cette interaction peut être manuelle, semi-automatique ou automatique.
4. **Le domaine de transformation** : une transformation est soit locale, soit globale. Elle est dite globale lorsque le changement d'un des paramètres affecte la totalité du signal. Elle est définie par une formulation définie sur le signal en entier. Par contre, les transformations locales sont définies à l'endroit concerné et sont ainsi beaucoup plus difficiles à exprimer rapidement (figure 2.4).
5. **La fonction de similarité** : le but du recalage c'est d'aligner deux signaux par une transformation qui optimise un critère de similarité. Le choix du critère de similarité dépend de l'application étudiée et surtout de la nature et du type de la déformation entre les signaux à recalage. Nous définirons brièvement dans la section 2.9 les différentes mesures de similarité et leurs propriétés.
6. **Le type de transformation** : la caractéristique la plus fondamentale de n'importe quelle technique de recalage est le type de la transformation utilisée pour aligner les deux signaux. Le choix de la transformation doit être un compromis entre une déformation lisse et régulière et celle qui réalise une bonne correspondance. Pour trouver la fonction de transformation (non paramétrique), on est amené donc à optimiser une expression composée de deux termes, un terme de

mesure de similarité et un terme de régularisation nécessaire pour empêcher les irrégularités que peut subir la transformation. Le lissage peut être assuré en imposant à la transformation des contraintes via des équations différentielles.

Dans la section 2.7, nous définirons brièvement les différentes classes de transformation et leurs propriétés.

7. **La méthode d'optimisation** : une fois le problème formalisé, on recherche la transformation par une méthode d'optimisation dont le rôle est crucial. L'optimiseur est responsable d'une stratégie efficace et souvent non exhaustive pour rechercher la transformation qui donne la meilleure correspondance entre les signaux. Dans la littérature du recalage, les optimiseurs peuvent être classés comme basés sur le gradient ou sans gradient, globaux ou locaux, et de séries ou parallélisables [Shams et al., 2010].

Soulignons pour clôturer cette section que dans un système de recalage, le choix des éléments (les attributs, le type de la transformation, le critère de similarité, le schéma d'optimisation...) dépend principalement de l'application étudiée. Mais ce n'est pas lié exclusivement à l'application car des interactions fortes entre les différents éléments imposent une attention particulière afin d'obtenir le compromis le plus satisfaisant. Par exemple, le choix d'un optimiseur dépend fortement du type de la transformation choisi (le nombre de paramètres à optimiser...) et du critère de similarité choisi (la possibilité d'accès à ses dérivées...).

2.7 Types de transformations d'images

Comme nous l'avons vu, la transformation est l'élément du système de recalage qui met en correspondance les images à recaler. Cette transformation peut être *globale* ou *locale* (figure 2.4). Une transformation de correspondance est appelée globale quand un changement dans l'un de ses paramètres a une influence sur la transformation de l'image toute entière. Dans une transformation de correspondance locale, un tel changement influe seulement sur une partie de l'image. La granularité d'une transformation locale peut varier de la taille d'un pixel (ou voxel) à la taille d'une région ou d'une partie de région [Maintz et Viergever, 1998; Makela et al., 2002; Van den Elsen et al., 1993; Veltkamp et Hagedoorn, 2001].

Selon le problème du recalage, une transformation peut être colinéaire ou déformable [Van den Elsen et al., 1993]. La transformation est dite colinéaire si elle conserve la linéarité, c'est-à-dire si elle transforme une ligne droite en une autre ligne droite; mathématiquement, elle peut être décrite par une forme matricielle. Les transformations colinéaires sont soit rigides, soit de similitude, soit affines, soit projectives. Les méthodes de transformation déformable peuvent être classées comme paramétriques et non paramétriques.

Il est supposé que le type de la transformation utilisée dans la mise en correspondance est adéquat pour décrire la déformation réelle dans les signaux et les images de l'étude. Pour choisir la bonne combinaison entre domaine et élasticité, certaines informations sont souhaitées, par exemple au sujet des distorsions des machines de mesure,

des erreurs de calibrage des machines, de l'élasticité des parties des objets qui sont numérisés. . . Donc le type de la transformation peut être choisi correctement seulement en fonction de l'application spécifique.

Dans cette section, nous définirons brièvement les différents types de transformation utilisés dans le recalage d'images et leurs propriétés.

Soient S_1 une image référence et S_2 une image source définies sur un domaine $D \subset \mathbb{R}^2$. Recaler S_2 sur S_1 consiste à trouver une transformation spatiale $\mathbf{f} : D \rightarrow D$ sur un espace de transformations telle que $S_2 \circ \mathbf{f}$ soit similaire à S_1 au sens d'un critère de similarité prédéfini. Ainsi, pour tout point $\mathbf{p} = (x, y) \in D$, on cherche une fonction de transformation \mathbf{f} telle que $S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p}))$ soit similaire à $S_1(\mathbf{p})$.

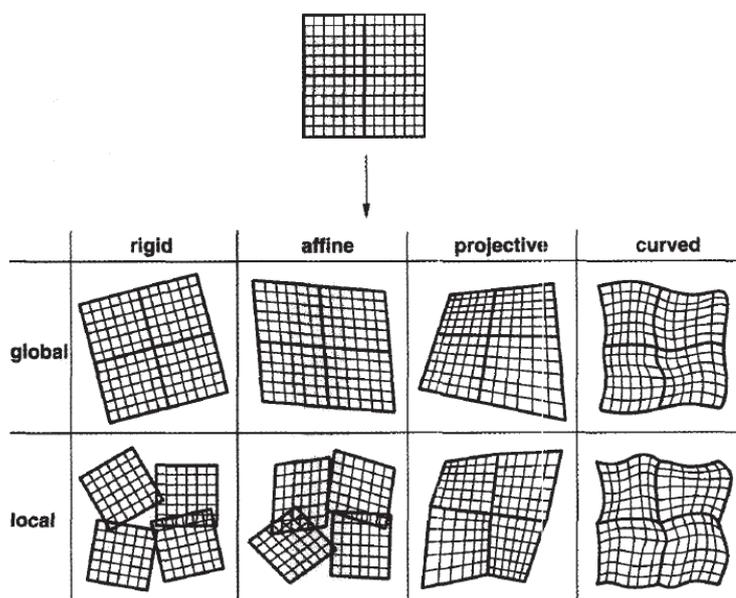


FIGURE 2.4 – Exemples de transformations d'images 2D reportées selon le domaine d'application (global ou local) et les catégories d'élasticité (rigide, affine, projective ou courbée). Toutes les transformations locales peuvent induire des trous ou des chevauchements. Les transformations locales affines, projectives, et courbées peuvent être forcées afin que les trous ou les chevauchements ne se produisent pas [Van den Elsen et al., 1993].

2.7.1 Transformations colinéaires

Dans cette catégorie on écrit $\mathbf{f}(\mathbf{p})$ en fonction de \mathbf{p} et un nombre de paramètres à déterminer.

2.7.1.1 Transformation rigide

Cette transformation est composée uniquement d'une translation et d'une rotation. Comme elle n'autorise que des transformations isométriques (conservations des angles,

des distances et du parallélisme), la distance entre deux points quelconques dans une première image est conservée pour les deux points transformés dans la deuxième image. La forme et la dimension sont donc conservées par cette transformation qui s'écrit :

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = \Gamma \cdot \mathbf{p} + \mathbf{t} \quad (2.1)$$

où $\mathbf{t} \in \mathbb{R}^2$ est un vecteur de translation et Γ est une matrice de rotation $2D$.

$$\mathbf{t} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad \Gamma = \begin{pmatrix} \cos \theta & \pm \sin \theta \\ \sin \theta & \mp \cos \theta \end{pmatrix}$$

où θ est l'angle de rotation et $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$ est le vecteur de translation entre les deux images. L'estimation des paramètres θ et \mathbf{t} nécessite au minimum la connaissance des coordonnées de deux couples de points correspondants dans les deux images. On dit que c'est une transformation à deux degrés de liberté.

La transformation rigide globale suffit pour des images d'objets relativement stables, comme l'image d'un même otolithe dans différentes modalités par exemple. Les transformations locales rigides peuvent être utiles dans une étude biomédicale, par exemple, où on étudie des images prises, à différents instants, d'un squelette d'un patient dans lesquelles chaque région locale correspondrait à un os [Van den Elsen et al., 1993].

2.7.1.2 Transformation de similitude

En plus de la translation et de la rotation, cette transformation autorise les mises à l'échelle. Elle s'écrit :

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = s \Gamma \cdot \mathbf{p} + \mathbf{t} \quad (2.2)$$

où s est un paramètre d'échelle, $\mathbf{t} \in \mathbb{R}^2$ est un vecteur de translation et Γ est une matrice de rotation $2D$. Les angles sont conservés par cette transformation qui est elle aussi à deux degrés de liberté.

2.7.1.3 Transformation affine

Une transformation est dite affine lorsqu'elle transforme une ligne droite dans une image en une autre ligne droite dans l'autre image, tout en conservant le parallélisme. Elle est composée d'une transformation de similitude et d'une transformation de cisaillement. En $2D$, cette transformation peut être formulée comme suit :

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \cdot \mathbf{p} + \mathbf{t} \quad (2.3)$$

où $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$ est une matrice réelle.

L'estimation des paramètres $\{a_{ij}\}$ nécessite au minimum la connaissance des coordonnées de trois couples de points non colinéaires dans les deux images.

La mise en correspondance affine est, par exemple, convenable aux objets stables lorsque l'information concernant le redimensionnement ou l'inclinaison des images est manquante ou peu fiable. Les transformations affines locales peuvent être limitées de telle sorte que l'image transformée ne présente pas de trous [Lemoine et al., 1991].

2.7.1.4 Transformation projective

Une transformation est dite projective lorsqu'elle transforme une ligne droite dans une image en une autre ligne droite dans l'autre image, mais en ne conservant pas le parallélisme. Elle s'exprime en $2D$ sous la forme suivante :

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} (a_1 x + a_2 y + a_3)/(a_4 x + a_5 y + 1) \\ (a_6 x + a_7 y + a_8)/(a_9 x + a_{10} y + 1) \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

L'estimation des paramètres $\{a_i\}_{i=1..10}$ nécessite au minimum la connaissance des coordonnées de quatre couples de points non colinéaires dans les deux images.

Les transformations projectives sont utiles pour recalibrer des images obtenues à partir de différentes vues d'une scène plate [Calderon et Romero, 2007]. En imagerie médicale, elles sont presque exclusivement utilisées pour recalibrer des images de projection (obtenues par les rayons X, par exemple) avec des images tomographiques 3D [Van den Elsen et al., 1993].

2.7.2 Transformations déformables

Une transformation déformable est aussi appelée transformation courbée car elle transforme une ligne droite en une ligne courbée (figure 2.4). Cette transformation peut être paramétrique ou non paramétrique. Les méthodes de transformations déformables les plus efficaces pour le recalage sont non paramétriques [Shams et al., 2010].

Les transformations déformables et locales avec une granularité assez élevée peuvent être utilisées lorsque l'une des images doit être suffisamment déformée pour s'adapter à une autre image, comme en correspondance des données d'un individu avec les données dans un *Atlas* ou en correspondance des objets qui changent de forme entre les deux analyses, dans les études abdominales par exemple [Van den Elsen et al., 1993].

2.7.2.1 Transformations paramétriques

Les méthodes paramétriques sont basées sur une interpolation (par morceaux en cas d'une transformation locale) d'un champ de déplacement en utilisant un ensemble de points de contrôle placés dans le domaine de l'image [Shams et al., 2010]. Une classe bien connue de ces fonctions de transformation sont les transformations de type polynômial [Van den Elsen et al., 1993]. Les transformations polynômiales d'ordre n sont définies par :

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^{n-i} a_{ij} x^i y^j \\ \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^{n-i} b_{ij} x^i y^j \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Ou

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n a_{ij} x^i y^j \\ \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n b_{ij} x^i y^j \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

Ces transformations incluent les transformations quadratiques, bicarrées, cubiques et bicubiques en tant que cas particuliers [Tang et Suen, 1993]. Dans le recalage des images prises de longue distance, des polynômes du troisième degré et plus sont employés [Richards, 1986]. D'autres fonctions telles que les B-splines, les splines de type plaque mince et les fonctions de Bézier sont également utilisées [Shams et al., 2010].

2.7.2.2 Transformations non paramétriques

Les méthodes non paramétriques sont basées sur une formulation variationnelle du problème de recalage, où la transformation est décrite par un champ de déplacement arbitraire régularisé par certains critères de lissage [Modersitzki, 2004].

Ces transformations non paramétriques ne peuvent pas s'exprimer de la même façon que les transformations paramétriques. Elles sont non linéaires et permettent des déformations plus complexes, déformations utilisables de manière locale ou globale.

2.8 La théorie de la régularisation

Le problème de recalage est mathématiquement un problème mal posé lorsque l'on se met dans le contexte de la recherche d'une transformation qui optimise une certaine mesure de similarité. Pour le rendre bien posé, il faut ajouter une contrainte restreignant le domaine des solutions possibles. Dans le cas de transformations non paramétriques, la théorie de régularisation fournit un formalisme mathématique bien approprié aboutissant à des modèles variationnels. Toutefois, son intérêt est limité dans le cas de transformations paramétriques [Hermosillo, 2002; Petitjean, 2003].

Dans les approches variationnelles, le problème est posé comme une optimisation d'une énergie composée de deux termes. Un terme d'attache aux données issu d'un critère de similarité et un terme de régularisation contraignant la déformation par des contraintes liées aux propriétés comportementales *a priori* des transformations considérées. Mathématiquement, pour S_1 comme signal de référence et S_2 signal source, cela se pose sous la forme d'une fonctionnelle d'énergie :

$$E(\mathbf{f}) = (1 - \alpha)E_D(S_1, S_2(\mathbf{f})) + \alpha E_R(\mathbf{f}) \quad (2.7)$$

où E_D représente le terme d'attache aux données lié au critère de similarité, E_R le terme de régularisation, \mathbf{f} la transformation que l'on cherche et α un paramètre pondérant l'importance relative de chaque terme.

Plusieurs critères de régularisation ont été proposés à partir de modèles physiques fondés sur des formalismes utilisant les équations aux dérivées partielles [Bajcsy et Kovačič, 1989; Christensen et al., 1996; Lester et al., 1999; Petitjean, 2003; Richard, 2002; Richard et Cohen, 2003].

2.9 Approches iconiques

Nous avons vu que le principe des méthodes de recalage est de chercher la transformation optimisant un critère de similarité entre les valeurs des signaux. En recalage d'images, lorsque le critère de similarité est voulu au niveau de l'information de luminance aux points entre les deux images, le recalage est dit iconique. Ces approches ont l'avantage de la robustesse grâce à l'absence de l'étape de segmentation nécessaire pour les approches géométriques. Pour définir les critères de similarité on utilise des critères mathématiques ou statistiques traduisant une mesure de similarité entre le signal référence et le signal recalé. Ces signaux peuvent être soit des signaux $1D$ (courbes), soit $2D$ (images). L'efficacité d'un processus de recalage dépend de l'exactitude de la mesure de similarité utilisée ; plus la métrique est précise, plus le recalage est précis.

Différentes mesures de similarité ont été proposées dans la littérature scientifique [Fookes et Bennamoun, 2002; Gholipour et al., 2007; Guo et al., 2005; Kessler, 2006; Liying et Weidong, 2009; Maintz et Viergever, 1998; Veltkamp et Hagedoorn, 2001; Zitova et Flusser, 2003]. Il n'y a pas une seule mesure de similarité qui soit connue pour produire le meilleur résultat dans toutes les situations. Selon le type de signaux fournis, une mesure de similarité peut fonctionner mieux que d'autres dans des problèmes de recalage. Différentes études comparant les principaux critères de similarité ont été réalisées en fonction de la relation qui lie les valeurs des deux signaux [Penney et al., 1998; Roche et al., 2000; Wu et al., 2009]. Dans la suite, nous exposerons les principales mesures de similarité développées et caractériserons leurs propriétés.

Nous utilisons les notations S_1 pour le signal référence et S_2 pour le signal qui subit la transformation \mathbf{f} . La dimension de \mathbf{f} est naturellement la même que celle des signaux utilisés ($1D$ ou $2D$).

2.9.1 Signaux issus de la même modalité

Dans cette catégorie, l'hypothèse de base est la conservation de l'intensité d'un(e) signal/image à l'autre. Cela comprend un certain nombre de mesures populaires, par exemple la somme des différences d'intensité au carré (l'erreur quadratique), la somme des différences d'intensité absolue (l'erreur absolue) et la corrélation croisée [Brown, 1992]. Bien que ces mesures ne soient pas équivalentes en termes de robustesse et de précision, aucune d'elles n'est en mesure de faire face aux changements des valeurs relatives d'un signal à l'autre.

L'erreur absolue et l'erreur quadratique

L'erreur absolue est mesurée par la somme des différences absolues entre les valeurs :

$$EA(S_1, S_2, \mathbf{f}) = \int_{\mathbf{p} \in D} |S_1(\mathbf{p}) - S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p}))| d\mathbf{p} \quad (2.8)$$

Elle mesure la dissimilarité entre $S_1(\mathbf{p})$ et $S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p}))$. Plus cette mesure est petite, plus l'alignement est établi par le recalage.

L'erreur quadratique est définie par :

$$EQ(S_1, S_2, \mathbf{f}) = \int_{\mathbf{p} \in D} |S_1(\mathbf{p}) - S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p}))|^2 d\mathbf{p} \quad (2.9)$$

Ce critère a été utilisé dans [Lefébure et Cohen, 2001; Richard et Cohen, 2003]. Il est à la fois simple et rapide à calculer. Toutefois, il n'autorise aucune variation de valeur entre les signaux [Roche et al., 2000]. Malgré cela, ce critère est optimal dans le cas où les signaux diffèrent seulement d'un bruit gaussien.

Le critère de l'erreur absolue est moins sensible que l'erreur quadratique à la présence d'un petit nombre de points ayant des valeurs très différentes.

Le coefficient de corrélation normalisé et le rapport de corrélation

Dans le cas de dépendance par une transformation affine, le critère optimal [Roche et al., 2000] est le coefficient de corrélation normalisée défini par :

$$CCN(S_1, S_2, f) = \frac{\text{covariance}(S_1, S_2 \circ \mathbf{f})}{\sigma_{S_1} \sigma_{S_2}} = \frac{\int_{\mathbf{p} \in D} (S_1(\mathbf{p}) - \mu_{S_1})(S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p})) - \mu_{S_2}) d\mathbf{p}}{\left[\int_{\mathbf{p} \in D} (S_1(\mathbf{p}) - \mu_{S_1})^2 (S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p})) - \mu_{S_2})^2 d\mathbf{p} \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.10)$$

μ_{S_1} et μ_{S_2} désignent les moyennes respectives de S_1 et $S_2 \circ \mathbf{f}$.

Cette mesure statistique a la propriété de calculer la corrélation sur une échelle absolue qui est dans $[-1, 1]$. Ce critère est bien précis dans le cas d'un signal avec un bruit blanc (comparativement aux erreurs absolu et quadratique) mais il n'est pas tolérant aux distorsions locales. Sous certaines hypothèses, la valeur mesurée donne une indication linéaire de la similarité entre deux signaux. C'est parfois utile pour mesurer le degré de confiance d'un recalage et pour limiter le nombre d'opérations à effectuer lorsqu'un degré de confiance suffisant est atteint [Svedlow et al., 1976].

Par ailleurs, la corrélation peut aussi être calculée comme produit de transformées de Fourier. Cette forme est largement utilisée car elle peut être obtenue en utilisant la *FFT*. Elle peut donc être implémentée efficacement pour des signaux de larges dimensions.

Plus généralement, dans le cas d'une dépendance fonctionnelle entre les valeurs des deux signaux, le critère optimal est le rapport de corrélation [Roche et al., 2000] :

$$RC(S_1, S_2, \mathbf{f}) = \frac{\int_{\mathbf{p} \in D} S_1(\mathbf{p}) S_2(\mathbf{f}(\mathbf{p})) d\mathbf{p}}{\left[\int_{\mathbf{p} \in D} S_2^2(\mathbf{f}(\mathbf{p})) d\mathbf{p} \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.11)$$

L'entropie de Shannon du signal différence

Ce critère est issu de la théorie de l'information. L'entropie de Shannon du signal différence est donnée par [Shannon, 1948] :

$$ESd(S_2(\mathbf{f}) - s S_1) = - \int_{a \in \Omega} p(a) \log(p(a)) da \quad (2.12)$$

$p(\cdot)$ étant la densité de probabilité du signal différence $S_2(\mathbf{f}) - s S_1$ et $s > 0$ un paramètre de correction de différence (de contraste pour les images) à estimer. Ω est l'ensemble des niveaux de gris.

2.9.2 Signaux issus de modalités différentes

Pour les signaux issus de modalités différentes, les relations entre les valeurs des deux signaux sont plus complexes, voire n'ont pas de dépendance fonctionnelle. Les signaux sont donc modélisés comme des distributions, et les mesures de similarité utilisées dans ce cas sont généralement issues de la théorie de l'information (l'information mutuelle, les entropies. . .) [Hermosillo, 2002; Maes et al., 1997; Thevenaz et Unser, 2000].

Information mutuelle

$$IM(S_1, S_2, \mathbf{f}) = \int_{(a,b) \in \Omega^2} P_{S_1 S_2}(a, b) \log \left(\frac{P_{S_1 S_2}(a, b)}{P_{S_1}(a) P_{S_2}(b)} \right) dbda \quad (2.13)$$

où $P_{S_1}(a)$ est la probabilité que la valeur en un point de S_1 soit a et $P_{S_2}(b)$ est la probabilité que la valeur en un point de $S_2(\mathbf{f})$ soit b .

Comparativement au coefficient de la corrélation croisée et à la somme des différences absolues, l'information mutuelle est plus sensible aux bruits dans les signaux. La valeur a doit toujours correspondre à une valeur b pour avoir une bonne similarité. Cela montre que des signaux pris par différents capteurs peuvent être recalés par l'information mutuelle lorsqu'il y a correspondance entre des régions homogènes. Par contre, le bruit dans l'un ou les deux signaux détériorera rapidement cette mesure. Ce qui nécessite un prétraitement pour éliminer les bruits des deux signaux.

Ce critère est optimal lorsqu'aucune hypothèse autre que statistique n'est faite sur la relation entre les deux signaux [Roche et al., 2000]. Il a été utilisé dans [Maes et al., 1997; Thevenaz et Unser, 2000; Viola et Wells, 1997] en recalage d'images quasi-rigide et dans [Maintz et Viergever, 1998] en recalage non rigide. La comparaison de l'information mutuelle aux autres critères est décrite dans [Roche et al., 2000] en utilisant la formulation du problème d'estimation de vraisemblance maximale pour des combinaisons différentes de modalités d'imagerie.

De par ses bonnes performances, le recalage par information mutuelle a été ensuite l'objet de plusieurs développements méthodologiques [Castro-Pareja et Shekhar, 2005; Fookes et Bennamoun, 2002; Hermosillo, 2002; Knops et al., 2006; Luan et al., 2008; Plum et al., 2003].

L'entropie de Shannon conjointe

Le recalage par l'entropie de Shannon conjointe [Collignon et al., 1995; Studholme et al., 1995] est effectué par la mesure de similarité suivante :

$$ESC(S_1, S_2, \mathbf{f}) = - \int_{(a,b) \in \Omega^2} p(a, b) \log(p(a, b)) dbda \quad (2.14)$$

$p(\cdot)$ étant la densité de probabilité de la variable aléatoire conjointe $(S_1, S_2(\mathbf{f}))$.

Ce critère présente un gros inconvénient : l'estimation des probabilités est dépendante du domaine de recouvrement des signaux à recaler ayant pour effet, par exemple, de maximiser $p(0, 0)$.

2.10 Approches par mise en correspondance d'attributs géométriques

Contrairement aux méthodes iconiques, les approches par mise en correspondance d'attributs géométriques ne travaillent pas directement avec les valeurs de l'intensité du signal. Ces approches sont basées sur la mise en correspondance de caractéristiques géométriques qui restent stables avec le changement des conditions de mesure et avec la présence de bruit additif. Cette propriété rend ces méthodes appropriées dans les situations où les changements d'illumination (des images) sont attendus ou l'analyse multi-capteur est demandée.

Les approches géométriques nécessitent deux étapes. Une première étape de détection afin d'extraire les attributs nécessaires à guider le processus de recalage. Cette première étape peut ou non être supervisée, sa qualité est cruciale pour la qualité du résultat du recalage. L'étape suivante consiste à chercher la transformation qui effectue la meilleure mise en correspondance des attributs extraits. Le choix des méthodes de mise en correspondance est fonction de la nature de ces attributs qui peuvent être des points, des courbes, des surfaces, ou d'autres éléments. Suivant la nature de ses attributs, on distingue différentes méthodes de mise en correspondance [Zitova et Flusser, 2003].

2.10.1 Détection des attributs

Les attributs géométriques étaient dans un premier temps des objets sélectionnés manuellement par un expert. Après, les recherches se dirigeaient vers une automatisation de cette étape de recalage. L'automatisation est basée sur l'extraction de caractéristiques saillantes dans les images. Ces caractéristiques peuvent être de grandes régions (forêts, lacs, champs), des lignes (limites des régions, côtes, routes, rivières) ou des points (coins de région, intersections, points sur les courbes à courbure élevée). Elles doivent être distinctes, réparties sur tout le signal et efficacement détectables dans les deux signaux [Zitova et Flusser, 2003].

Selon le cas étudié, les attributs géométriques peuvent être classés en trois classes majeures : régions, lignes ou points.

Les caractéristiques de type *région* peuvent être des régions fermées d'images où le contraste est bien élevé. Ce type d'attributs a été utilisé pour le recalage d'images où les régions considérées ont été par exemple, des projections de réservoirs d'eau et des lacs [Helm, 1991], des bâtiments [Hsieh et al., 1992a], des forêts [Sester et al., 1998], des zones urbaines [Roux, 1996] ou des ombres [Brivio et al., 1992]. Les régions sont souvent représentées par leur centre de gravité qui est invariant à la rotation, à la mise en échelle

et à l'inclinaison, et stable dans un bruit aléatoire et aux variations d'illumination. Les régions sont détectées par des méthodes classiques de segmentation [Nikhil et Sankar, 1993; Zhang, 2001]. La précision de la segmentation peut influencer sensiblement sur le résultat du recalage. Afin d'améliorer la qualité du recalage, une idée de segmentation par itérations avec le processus du recalage est proposée [Goshtasby et al., 1986]. A chaque itération, l'estimation approximative de la correspondance entre les objets a été utilisée pour régler les paramètres de segmentation. Les auteurs affirment que le recalage est atteint avec une exactitude de sous-pixel.

Les caractéristiques de type *ligne* peuvent être des segments de lignes [Hsieh et al., 1992b; Moss et Hancock, 1997; Wang et Chen, 1997] ou des contours d'objets [Goshtasby et al., 1986; Govindu et al., 1998] comme par exemple des lignes côtières [Maître et Wu, 1987; Shin et al., 1997], des routes [Li et al., 1992] ou des structures anatomiques allongées [Vujovic et Brzakovic, 1997] dans l'imagerie médicale. La correspondance de lignes est généralement exprimée par la correspondance de points échantillonnés sur les lignes, la correspondance des extrémités ou la correspondance des milieux des lignes. Les méthodes standards de détection de bords, comme le détecteur de Canny [Canny, 1986] ou celui basé sur le Laplacien de la gaussienne [Marr et Hildreth, 1980], sont utilisés pour la détection des attributs en ligne. Un état de l'art sur les méthodes de détection de bords existants ainsi que leur évaluation peut être trouvé dans [Ziou et Tabbone, 1998].

Les caractéristiques de type *point* peuvent être les intersections de lignes [Stockman et al., 1982], les croisements [Grove et Tonjes, 1997; Roux, 1996], les centroïdes des régions [Ton et Jain, 1989], les points de forte variance [Ehlers et Fuller, 1991], les discontinuités de la courbure locale [Manjunath et al., 1996; Zheng et Chellappa, 1992], les points d'inflexion des courbes [Ali et Cohen, 1998; Banerjee et al., 1995], les extrema locaux de la transformée en ondelettes [Fonseca et Costa, 1997; Hsieh et al., 1996], les points les plus distinctifs par rapport à une mesure de similarité spécifiée [Likar et Pernuš, 1999], et les coins [Bhattacharya et Sinha, 1997; Hsieh et al., 1992a; Wang et al., 1983]. Les algorithmes de base des détecteurs de caractéristiques points sont basées dans la plupart des cas sur la détection de points comme des intersections de lignes, des centroïdes de régions fermées, des extrema locaux du module de la transformée en ondelettes ou bien des sommets d'angles ou des coins. Beaucoup d'efforts ont été faits dans le développement de méthodes précises, robustes et rapides pour la détection de points caractéristiques. Des états de l'art sur les détecteurs peuvent être trouvés dans les références [Rohr, 1994, 2001; Smith et Brady, 1997; Zheng et al., 1999].

Par la suite, on considère le cas où sont données les positions de deux ensembles de points (qu'ils soient eux-mêmes des points caractéristiques, des points extrémités ou milieux de lignes caractéristiques, ou bien des centres de gravité de régions. . .). L'objectif est de trouver la transformation entre ces points en utilisant leurs relations spatiales ou bien des descripteurs de caractéristiques. Sachant qu'il peut y avoir du bruit dans la distribution des points de chaque ensemble, comme il peut y avoir des points dans une des images et pas dans l'autre.

2.10.2 Mise en correspondance à partir des relations spatiales

Pour une transformation rigide la mise en correspondance se fait classiquement par des algorithmes de type ICP (Iterative Closest Point) [Besl et McKay, 1992; Zhang, 1994]. Pour d'autres types de transformations entre les deux images, si l'on connaît la nature de la transformation, deux méthodes peuvent être utilisées : cohérence de la scène et utilisation des accumulateurs. Dans le cas contraire où on ne connaît pas la nature de la transformation, la mise en correspondance de points est réalisée par interpolation et approximation par fonctions radiales.

2.10.2.1 Cas de transformation rigide

L'algorithme du point le plus proche itéré (ICP) a été originalement formulé dans [Besl et McKay, 1992; Zhang, 1994] et consiste en les opérations suivantes :

1. Pour tout point \mathbf{p}_i de l'ensemble de départ, trouver \mathbf{q}_j le point le plus proche en termes de distance euclidienne dans l'ensemble d'arrivée ;
2. Estimer en fonction de ces mises en correspondance une transformation rigide par approximation des moindres carrés ;
3. Appliquer cette transformation à l'ensemble de départ ;
4. Itérer jusqu'à réalisation d'un critère d'arrêt (distance entre points correspondants suffisamment faible).

Depuis l'introduction de l'ICP, de nombreuses variantes ont été proposées sur le concept de base. Ces variantes affectent les étapes de l'algorithme par la sélection d'un certain ensemble de points, par la pondération des paires correspondantes de manière appropriée, par le rejet de certaines paires, ou par l'attribution d'une erreur de mesure [Liyang et Weidong, 2009]. Ces variantes visent principalement l'accélération des différentes étapes de l'algorithme ICP.

2.10.2.2 Cas de transformation de nature connue

Dans ce cas, la nature de la transformation est connue et la transformation se formule comme paramétrique ; on cherche alors à trouver les paramètres correspondants. Les deux méthodes qui peuvent être utilisées dans ce cas sont : cohérence de la scène et utilisation des accumulateurs.

Cohérence de la scène On choisit un nombre de points dans chaque image égal au degré de liberté d de la transformation puis on trouve les paramètres de la transformation qui fait correspondre ces d points ; on compte enfin le nombre des autres points des deux ensembles qui s'alignent par la transformation particulière trouvée. Si le nombre de points qui s'alignent est suffisamment élevé, on s'arrête là, sinon on reprend de nouveau d points et on recommence le même processus [Goshtasby et Stockman, 1985].

Utilisation des accumulateurs On crée d accumulateurs $a[]$, $b[]$, $c[] \dots$ initialisés à 0, où $a, b, c \dots$ sont les paramètres de la transformation de degré de liberté d . A partir de d couples de points dans les deux images, on cherche les paramètres de la transformation correspondante. On incrémente les accumulateurs correspondant de 1 et on répète le processus un très grand nombre de fois. Finalement, on repère les valeurs des paramètres qui ont eu le plus grand nombre dans les accumulateurs. Ce sont les valeurs des paramètres de la transformation qui seront prises en compte [Stockman et al., 1982].

2.10.2.3 Cas de transformation de nature inconnue

Fonctions radiales Soit $D \in \mathbb{R}^2$ le domaine de l'image. Soient $\mathbf{p}_i \in D$ (respectivement $\mathbf{q}_i \in D$), avec $i = [1..n]$, les n points de repère ponctuels de l'image source S_2 (respectivement de l'image référence S_1). On recherche comme transformation spatiale une fonction interpolante $\mathbf{f} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$, telle que sur un espace fonctionnel paramétrique donné :

$$\forall i \in [1..n] \quad \mathbf{f}(\mathbf{p}_i) = \mathbf{q}_i \quad (2.15)$$

Les composantes f_x et f_y de la transformation \mathbf{f} s'écrivent comme la somme d'un terme polynômial (modélisant les grandes déformations) et d'un terme radial (modélisant les déformations locales autour du point de repère considéré). La fonction radiale peut prendre différentes formes, certaines étant paramétrées pour pouvoir contrôler l'influence locale des amers [Ruprecht et Müller, 1995]. La solution la plus lisse consiste à utiliser les splines de plaques minces comme base de fonctions radiales [Rohr et al., 1999].

2.10.3 Mise en correspondance en utilisant des descripteurs invariants

Comme une alternative aux méthodes exploitant les relations spatiales, la mise en correspondance des points caractéristiques peut être estimée à l'aide de descripteurs, de préférence invariants à la déformation prévue. Le descripteur utilisé doit remplir plusieurs conditions. Les plus importantes sont l'invariance (les descripteurs des attributs qui se correspondent dans l'image référence et dans l'image déformée doivent être les mêmes), la stabilité (la description d'une caractéristique qui est légèrement déformée d'une manière inconnue doit être proche de la description de la caractéristique originale), et l'indépendance (si le descripteur est un vecteur, ses éléments devraient être fonctionnellement indépendants). Toutefois, généralement pas toutes ces conditions doivent (ou peuvent) être satisfaites simultanément et il est nécessaire de trouver un compromis approprié [Zitova et Flusser, 2003].

Plusieurs méthodes ont été proposées. Nous en citons ici les plus familières ; pour plus de détails, le lecteur pourra se référer au chapitre 3 de ce mémoire.

Tout descripteur de forme invariant et assez discriminant peut être employé dans la mise en correspondance des caractéristiques de type *ligne*. [Goshtasby et al., 1986] utilisent les matrices de formes comme des descripteurs simples et rapides pour le recilage des images satellites. Les matrices de formes sont utilisées sous différentes variantes

dans plusieurs applications [Zitova et Flusser, 2003]. Pour recaler des images satellite, [Li et al., 1995] proposent d'utiliser une représentation des contours par chaîne de codes et d'opérer une mise en correspondance moyennant une mesure de corrélation. Dans [Duan et al., 2008], les descripteurs de Fourier sont utilisés dans différentes applications de recalage d'images.

Un grand groupe de méthodes utilise les moments invariants pour la description des caractéristiques de type *région* [Zitova et Flusser, 2003]. Considérant les déformations les plus souvent rencontrées, [Hu, 1962] a introduit les moments invariants à la transformation de similitude. Par la suite, [Flusser et Suk, 1993] ont dérivé les moments invariants aux transformations affines et les ont utilisés avec succès pour le recalage des images Spot et Landsat [Flusser et al., 1994].

Notons finalement qu'un descripteur combinant des informations iconiques et géométrique peut être utilisé. Il peut être défini comme la fonction de l'intensité du niveau de gris elle-même, limitée au voisinage de l'attribut géométrique [Lehmann, 1998]. Différentes mesures de similarités basées sur l'intensité sont utilisées (coefficient de corrélation [Zheng et Chellappa, 1992], information mutuelle [Zitova et al., 2002]...).

2.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le processus de recalage des signaux/images. Le recalage devient un processus récurrent en traitement du signal et de l'image ; il intervient dans un grand nombre d'applications et de domaines. La diversité des domaines où il est impliqué a mené à un développement très vaste dans les techniques employées. Nous avons vu ici les mesures de similarité et les modèles les plus répandus. Chaque application et chaque type de données nécessite une mesure particulière et un modèle de recalage approprié.

De par la complexité des images d'otolithes, la problématique du recalage nous oriente naturellement vers une approche avec des transformations locales, non-rigides et libres. Une formulation non paramétrique sera établie avec une approche variationnelle où la transformation est décrite par un champ de déplacement arbitraire régularisé par certains critères de lissage (chapitres 4 et 6). Cette approche devrait être nécessairement robuste contre la variabilité inter-individuelle importante.

D'un autre côté, les images d'otolithes sont souvent peu contrastées, ce qui impose un critère de similarité qui ne soit pas fondé sur une relation photométrique entre les images. D'autre part, ces images présentent des structures géométriques relativement bien organisées. L'approche de recalage proposée devrait prendre en considération cette structure particulière. Le recalage basé sur la géométrie s'avère donc le plus adapté à cette application. Comme ce recalage est basé sur la comparaison de formes, nous présentons dans le chapitre suivant un état de l'art sur les méthodes de comparaison de formes.

Chapitre 3

État de l'art sur la reconnaissance de formes

Sommaire

| | | |
|------------|---|------------|
| 3.1 | Introduction | 77 |
| 3.2 | Concepts fondamentaux | 79 |
| 3.2.1 | Représentation et caractérisation des formes | 79 |
| 3.2.2 | Distance d'un espace métrique | 80 |
| 3.3 | Méthodes classiques de description de formes | 83 |
| 3.3.1 | Descripteurs de Fourier | 83 |
| 3.3.2 | Descripteurs de Fourier elliptiques | 85 |
| 3.3.3 | Moments spatiaux | 88 |
| 3.3.4 | Courbure multi-échelle (CSS) | 91 |
| 3.3.5 | Contexte de forme | 93 |
| 3.3.6 | Contexte de forme avec distance interne | 94 |
| 3.3.7 | Correspondances fixées avec mesure de probabilité de chance | 96 |
| 3.3.8 | Correspondance procustéenne hiérarchique | 99 |
| 3.3.9 | Description par arbre de forme (<i>shape-tree</i>) | 100 |
| 3.3.10 | Correspondance de parties de formes | 101 |
| 3.3.11 | Description par chaîne de symboles | 103 |
| 3.4 | Méthodes de classification supervisée | 105 |
| 3.4.1 | Méthode des k -plus proches voisins | 105 |
| 3.4.2 | Classification par Séparateurs à Vaste Marge (SVMs) | 106 |
| 3.4.2.1 | Classifieur binaire | 106 |
| 3.4.2.2 | Classifieur linéaire et classifieur non-linéaire | 106 |
| 3.4.2.3 | La parcimonie | 108 |
| 3.4.2.4 | Classification multi-classe | 109 |
| 3.4.3 | Classification par arbres de décision | 109 |
| 3.4.3.1 | Construction d'un arbre de décision | 109 |
| 3.4.3.2 | Les méthodes d'ensemble | 112 |
| a) | Boosting | 112 |

| | |
|--------------------------------------|------------|
| b) Bagging | 113 |
| c) Forêts aléatoires | 113 |
| 3.4.3.3 Forêts aléatoires | 113 |
| Principe | 113 |
| Avantages et inconvénients | 114 |
| 3.5 Conclusion | 115 |

3.1 Introduction

Ce chapitre “État de l’art sur la reconnaissance de formes” est destiné à présenter les outils de la reconnaissance de formes par ordinateur.

La reconnaissance des formes est le processus visant à trouver pour une forme donnée l’ensemble de formes auquel elle appartient (classification), ou à dire quelles sont les formes de la base qui ont les mêmes propriétés que cette forme (recherche). Classiquement, le schéma d’un processus de reconnaissance de formes comporte deux étapes : la première consiste à apprendre la description de formes à partir d’une base d’exemples (apprentissage), la seconde va reconnaître une forme à partir de sa description extraite de l’image (classification ou recherche).

Une étape essentielle pour la reconnaissance de formes concerne la description des formes pouvant apparaître à différents endroits, à différentes orientations ou échelles. Cette description est nécessaire pour obtenir une représentation des données extraites des formes de la base d’apprentissage qui sera ensuite utilisée pour l’apprentissage. Cette même description est utilisée pour l’extraction de la représentation des formes à reconnaître. Plusieurs travaux ont été consacrés à la définition de descripteurs de formes invariants par un groupe de transformations. Les descripteurs à mettre en œuvre doivent répondre à plusieurs critères. Tout d’abord, ils doivent être invariants par différentes transformations géométriques. D’autre part, la robustesse de la reconnaissance dans le cas où l’objet apparaît tronqué ou noyé dans un bruit est également un point important.

Nous nous intéressons à l’élaboration d’un outil de comparaison de formes qui sera appliqué pour la reconnaissance de formes d’otolithes de poissons et d’autres pièces calcifiées. Les formes externes des otolithes de poissons sont utilisées dans des applications d’identification de l’espèce [Gaemers, 1988; L’abee-Lund, 1984] et/ou du stock du poisson [Begg et Brown, 2000; Cardinale et al., 2004; Ponton, 2006]. L’outil développé doit être invariant aux transformations géométriques (translation, rotation, facteur d’échelle...) et robuste aux données aberrantes dues à la variabilité inter-individuelle très significatives dans les applications biologiques. Le principe de recalage présenté dans le chapitre précédent est basé sur une mesure de similarité entre signaux. L’idée principale de la méthode proposée dans cette thèse est d’utiliser la mesure de similarité issue d’un recalage de formes pour la reconnaissance de formes. Dans ce chapitre, nous présentons plusieurs descripteurs invariants. Bien que cette présentation ne puisse pas fournir une liste exhaustive, elle indique néanmoins la diversité des invariants utilisés pour la reconnaissance d’objets. Les descripteurs listés ici sont les descripteurs qui seront comparés à la méthode proposée dans ce manuscrit en chapitre 5.

Afin de valider les performances des descripteurs, une méthode de reconnaissance doit être utilisée pour connaître le taux de reconnaissance pour chaque descripteur. Nous allons tester les différents algorithmes par des expériences de classification et de recherche. Placés dans un cadre de classification de formes supervisée, nous allons appliquer et tester les algorithmes des k -plus proches voisins (k -PPV) [Hastie et al., 2001; Knight, 1999], puis les Séparateurs à Vaste Marge (SVM) [Vapnik, 1995] et les forêts aléatoires [Breiman, 2001].

Nous commençons ce chapitre par donner les concepts fondamentaux de la repré-

sentation et la caractérisation des formes par ordinateur (section 3.2). Nous présentons ensuite (section 3.3) les méthodes de description les plus couramment utilisées dans le domaine de la reconnaissance de formes par ordinateur. La dernière partie de ce chapitre (section 3.4) sera dédiée aux techniques de classification supervisée, notamment le classifieur k -PPV, le classifieur SVM et le classifieur par forêts aléatoires.

3.2 Concepts fondamentaux

Dans cette section, nous présentons les concepts fondamentaux pour la représentation de formes, l'extraction de leurs caractéristiques et les mesures de similarité entre elles.

3.2.1 Représentation et caractérisation des formes

La forme peut être représentée par son contour ou une région [Costa et Cesar, 2001] :

- Le contour est la ligne planaire qui limite l'objet dans l'image. Seule l'information extraite de la forme de cette ligne est utilisée pour la caractérisation de forme.
- La région est l'ensemble de tous les pixels dans l'image de l'objet. Toute la forme de l'objet sera prise en compte pour la caractérisation.

Ce qui permet la reconnaissance des formes est le fait que ces formes ont des caractéristiques particulières. Les formes ou les éléments de formes doivent donc être décrits ou représentés d'une manière convenable. En général, une description exhaustive de toutes les propriétés de la forme est mathématiquement impossible, et un ensemble de caractéristiques doit être extrait à partir de formes. Par conséquent, le problème consiste à définir un ensemble de caractéristiques (aussi petit que possible) conduisant à un pouvoir discriminant élevé : plus deux formes sont différentes, plus la diversité de leurs ensembles de caractéristiques devrait être importante.

Une caractérisation de forme peut être soit globale (la valeur de chaque attribut dépend de la forme entière), soit locale ou semi-locale (chaque attribut est basé sur un point particulier, ou sur une partie de la forme). Les descriptions basées sur des ensembles de caractéristiques locales sont à privilégier, en raison du problème d'occlusion. Les caractéristiques peuvent également être classées selon leur degré d'invariance géométrique. Comme la reconnaissance de formes doit être invariante vis-à-vis d'un certain nombre de déformations géométriques, lorsque les caractéristiques ne sont pas invariantes, le processus de mesure de similarité final devra prendre en compte l'invariance.

Par la représentation du contour, seule la frontière de l'objet est exploitée pour la caractérisation de la forme en ignorant le contenu intérieur de la forme. Le contour est une courbe continue dans le plan. Parmi les caractérisations basées sur le contour, on trouve les descripteurs de Fourier [Arbter et al., 1990; Nixon et Aguado, 2007; Zhang et al., 2008], les descripteurs d'ondelettes [Bala et Cetin, 2004; Chuang et Kuo, 1996; Muller et Ohm, 1999], la courbure multi-échelle [Mokhtarian et Mackworth, 1986],... Comme les descripteurs sont calculés en utilisant seulement les pixels du contour, la complexité algorithmique est faible et les tailles de leurs vecteurs sont compactes.

La région comporte généralement tous les pixels à l'intérieur de la forme qui sont pris en compte pour caractériser la forme. Elle peut être constituée d'une seule région ou bien d'un ensemble de régions. Les descripteurs de forme basés sur la région exploitent à la fois le contour et les pixels de l'intérieur de la forme. Parmi ces descripteurs de forme, on peut citer les descripteurs de moments de la région [Hu, 1962; Kim et Kim, 2000], les descripteurs de grille [Lu et Sajjanhar, 1999], la matrice de forme [Flusser, 1992]... Comme le descripteur basé sur la région fait usage de tous les pixels constituant

la forme, il peut décrire efficacement diverses formes dans un seul descripteur. Toutefois, la taille des caractéristiques basées sur la région est généralement grande. Il conduit à une complexité de calcul croissante pour l'extraction de caractéristiques et pour la mesure de similarité.

Reste à souligner que la description d'objets basée sur les contours est considérée comme plus pertinente que l'autre description car la forme d'un objet se distingue essentiellement par la frontière. Dans la plupart des cas, la partie centrale de l'objet ne contribue guère à la reconnaissance de la forme [Zhao et Chen, 1997]. En plus, l'analyse de forme basée sur le contour étudie différentes caractéristiques issues d'un calcul curviligne (convexité, inflexions, points extrêmes, courbure...). Alors que l'analyse basée sur la région est généralement plus difficile impliquant des techniques plus compliquées et fortement sensibles au bruit (la transformée de l'axe médian, mesures de textures...) [Lu et Sajjanhar, 1999]. Toutefois, les inconvénients des méthodes basées sur le contour sont que les contours peuvent comprendre des bords faux ou des bords discontinus; elles peuvent souffrir d'une sensibilité au seuillage choisi pour la détection des bords. En outre, les opérateurs de détection de bords sont intrinsèquement sensibles aux bruits présents dans l'image. Par conséquent, les images doivent être lissées avant d'appliquer les opérateurs de détection de bords. Tout lissage ne doit pas cacher ou brouiller les structures fines et d'autres caractéristiques subtiles. Enfin ces méthodes ne peuvent pas représenter des formes pour lesquelles l'information sur le contour complet n'est pas disponible, comme des objets avec des trous, des objets partiellement occlus ou des objets complexes composés de plusieurs régions déconnectées. Dans ces derniers cas les méthodes basées sur la région sont préférables.

En ce qui concerne les images d'otolithes de poissons, c'est la forme du contour externe de la structure qui peut servir pour l'identification de l'espèce et du stock du poisson. Par conséquent, on s'intéresse ici à une méthode d'analyse de forme basée sur le contour externe. En plus, sur les images d'otolithes le contour externe peut être extrait efficacement [Benzinou, 2008]. Toutefois, la méthode proposée doit rester robuste aux occlusions possibles sur les pièces, occlusions qui peuvent parvenir de l'étape de préparation.

3.2.2 Distance d'un espace métrique

Visuellement l'être humain observe deux images et juge qu'il s'agit du même objet lorsque les deux formes sont similaires. En vision par ordinateur on juge la similarité d'objets par le calcul d'une distance entre les caractéristiques extraites des formes. On définit une mesure de similarité qui assigne une distance de petite valeur à des objets similaires, et de grande valeur aux objets non similaires. Un espace \mathbb{R}^N est dit métrique si, pour deux éléments \mathbf{x} et \mathbf{y} quelconques de l'espace, il existe une distance $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ qui satisfait les propriétés suivantes :

- d est continue
- une différence majeure de d devrait entraîner une dissimilarité plus grande qu'une différence mineure
- $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq 0$

- $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 0$ si et seulement si $\mathbf{x} = \mathbf{y}$
- $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = d(\mathbf{y}, \mathbf{x})$
- $d(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \leq d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + d(\mathbf{y}, \mathbf{z})$

La représentation des caractéristiques de forme est généralement faite par un descripteur de forme constitué par un ensemble de vecteurs. La distance de formes est essentiellement la distance entre deux vecteurs. Étant donnés deux vecteurs, $A = (a_1, a_2, \dots, a_N)$ et $B = (b_1, b_2, \dots, b_N)$, il existe de nombreuses méthodes classiques pour calculer la distance de vecteurs dans un espace métrique :

Distance de Minkowski (L_p)

La *distance de Minkowski* est définie en se basant sur la norme L_p par :

$$d_p(A, B) = \left(\sum_{i=1}^N |a_i - b_i|^p \right)^{1/p}$$

Cette distance est rarement utilisée en dehors des cas $p = 1, 2$ ou ∞ .

Lorsque $p = 1$, $d_1(A, B)$ est la distance de norme L_1 . Elle est appelée la *distance de Manhattan* car c'est la distance que parcourt une voiture dans une ville structurée en blocs carrés (voir figure 3.1). Elle est définie par :

$$d_{Man}(A, B) = \sum_{i=1}^N |a_i - b_i|$$

Lorsque $p = 2$, $d_2(A, B)$ est la distance *Euclidienne*. C'est la distance la plus *intuitive* entre les vecteurs (figure 3.1).

$$d_{Eu}(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2}$$

Lorsque $p \rightarrow \infty$, on obtient la distance de norme infinie L_∞ . Elle est connue sous le nom de *distance de Chebyshev*. C'est une métrique définie dans un espace vectoriel où la distance entre deux vecteurs est leur différence la plus grande sur n'importe quel axe de coordonnées (voir figure 3.1).

$$d_{Ch}(A, B) = \max_{1 \leq i \leq N} \{|a_i - b_i|\}$$

Distance cosinus

La *distance cosinus* mesure la différence en direction des vecteurs. Cette distance est définie par l'angle entre les deux vecteurs :

$$d_{Cos}(A, B) = 1 - \cos \theta = 1 - \frac{A \cdot B^T}{\|A\| \cdot \|B\|} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N a_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N b_i^2}}$$

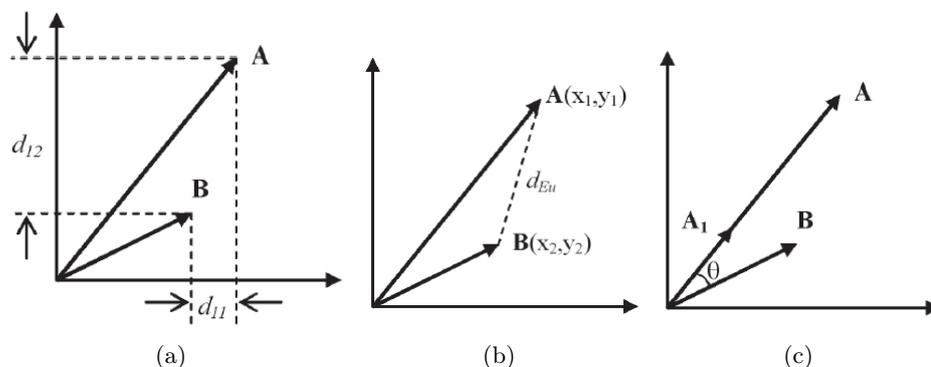


FIGURE 3.1 – Définition des distances de Minkowski et de la distance cosinus. (a) : La distance de Manhattan $d_{Man} = d_{11} + d_{12}$. La distance de Chebyshev $d_{Ch} = \max(d_{11}, d_{12})$. (b) : La distance euclidienne $d_{Eu} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$. (c) : La distance cosinus mesure la différence en direction des vecteurs; les deux vecteurs A et A_1 ont la même direction et alors ont la même distance cosinus par rapport au vecteur B .

La *distance cosinus* prend seulement l'angle en compte, et par suite deux vecteurs de même direction ont la même *distance cosinus* par rapport à n'importe quel autre vecteur (voir figure 3.1(c)).

Distance du 'Khi-deux' : χ^2

La distance euclidienne augmente à mesure que s'accroît le nombre de variables, et sa valeur dépend également de l'échelle des variables. Ce problème peut être évité en standardisant les variables. Pour pallier les inconvénients liés à l'utilisation de la distance euclidienne dans ce contexte, il est possible d'utiliser la *distance du χ^2* définie par :

$$d_{\chi^2}(A, B) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \frac{(a_i - b_i)^2}{(a_i + b_i)}$$

Cette distance est utilisée pour évaluer la proximité de variables quantitatives; elle mesure l'indépendance des éléments des deux vecteurs. Une valeur faible de cette distance signifie que les écarts entre les éléments sont dus au hasard et que la situation observée est compatible avec l'hypothèse d'indépendance. Si cette distance calculée est importante, on peut conclure à une liaison significative.

Distance de Hausdorff

La *distance de Hausdorff* [Rucklidge, 1996] entre deux vecteurs A et B est la plus grande distance euclidienne qu'on peut avoir de n'importe quel point de A au point le plus proche correspondant de B . Autrement, lorsqu'on choisit un point arbitraire de A , la distance de ce point au point le plus proche de B par rapport à ce point est plus

petite que la *distance de Hausdorff* (voir figure 3.2). Cette distance est définie par :

$$d_H(A, B) = \max\{f_d(A, B), f_d(B, A)\}$$

où $f_d(A, B) = \max_{a \in A} \{\min_{b \in B} (d_{Eu}(a, b))\}$

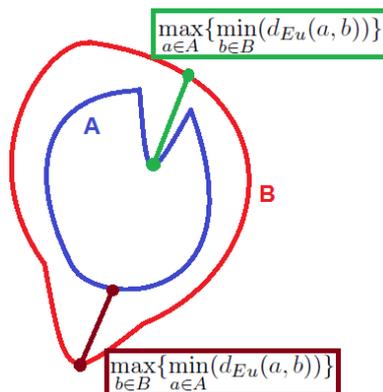


FIGURE 3.2 – Un exemple de la distance de Hausdorff entre deux formes A et B . On considère le point de A le plus éloigné de B , à une distance d_1 de B . On considère ensuite le point de B le plus éloigné de A , sa distance à A est notée d_2 . La distance de Hausdorff est la plus grande valeur des deux distances, en l'occurrence d_1 , pour l'exemple choisi.

La *distance de Hausdorff* n'est pas invariante aux transformations géométriques et elle n'est pas robuste au bruit. L'avantage de cette distance est la possibilité de son utilisation pour la correspondance partielle de formes [Bai et al., 2008].

3.3 Méthodes classiques de description de formes

Dans cette section, nous présentons plusieurs descripteurs de formes proposés dans la littérature. Nous ne pouvons pas fournir ici une liste exhaustive, nous allons tout de même tenter de montrer la diversité des descripteurs utilisés pour la reconnaissance d'objets. Les descripteurs listés ici sont les descripteurs qui seront comparés à la méthode proposée dans ce manuscrit en chapitre 5.

3.3.1 Descripteurs de Fourier

De nombreuses techniques basées sur les descripteurs de Fourier ont été proposées pour la reconnaissance des formes. La méthode proposée dans [Arbter et al., 1990] transforme une description paramétrée du contour dans le domaine de Fourier pour obtenir un jeu de coefficients. Ces coefficients sont normalisés pour éliminer la dépendance sur les transformations affines et sur le point de départ. Pour améliorer le taux de classification de formes, une approche multi-échelle basée sur les descripteurs de Fourier a été proposée dans [Kunttu et al., 2006]. Cependant, ces techniques restent globales car les descripteurs correspondants sont issus d'un calcul comprenant tous les points

du contour (ou de l'objet entier dans le cas des descripteurs de Fourier $2D$ [Direkoglu et Nixon, 2008]). L'occlusion de la forme à n'importe quel endroit entraîne alors des perturbations sur tous les descripteurs.

Les descripteurs de Fourier complexes sont l'outil le plus populaire pour la caractérisation de formes chez les biologistes [Bird et al., 1986; Cardinale et al., 2004; Duarte-Neto et al., 2008; Torres et al., 2000]. Ces descripteurs sont issus de la transformée de Fourier d'une représentation complexe de la forme donnée par la séquence de l'ensemble des coordonnées des pixels du contour :

$$b(k) = (x_k - x_c) + j(y_k - y_c) \quad (3.1)$$

pour $k = 0, 1, \dots, N - 1$, où N est la longueur du contour. x_c et y_c sont les coordonnées du centroïde de la forme, et x_k et y_k sont les coordonnées du $k^{\text{ième}}$ point du contour de la forme. La représentation complexe réalise l'invariance à la translation. Les descripteurs sont calculés via la transformée de Fourier discrète (TFD) donnée par :

$$D(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} b(k) e^{-j2\pi nk/N} \quad (3.2)$$

pour $n = 0, 1, \dots, N - 1$.

Ces descripteurs de Fourier peuvent être interprétés comme la projection de la forme sur les harmoniques de forme. L'amplitude du coefficient $D(n)$ fait référence à la contribution de l'harmonique de fréquence $\frac{2\pi n}{N}$ dans la forme originale. Les descripteurs d'ordre inférieur décrivent la forme générale et ont généralement les plus grandes amplitudes en raison de l'importance relative des caractéristiques décrites par ces harmoniques. En général, il a été constaté que les 10 à 15 premiers descripteurs sont habituellement suffisants pour une description quasi-complète de forme très complexe [Sonka et al., 1998]. La figure 3.3 montre un exemple de reconstruction de forme à partir des descripteurs de Fourier. Pour la classification de formes, seuls les premiers descripteurs de Fourier sont donc pris en compte. Les harmoniques de hautes fréquences rejetées sont considérées comme du bruit. Le nombre de descripteurs pris en compte est choisi de manière à avoir des résultats pratiquement indépendants des descripteurs supplémentaires d'ordre supérieur.

L'invariance à la rotation et au changement d'échelle est obtenue en enlevant le descripteur continu et ensuite les descripteurs sont normalisés par rapport au premier coefficient non nul, ce qui donne les *descripteurs de Fourier normalisés*. La distance entre deux formes est calculée comme la distance euclidienne entre les vecteurs associés à des descripteurs de Fourier normalisés .

Dans le domaine de la vision par ordinateur, ont été menées plusieurs études comparatives entre différents descripteurs de formes à partir du contour externe (Fourier, modèle auto-régressif, code à enchaînement, courbure multi-échelle¹ et descripteurs des moments). Ces études ont montré la supériorité des descripteurs de Fourier pour la

1. Curvature Scale Space (CSS).

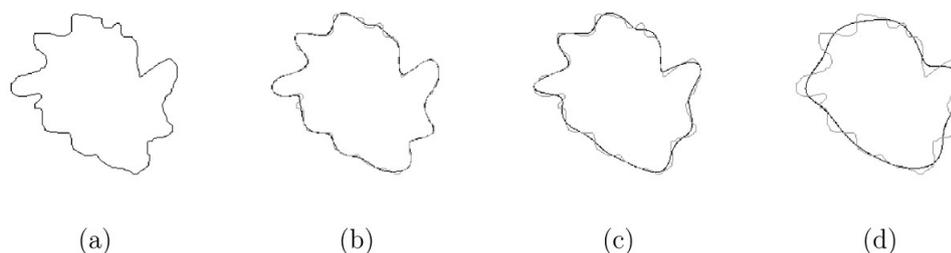


FIGURE 3.3 – Un exemple de la reconstruction d’un contour de forme à partir des descripteurs de Fourier [Rusnell et al., 2008]. (a) : Le contour original. (b) : Le contour (a) reconstruit à partir des premiers 5% des descripteurs de Fourier ; le contour reconstruit est dessiné en noir et le contour d’origine est superposé en gris. (c) : En ne retenant que les premiers 3% des descripteurs. (d) : En ne retenant que les premiers 2% des descripteurs.

classification [Golden, 1980; Kauppinen et al., 1995; Mehtre et al., 1997; Zhang et Lu, 2003].

Toutefois, lorsque la forme étudiée devient moins circulaire et comporte plus de coins angulaires, il a été démontré que les descripteurs de Fourier complexes nécessitent un nombre important de termes d’ordre supérieur pour décrire le contour de façon satisfaisante [Nicoli et Anagnostopoulos, 2008]. La figure 3.4(a) montre le contour d’une image satellite d’un ensemble de véhicules rectangulaires ; leur contour contient des composantes à hautes fréquences dans les coins. La figure 3.4(b) montre le contour reconstruit à l’aide de 20 descripteurs de Fourier. Il est évident que des descripteurs supplémentaires sont nécessaires pour représenter le contour qui semble encore trop rond. Pour une bonne approximation du contour, environ 114 descripteurs sont nécessaires. La figure 3.4(c) montre une reconstitution du contour cible en utilisant 114 descripteurs.

Pour contourner cet inconvénient, une solution alternative a été proposée dans [Kuhl et Giardina, 1982], il s’agit des descripteurs de Fourier elliptiques.

3.3.2 Descripteurs de Fourier elliptiques

Les descripteurs de Fourier elliptiques ont été largement utilisés pour la description des contours et la reconnaissance de formes [Nixon et Aguado, 2007; Tort, 2003]. Ces descripteurs extraits du contour de la forme ont une signification physique claire du contour. Le contour est décrit par un ensemble ordonné d’harmoniques, chacune caractérisant géométriquement une ellipse [Kuhl et Giardina, 1982]. Chaque harmonique est définie par quatre coefficients appelés descripteurs elliptiques, qui donnent les paramètres d’une ellipse (figure 3.5) : la longueur de l’axe majeur ($2A_k$), la longueur de l’axe mineur ($2B_k$), l’orientation de rotation de l’axe majeur (θ_k), et l’angle de phase de l’ellipse (ϕ_k) défini à partir du point de départ P . Une forme est donc décomposée en une somme de phaseurs tournants, chacun définissant une ellipse et qui tournent avec une vitesse proportionnelle à leur numéro d’harmoniques (figure 3.6(b)).

Les descripteurs sont définis à partir des paramètres de l’ellipse par les équations

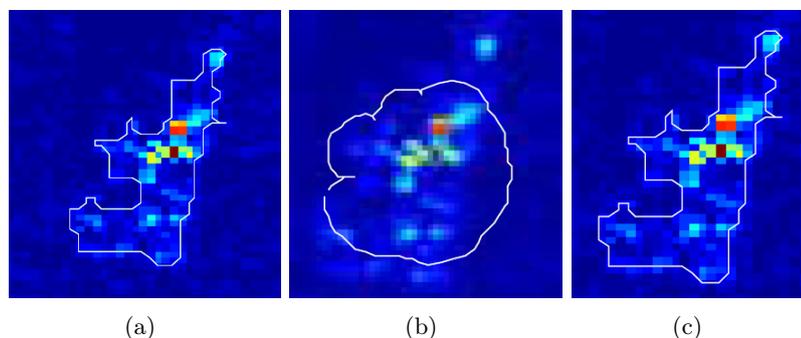


FIGURE 3.4 – Reconstruction d'un contour complexe à l'aide des descripteurs de Fourier [Nicoli et Anagnostopoulos, 2008]. (a) : Contour d'une image satellite d'un ensemble de véhicules rectangulaires ; leur contour contient des composantes à hautes fréquences dans les coins. (b) : Le contour reconstruit à l'aide de 20 descripteurs de Fourier. (c) : Le contour reconstruit à l'aide de 114 descripteurs. Comme le contour est relativement compliqué et contient beaucoup de coins, un nombre important de descripteurs est nécessaire pour avoir une représentation satisfaisante.

suivantes :

$$\begin{aligned}
 a_k &= +A_k \cos(\theta_k) \cos(\phi_k) - B_k \sin(\theta_k) \sin(\phi_k) \\
 b_k &= -A_k \cos(\theta_k) \sin(\phi_k) - B_k \sin(\theta_k) \cos(\phi_k) \\
 c_k &= +A_k \sin(\theta_k) \cos(\phi_k) + B_k \cos(\theta_k) \sin(\phi_k) \\
 d_k &= -A_k \sin(\theta_k) \sin(\phi_k) + B_k \cos(\theta_k) \cos(\phi_k)
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

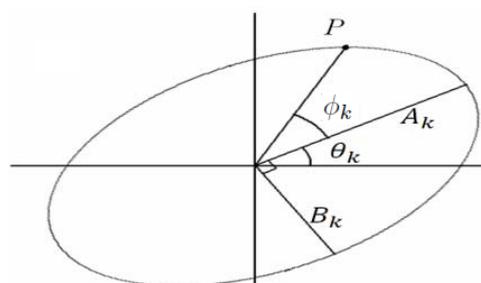


FIGURE 3.5 – Représentation géométrique d'une ellipse.

Ces descripteurs sont invariants vis-à-vis de la rotation, de la translation et du changement d'échelle. Selon [Kuhl et Giardina, 1982], pour un contour fermé représenté par N points $(x_i, y_i)_{i=1:N}$, les coefficients de l'harmonique d'ordre k sont donnés par :

$$a_k = \frac{1}{2k^2\pi^2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta x_i}{\Delta s_i} \left[\cos\left(\frac{2k\pi s_i}{L}\right) - \cos\left(\frac{2k\pi s_{i-1}}{L}\right) \right] \quad (3.4)$$

$$b_k = \frac{1}{2k^2\pi^2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta x_i}{\Delta s_i} \left[\sin\left(\frac{2k\pi s_i}{L}\right) - \sin\left(\frac{2k\pi s_{i-1}}{L}\right) \right] \quad (3.5)$$

$$c_k = \frac{1}{2k^2\pi^2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta y_i}{\Delta s_i} \left[\cos\left(\frac{2k\pi s_i}{L}\right) - \cos\left(\frac{2k\pi s_{i-1}}{L}\right) \right] \quad (3.6)$$

$$d_k = \frac{1}{2k^2\pi^2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta y_i}{\Delta s_i} \left[\sin\left(\frac{2k\pi s_i}{L}\right) - \sin\left(\frac{2k\pi s_{i-1}}{L}\right) \right] \quad (3.7)$$

où L est le périmètre du contour, s_i est l'abscisse curviligne du point d'indice i , $\Delta x_i = (x_i - x_{i-1})$, $\Delta y_i = (y_i - y_{i-1})$ et $\Delta s_i = \sqrt{(\Delta x_i)^2 + (\Delta y_i)^2}$. L'amplitude de l'harmonique est calculée comme suit :

$$Amp_k = \frac{1}{2} \sqrt{a_k^2 + b_k^2 + c_k^2 + d_k^2} \quad (3.8)$$

L'amplitude des descripteurs décroît exponentiellement en fonction de l'ordre croissant. Les descripteurs pris en compte pour la classification de formes sont donc les premiers coefficients.

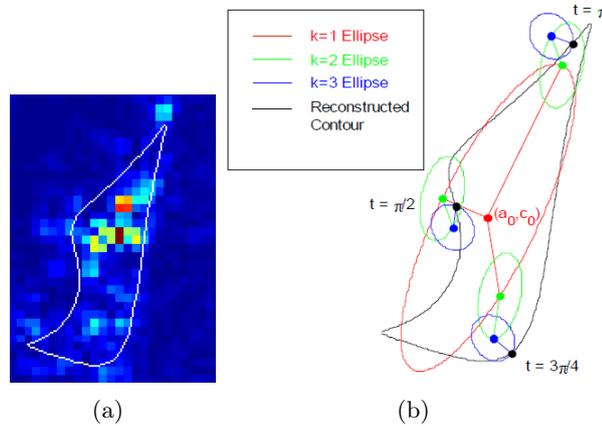


FIGURE 3.6 – Reconstruction d'un contour complexe à l'aide des descripteurs de Fourier elliptiques [Nicoli et Anagnostopoulos, 2008].

L'avantage des descripteurs de Fourier elliptiques est qu'ils permettent une bonne représentation de la forme originale, même si un nombre relativement faible de descripteurs sont employés. La figure 3.6(a) montre le contour de 3.4(a) reconstruit à partir de quatre descripteurs de Fourier elliptiques ($k : 0$ à 3). La figure 3.6(b) montre la représentation graphique de la reconstruction du contour à l'aide des descripteurs de Fourier

elliptiques en donnant les ellipses correspondant aux harmoniques $k : 1$ à 3 (le terme d'ordre 0 décrit la position du centre du contour). La représentation par les descripteurs de Fourier elliptiques fournit une telle estimation proche du contour original avec un norme de descripteurs plus petit que celui des descripteurs de Fourier complexes décrits en 3.3.1.

3.3.3 Moments spatiaux

La notion de moment en mathématiques est dérivée de la notion de moment en physique. Parmi les descripteurs basés sur la région, les moments sont très populaires car ils ont été introduits dans les années 60 [Hu, 1962]. Il s'agit notamment des moments géométriques [Hu, 1962], des moments invariants [Hu, 1962], des moments de Legendre [Teague, 1980], des moments de Zernike [Khotanzad et Hong, 1990; Teague, 1980] et des moments de Chebyshev [Mukundan et al., 2001].

Soit une forme décrite par les points (x, y) de sa région R . Le moment géométrique d'ordre $m + n$ est défini par :

$$M_{mn} = \sum_{(x,y) \in R} x^m y^n \quad (3.9)$$

Le moment centré d'ordre $m + n$ est défini par :

$$MC_{mn} = \sum_{(x,y) \in R} (x - \bar{x})^m (y - \bar{y})^n \quad (3.10)$$

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad \bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (3.11)$$

Moments invariants

Les moments centrés sont invariants par translation. A partir des moments centrés, [Hu, 1962] a identifié sept moments, appelés moments de Hu invariants qui sont invariants par translation, rotation et changement d'échelle. Ils sont donnés par :

$$\begin{aligned} MH_1 &= MC_{20} + MC_{02} \\ MH_2 &= (MC_{20} - MC_{02})^2 + 4MC_{11}^2 \\ MH_3 &= (MC_{30} - MC_{12})^2 + (3MC_{21} - MC_{03})^2 \\ MH_4 &= (MC_{30} + MC_{12})^2 + (3MC_{21} + MC_{03})^2 \\ MH_5 &= (MC_{30} - MC_{12})(MC_{30} + MC_{12})[(MC_{30} + MC_{12})^2 - 3(MC_{21} + MC_{03})^2] \\ &\quad + (3MC_{21} - MC_{03})(MC_{21} + MC_{03})[3(MC_{30} + MC_{12})^2 - (MC_{21} + MC_{03})^2] \\ MH_6 &= (MC_{20} - MC_{02})[(MC_{30} + MC_{12})^2 - (MC_{21} + MC_{03})^2] \\ &\quad + 4MC_{11}^2(MC_{30} + MC_{12})(MC_{21} + MC_{03}) \\ MH_7 &= (3MC_{21} - MC_{03})(MC_{30} + MC_{12})[(MC_{30} + MC_{12})^2 \\ &\quad - 3(MC_{21} + MC_{03})^2] + (3MC_{12} - MC_{03})(MC_{21} + MC_{03})[3(MC_{30} + MC_{12})^2 \\ &\quad - (MC_{21} + MC_{03})^2] \end{aligned}$$

Les moments de Hu invariants par translation, rotation et changement d'échelle sont simples à calculer. Toutefois, ils présentent plusieurs inconvénients. Tout d'abord ces moments sont redondants comme leur base n'est pas orthogonale; ils présentent un important degré de redondance d'information. En plus, les moments d'ordre supérieur sont très sensibles au bruit. Finalement la présence des puissances d'ordre m et n rend la plage des valeurs très large, ce qui mène à une instabilité numérique [Celebi et Aslandogan, 2005].

Moments de Zernike

Teague [Teague, 1980] a proposé l'utilisation des moments continus et orthogonaux pour surmonter les problèmes associés aux moments géométriques et invariants. Il a introduit deux moments différents, les moments de Zernike et ceux de Legendre, sur la base orthogonale de polynômes de Zernike et de Legendre, respectivement. Plusieurs études ont montré par la suite la supériorité des moments de Zernike sur les moments de Legendre en raison de leur meilleure représentation des caractéristiques de forme et leur faible sensibilité au bruit [Mukundan et Ramakrishnan, 1998].

Les moments de Zernike sont dérivés des polynômes de Zernike orthogonaux donnés par :

$$P_{nm}(x, y) = P_{nm}(r \cos \theta, r \sin \theta) = R_{nm}(r) \exp(jm\theta) \quad (3.12)$$

où R_{nm} sont des polynômes radiaux :

$$R_{nm}(r) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \times \left(\frac{n-2s+|m|}{2}\right)! \left(\frac{n-2s-|m|}{2}\right)!} r^{n-2s} \quad (3.13)$$

$n = 0, 1, \dots$; $0 \leq |m| \leq n$ et $n - |m|$ est impair.

Les moments de Zernike sont des fonctions orthogonales sur le disque unitaire ($r = \sqrt{x^2 + y^2} \leq 1$). Le moment de Zernike d'ordre n avec répétition m de la région de forme $f(x, y)$ est donné par :

$$MZ_{nm}(r) = \frac{n+1}{\pi} \sum_r \sum_{\theta} f(r \cos \theta, r \sin \theta) \cdot R_{nm}(r) \cdot \exp(jm\theta) \quad r \leq 1 \quad (3.14)$$

Ces moments présentent l'avantage d'être invariants à la rotation, ils sont aussi robustes au bruit et aux variations mineures de la forme [Khotanzad et Hong, 1990; Kim et Kim, 2000] et bien expressifs puisque la base est orthogonale (la redondance de l'information représentée par ces moments est minimale [Teague, 1980]).

Toutefois, le calcul des moments de Zernike pose plusieurs problèmes, surtout la normalisation de l'espace de coordonnées de l'image qui doit être transformé en domaine où les polynômes orthogonaux sont définis, c'est-à-dire le cercle unitaire pour le polynôme de Zernike. En plus le calcul des polynômes de Zernike reste difficile et complexe lorsque l'ordre devient élevé [Mukundan et al., 2001].

Moments radiaux de Chebyshev

Pour éviter de rencontrer les problèmes associés aux moments continus et orthogonaux (moments de Zernike), on a introduit l'utilisation des moments de Chebyshev [Mukundan et al., 2001] basés sur des polynômes orthogonaux et discrets de Chebyshev. On a montré que les moments de Chebyshev sont supérieurs aux moments géométriques, aux moments de Zernike, et aux moments de Legendre pour la reconnaissance de formes [Celebi et Aslandogan, 2005]. Toutefois, cette première formulation des moments de Chebyshev n'était pas invariante par rotation. [Mukundan, 2004] a introduit par la suite les moments radiaux de Chebyshev qui possèdent la propriété d'invariance par rotation.

Étant donné une région de forme définie par $f(r, \theta)$, le moment radial de Chebyshev d'ordre p et de répétition q est défini comme suit [Mukundan, 2004] :

$$S_{pq} = \frac{1}{2\pi\rho(p, m)} \sum_{r=0}^{m-1} \sum_{\theta=0}^{2\pi} t_p(r) \cdot \exp(-jq\theta) \cdot f(r, \theta)$$

où $t_p(r)$ sont les polynômes orthogonaux normalisés de Chebyshev d'une image de taille $N \times N$ définis par :

$$\begin{aligned} t_0(r) &= 1 \\ t_1(r) &= (2r - N + 1)/N \\ t_p(r) &= \frac{(2p - 1)t_1(r)t_{p-1}(r) - (p - 1) \left\{ 1 - \frac{(p-1)^2}{N^2} \right\} t_{p-2}(r)}{p}, \quad p > 1 \end{aligned}$$

$\rho(p, N)$ est la norme définie par :

$$\rho(p, N) = \frac{N(1 - \frac{1}{N^2})(1 - \frac{2^2}{N^2}) \cdots (1 - \frac{p^2}{N^2})}{2p + 1}, \quad p = 0, 1, \dots, N - 1$$

et $m = (N/2) + 1$.

La correspondance entre (r, θ) et (x, y) est donnée par :

$$\begin{aligned} x &= \frac{rN}{2(m-1)} \cos \theta + \frac{N}{2} \\ y &= \frac{rN}{2(m-1)} \sin \theta + \frac{N}{2} \end{aligned}$$

Comme pour les moments de Zernike, on peut démontrer que les amplitudes de ces moments sont invariantes à la rotation [Mukundan, 2004].

Bilan

Outre les moments décrits précédemment, il y a d'autres moments de la représentation de forme, par exemple, le moment homocentrique polaire-radial [Jin et al., 2006],

les moments orthogonaux de Fourier-Mellin [Zhang et al., 2010], les moments pseudo-Zernike [Mehtre et al., 1997]... Les descripteurs de formes à base de moments sont généralement concis et robustes. Ils sont également invariants à la mise en échelle, à la rotation et à la translation de l'objet. Toutefois, en raison de leur nature globale, en ce sens que chaque moment contient des informations sur tous les points de la forme, la description des formes n'est pas locale. L'inconvénient principal des méthodes basées sur les moments, c'est qu'il est difficile de mettre en corrélation des moments d'ordre élevé avec les principales caractéristiques locales d'une forme.

3.3.4 Courbure multi-échelle (CSS)

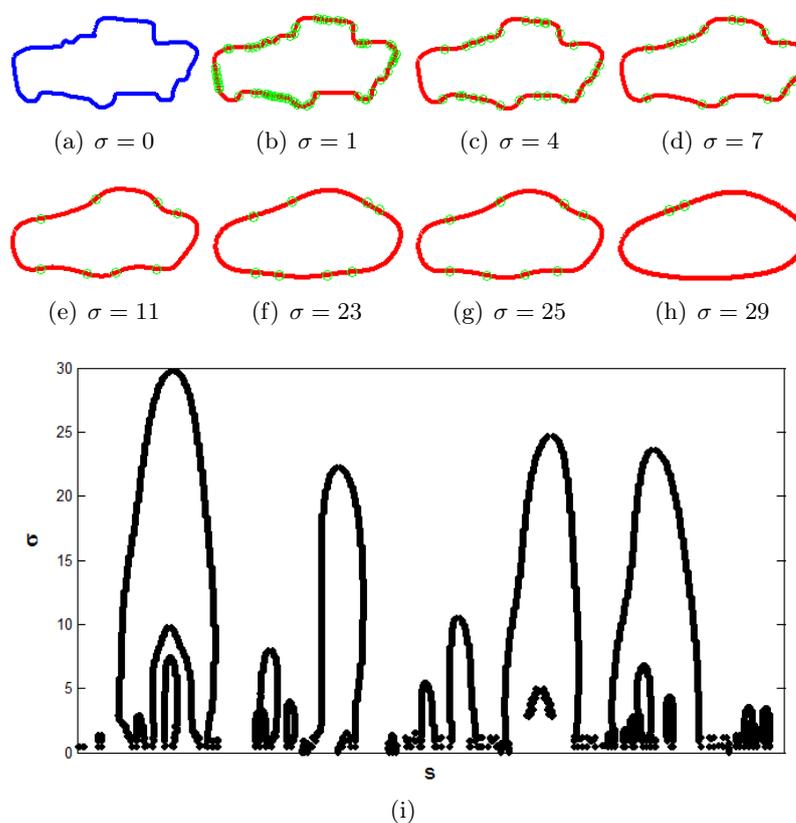


FIGURE 3.7 – Courbure multi-échelle. Évolution de la forme d'une voiture de l'image originale (a) à l'image correspondante à l'échelle $\sigma = 29$. Dans chaque image les points d'inflexion sont marqués par des ronds. (i) : l'image CSS de la voiture donnée en (a).

La courbure multi-échelle (*Curvature Scale Space : CSS*) est une représentation des formes introduite dans [Mokhtarian et Mackworth, 1986]. Elle est invariante par transformations affines. Cette méthode est basée sur la recherche de points d'inflexion sur le contour sur plusieurs échelles, ceci pour passer sur plusieurs niveaux de détails.

Le passage d'une résolution à l'autre résulte d'un lissage itéré du contour.

Soit un contour paramétré par l'équation cartésienne suivante :

$$\Gamma(s) = (x(s), y(s)) \quad (3.15)$$

où s est l'abscisse curviligne du point du contour. Une version plus lisse de ce contour est définie par :

$$\Gamma_\sigma(s) = (X(s, \sigma), Y(s, \sigma)) \quad (3.16)$$

avec $X(s, \sigma) = x(s) * g(s, \sigma)$ et $Y(s, \sigma) = y(s) * g(s, \sigma)$, $*$ est l'opérateur de convolution, et $g(s, \sigma)$ indique un filtre gaussien avec un écart type σ défini par :

$$g(s, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-s^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.17)$$

La courbure multi-échelle est donnée par :

$$C(s, \sigma) = \frac{X_s(s, \sigma)Y_{ss}(s, \sigma) - X_{ss}(s, \sigma)Y_s(s, \sigma)}{(X_s(s, \sigma)^2 - Y_s(s, \sigma)^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (3.18)$$

avec

$$\begin{aligned} X_s(s, \sigma) &= \frac{\partial}{\partial s}(x(s) * g(s, \sigma)) \\ X_{ss}(s, \sigma) &= \frac{\partial^2}{\partial s^2}(x(s) * g(s, \sigma)) \\ Y_s(s, \sigma) &= \frac{\partial}{\partial s}(y(s) * g(s, \sigma)) \\ Y_{ss}(s, \sigma) &= \frac{\partial^2}{\partial s^2}(y(s) * g(s, \sigma)) \end{aligned}$$

σ fait référence au paramètre d'échelle. Cette technique est convenable pour débruiter et lisser un contour car en augmentant σ on obtient une courbe de plus en plus lisse. La fonction définie par $C(s, \sigma) = 0$ est l'image CSS du contour étudié Γ . Un exemple est donné en figure 3.7. La comparaison entre contours au moyen de la CSS est basée sur la comparaison des endroits des maxima des représentations CSS.

La technique CSS a été prouvée comme une technique robuste de représentation de forme. En effet, la représentation CSS capture les principales caractéristiques d'une forme et elle est robuste au bruit, au changement d'échelle et à l'orientation des objets. En plus, elle est compacte, fiable et rapide tout en conservant les informations locales d'une forme. La représentation CSS conserve fidèlement toutes les concavités et les convexités de la forme.

Malgré tous ses avantages, la CSS n'offre pas toujours des résultats en adéquation avec le système visuel humain. Comparée à d'autres outils, elle dispose d'une relativement faible précision pour la reconnaissance de formes [Zhang et Lu, 2003]. En effet, bien que cette représentation soit locale et basée sur une analyse multi-échelle, la comparaison entre les formes dans la représentation CSS se fait compte tenu des points

de courbure nulle, et non de tous les points. Les principaux inconvénients de cette représentation sont dus au problème de faibles et fortes concavités/convexités sur une forme.

3.3.5 Contexte de forme

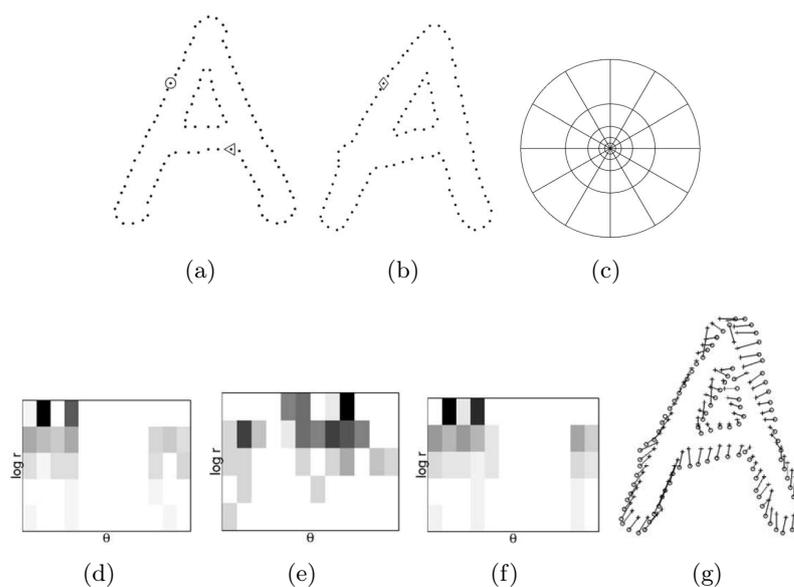


FIGURE 3.8 – Calcul du descripteur contexte de forme et correspondance de formes [Belongie et al., 2002]. (a) et (b) : Points échantillonnés de deux formes. (c) : Le diagramme de l'histogramme log-polaire utilisé pour le calcul du contexte de forme. Cinq points sur la direction radiale $\log r$ et douze points sur la direction angulaire θ sont considérés. (d), (f) et (e) : Des exemples de contextes de forme par rapport aux points indiqués respectivement par \circ , \triangleleft , \diamond sur (a) et (b). Chaque contexte de forme est un histogramme log-polaire des coordonnées des autres points de la forme mesurées par rapport au point de référence (couleur sombre : grandes valeurs). (g) : La correspondance trouvée en optimisant un coût défini comme étant la distance χ^2 entre les histogrammes.

Le contexte de forme (*Shape Context : SC* [Belongie et al., 2002]) est développé comme un descripteur local pour trouver des correspondances entre des formes et des modèles. Dans cette approche, une forme est représentée par un ensemble discret de N points échantillonnés à partir du contour de l'objet. Étant donné l'ensemble de points, le contexte de forme code la distribution relative (distance et orientation) des points du plan par rapport à chaque point de la forme.

Considérons les vecteurs originaires d'un point à tous les autres points échantillonnés sur la forme. Ces vecteurs expriment la répartition de la forme entière par rapport au point de référence. Ce descripteur est l'histogramme des coordonnées polaires relatives de tous les autres points.

La figure 3.8 représente un exemple du calcul du contexte de forme. En 3.8(c) est illustré le diagramme log-polaire utilisé pour le calcul du contexte de forme. Ce diagramme considère cinq points sur la direction radiale $\log r$ et douze points sur la direction angulaire θ . L'histogramme est formé en plaçant le centre de ce diagramme sur le point de référence considéré (figure 3.9). Dans la figure 3.8, les histogrammes en points indiqués par \circ , \triangleleft , \diamond sur les deux formes sont représentés. Visuellement, on peut voir la ressemblance des deux contextes de formes correspondants aux points \circ et \diamond qui sont deux points similaires sur les deux formes. Par ailleurs, le point \triangleleft est totalement différent des autres et on voit clairement les différences entre l'histogramme à ce point et les histogrammes aux autres points.

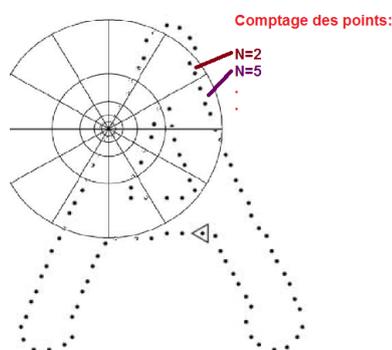


FIGURE 3.9 – Construction de l'histogramme pour la représentation de l'ensemble de points utilisant le contexte de forme. L'histogramme polaire est calculé en comptant les points dans les cases du diagramme polaire placé en point de référence.

Les contextes de forme ont été utilisés comme attributs d'un problème de correspondance bipartie pondérée. Ce principe a été appliqué à une variété de problèmes de reconnaissance d'objets [Belongie et al., 2002; Hao et Malik, 2003; Mori et Malik, 2002; Thayananthan et al., 2003]. Le descripteur de contexte de forme possède les propriétés d'invariance à la translation (comme il est défini en se basant sur des positions relatives), au changement d'échelle (en normalisant les distances radiales par rapport à la distance moyenne entre toutes les paires de points) et à la rotation (en tournant le système de coordonnées en chaque point de sorte que l'axe des abscisses positives soit aligné avec le vecteur tangent).

3.3.6 Contexte de forme avec distance interne

Afin d'améliorer la classification des formes articulées, les contextes de forme ont été modifiés pour prendre en compte la distance interne au lieu de la distance euclidienne [Ling et Jacobs, 2007].

La distance interne est définie comme la longueur du chemin le plus court entre les points de la forme. Cette distance a la caractéristique d'être insensible aux articulations, une propriété souhaitable pour la comparaison de formes complexes. Par exemple, la

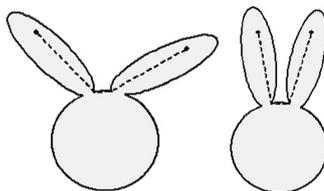


FIGURE 3.10 – La distance interne entre deux points de la forme [Ling et Jacobs, 2007]. La polyligne en pointillés indique le chemin le plus court entre les deux points. La distance interne est définie comme étant la longueur de ce chemin. Cette distance est insensible aux articulations, alors que la distance euclidienne ne possède pas cette propriété.

figure 3.10 montre deux formes de la même catégorie mais avec des articulations différentes. Intuitivement, cet exemple montre que la distance interne est insensible à l'articulation. Notons que la distance euclidienne ne possède pas cette propriété. En effet, définie comme la longueur du segment de droite entre les points, la distance euclidienne ne considère pas si le segment de droite franchit les limites de la forme.



FIGURE 3.11 – L'angle interne entre deux points d'une forme [Ling et Jacobs, 2007]. Elle est définie comme étant l'angle que fait la direction tangentielle au point de départ avec la direction du plus court chemin qui relie les deux points. On voit qu'elle est insensible aux articulations.

Dans ce nouveau contexte de forme à distance interne [Ling et Jacobs, 2007] la distance euclidienne est directement remplacée par la distance intérieure dans le diagramme log-polaire. L'orientation relative entre deux points est définie comme l'angle que fait la direction tangentielle au point de départ avec la direction du plus court chemin qui les relie. Cette orientation est appelée angle interne et elle est aussi insensible aux articulations (figure 3.11).

La figure 3.12 montre des exemples de contextes de forme calculés par les deux méthodes différentes (*Shape Context : SC* et *Inner-Distance Shape Context : IDSC*). Il est clair que le *SC* est semblable pour les trois formes, alors que l'*IDSC* n'est similaire que pour les coléoptères. Cette figure montre bien que la distance interne caractérise mieux la forme.

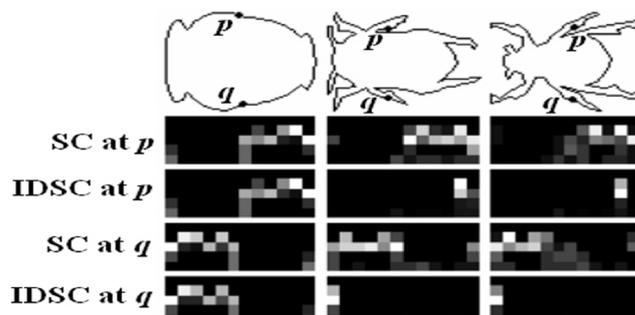


FIGURE 3.12 – Le contexte de forme (*shape context* : SC) et le contexte de forme à distance interne (*Inner-distance shape context* : $IDSC$) [Ling et Jacobs, 2007]. La première ligne montre trois objets avec deux points marqués p et q sur chaque forme. Les lignes suivantes montrent (de haut en bas), le SC à p , l' $IDSC$ à p , le SC à q et l' $IDSC$ à q .

3.3.7 Correspondances fixées avec mesure de probabilité de chance

Généralement les systèmes de classification de forme mesurent directement la similarité ou la dissimilarité de la forme en question aux autres formes de la base disponible, sans utiliser les informations statistiques d'appartenance à une classe donnée. Pour améliorer la précision de reconnaissance, l'approche proposée dans [Super, 2006] est basée sur l'appariement de formes utilisant une information statistique d'appartenance à une classe donnée. En effet, la répartition des formes de la base d'apprentissage dans l'espace de formes n'est généralement pas uniforme. En conséquence, des distances égales d'une forme aux différentes autres formes n'ont pas la même signification en régions de haute densité qu'en des régions de faible densité de l'espace. Ceci laisse penser que le remplacement d'une distance de l'espace par une mesure de probabilité, fondée sur la répartition des formes disponibles dans l'espace, conduirait à une meilleure précision.

L'alignement des formes se fait par la méthode de correspondances fixées décrite dans [Sebastian et al., 2003; Super, 2003]. Cet algorithme consiste tout d'abord à définir sur le contour les points caractéristiques correspondant à des maxima et des minima locaux de la courbure. La figure 3.13(a) montre les points caractéristiques d'une forme typique. Pour chaque point caractéristique \mathbf{x} , soit \mathbf{y} le point du contour le plus loin de \mathbf{x} en termes de distance euclidienne, et \mathbf{z} le point du contour le plus éloigné de la ligne droite définie par \mathbf{x} et \mathbf{y} . Pour chaque point caractéristique \mathbf{x} , les points \mathbf{x} , \mathbf{y} et \mathbf{z} servent à définir une transformation de similitude, $T_{\mathbf{x}}$, qui ramène le contour dans un nouveau repère canonique où $T_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = (0, 0)$, $T_{\mathbf{x}}(\mathbf{y}) = (1, 0)$, et, si nécessaire, le contour est réfléchi pour avoir $T_{\mathbf{x}}(\mathbf{z})$ en dessus de l'axe des abscisses. Cette nouvelle représentation du contour est invariante en translation, rotation, échelle et réflexion. Les figures 3.13(b)-(d) montrent par exemple trois des quinze poses possibles de la forme de la figure 3.13(a). Deux formes sont ajustées en comparant toutes les paires de poses dans le repère canonique et en choisissant la meilleure paire de poses. La distance entre deux poses est calculée

par la somme des distances au carré entre les points qui se correspondent selon la correspondance fixée par leurs indices d'échantillonnage (figure 3.14). Les points des deux poses doivent être échantillonnés selon le même schéma d'échantillonnage : même nombre de points, même origine, même sens et même distance inter-points.

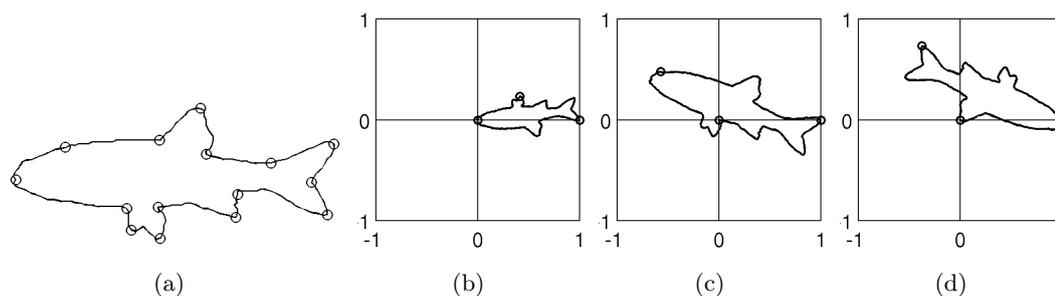


FIGURE 3.13 – Points caractéristiques et poses d'une forme [Super, 2006]. (a) : Un exemple de forme avec les points caractéristiques. Les points caractéristiques se trouvent sur des valeurs significatives de la courbure. (b)-(d) : Trois des 15 contours normalisés, ou poses, de la forme donnée en (a). Il y a une pose par point caractéristique. Les positions de x , y et z sont indiquées par des points.

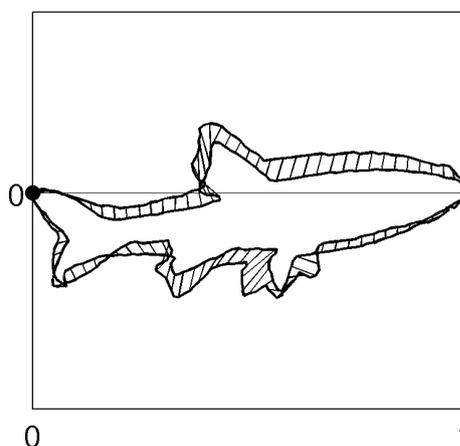


FIGURE 3.14 – Correspondance fixée de deux poses dans le repère canonique [Super, 2006]. Les segments courts montrent les correspondances fixées des points.

Le système apprend un ensemble de fonctions de probabilité “de chance” (*Chance Probability Function* : *CPF*). La distance calculée après alignement des formes disponibles est utilisée pour le calcul des *CPF*s. Les *CPF*s estiment les probabilités d'obtenir (suite à du hasard) une forme requête à des distances particulières des différentes formes de la base. Lors de la classification ou de la recherche, les *CPF*s apprises sont utilisées pour estimer les probabilités “de chance” (*Chance Probability* : *CP*) des distances observées entre la forme requête et la base de formes. Ces probabilités estimées sont ensuite

utilisées comme une mesure de similarité pour la recherche et/ou la classification de formes.

Soit E_f l'espace des formes disponibles et $p(F)$ la densité de probabilité dans cet espace. Soit $D(F, F')$ la distance mesurée entre les formes F et F' et $P_F(d)$ la probabilité qu'une forme soit à une distance d de F :

$$P_F(d) = \text{Prob}\{F' \in E_f : D(F, F') \leq d\}$$

On estime cette probabilité en traitant $p(F)$ comme une fonction de densité discrète définie sur la base de formes, par suite $P_F(d)$ est estimée par :

$$P_F(d) = \text{card}(\{F' \in E_f : D(F, F') \leq d\}) / \text{card}(E_f)$$

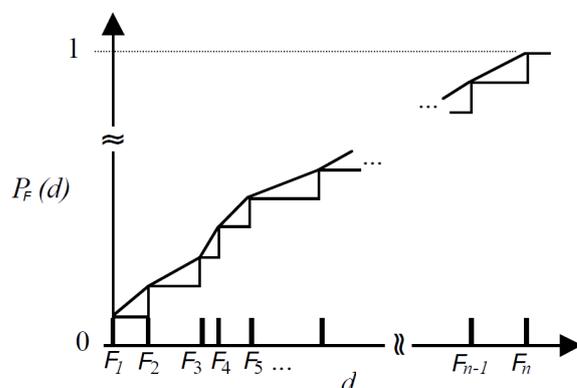


FIGURE 3.15 – La fonction de probabilité de chance *CPF* pour une forme [Super, 2006]. Ici est utilisée une méthode d'interpolation linéaire par morceaux.

Supposons que les formes en E_f sont classées par la distance à F , c'est-à-dire, F_1, F_2, \dots, F_n , où $F_1 = F$. Puis $P_F[D(F, F_i)] = i/n$ pour $i = 1, \dots, n$. La probabilité $P_F(d)$ pour chaque forme F est une distribution de probabilité cumulative. Un exemple de $P_F(d)$ est montré en figure 3.15 où cette fonction est ensuite interpolée linéairement pour obtenir la probabilité *CPF*.

Lors de la classification ou de la recherche, pour une pose d'une forme inconnue q , la probabilité de q par rapport à F est définie par :

$$CP_F(q) \equiv P_F[D(F, q)] = \text{Prob}\{F' \in E_f : D(F, F') \leq D(F, q)\}$$

Cette probabilité est la probabilité d'avoir une forme proche (suite au hasard) à F qu'à q suivant la distribution des formes dans l'espace des formes. Plus cette probabilité est faible, plus F et q sont similaires. Finalement, pour la classification ou la recherche, la signification de la distance est utilisée à la place de la distance elle-même pour la comparaison des formes.

Cette approche a été testée sur différentes bases d'images, les résultats obtenus sont relativement performants [Super, 2006]. Cependant, il faut noter que la correspondance fixée est d'autant précise que les formes sont relativement similaires. Si la base d'apprentissage ne contient pas de formes très similaires à la forme requête, les résultats seront donc bien dégradés.

3.3.8 Correspondance procustéenne hiérarchique

La distance de Procuste [Gower, 2004] est une métrique de formes du type moindre carré qui exige une correspondance des points des formes. Pour déterminer la distance de Procuste entre deux formes, on trouve tout d'abord le barycentre de chaque forme, puis on change les échelles des formes pour qu'elles aient une taille égale. L'alignement des formes se fait en position par rapport aux coordonnées des centroïdes et en rotation par rapport aux orientations. Ces étapes d'alignement et l'interprétation graphique de la distance de Procuste sont décrites en figure 3.16.

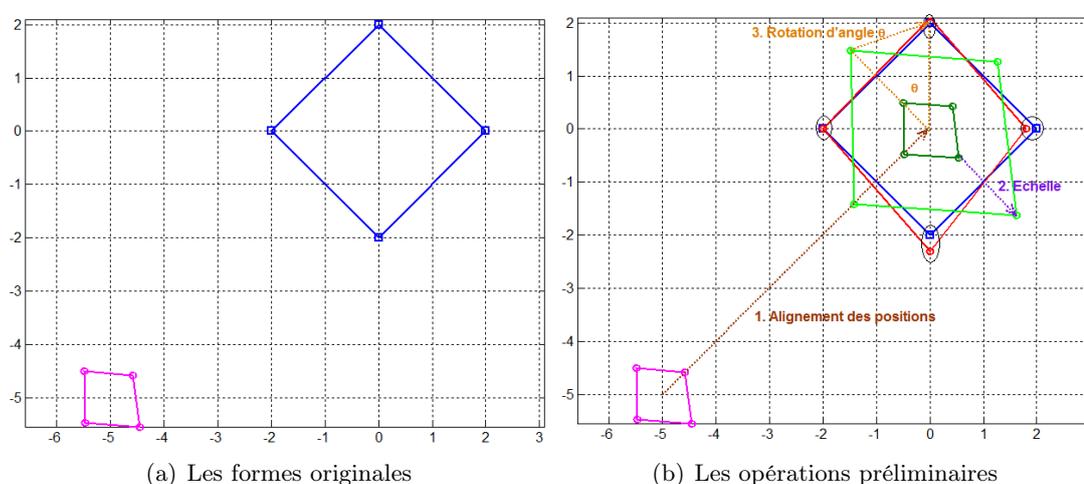


FIGURE 3.16 – L'analyse procustéenne consiste à aligner les formes en position, en échelle et en rotation. La distance de Procuste est définie comme la somme des distances entre les points deux à deux après alignement.

Mathématiquement, la distance de Procuste entre deux formes, F et F' est la somme des distances carrées entre les N points $\mathbf{F}_i = (x_{iF}, y_{iF}) \in F$ et $\mathbf{F}'_i = (x_{iF'}, y_{iF'}) \in F'$ après l'alignement :

$$d_{Pr}(F, F') = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{F}_i - \mathbf{F}'_i\|^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_{iF} - x_{iF'})^2 + (y_{iF} - y_{iF'})^2] \quad (3.19)$$

Comme alternative, on propose de minimiser une somme de moindres carrés :

$$d_{Pr}(F, F') = \min_{a, t, \Gamma} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{F}'_i - (a\Gamma\mathbf{F}_i + t)\|^2 \quad (3.20)$$

où a est un paramètre d'échelle, $t \in \mathbb{R}^2$ est un vecteur de translation et Γ est une matrice de rotation $2D$.

Ce concept a été utilisé dans [McNeill et Vijayakumar, 2006] pour développer une approche multi-échelle pour la comparaison et la correspondance de formes, appelée correspondance procustéenne hiérarchique (*Hierarchical Procrustes Matching : HPM*). Cette approche recherche récursivement les correspondances des segments de longueurs différentes. La distance finale entre formes est calculée comme somme pondérée des distances calculées en différentes résolutions.

L'algorithme HPM est évidemment plus compliqué que l'algorithme Procuste classique mais il fournit des résultats de reconnaissance extrêmement plus performants [McNeill et Vijayakumar, 2006]. Il est robuste à un certain nombre de transformations telles que les petites déformations indépendantes des parties de la forme mais il n'est pas conçu pour traiter une occlusion importante ou un réarrangement des parties.

3.3.9 Description par arbre de forme (*shape-tree*)

L'approche proposée dans [Felzenszwalb et Schwartz, 2007] est une méthode de comparaison de formes basée sur la correspondance de formes à partir d'une description hiérarchique de leurs contours. Cet algorithme d'appariement est fondé sur une procédure de composition. Il combine les appariements entre les segments adjacents sur deux courbes pour former des appariements entre les segments les plus longs. La figure 3.17 illustre la procédure où on combine un appariement de A_1 à B_1 avec un autre de A_2 à B_2 pour obtenir une plus longue correspondance entre les deux courbes.

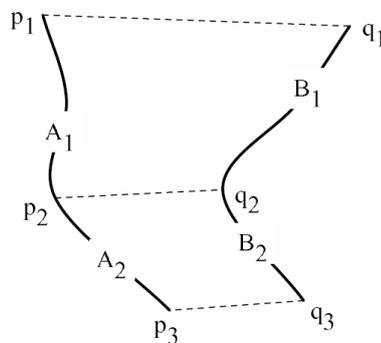


FIGURE 3.17 – La composition des appariements entre les segments adjacents sur deux courbes pour former un appariement entre les segments les plus longs [Felzenszwalb et Schwartz, 2007].

La figure 3.18 décrit la représentation hiérarchique des contours des formes. En partant d'une courbe complète, le choix d'un point central coupe la courbe initiale en deux moitiés. La description hiérarchique de la courbe est définie de façon récursive et peut être représentée par un arbre binaire, comme l'illustre la figure 3.18. Cette représentation est appelée arbre de forme (*shape-tree*).

Chaque nœud de l'arbre de forme représente la position relative d'un point central par rapport au début et à la fin d'une sous-courbe. Le nœud successeur à gauche décrit la sous-courbe du début jusqu'au point central alors que le successeur à droite décrit la sous-courbe du point central jusqu'à la fin. Finalement, les feuilles de cet arbre (nœuds

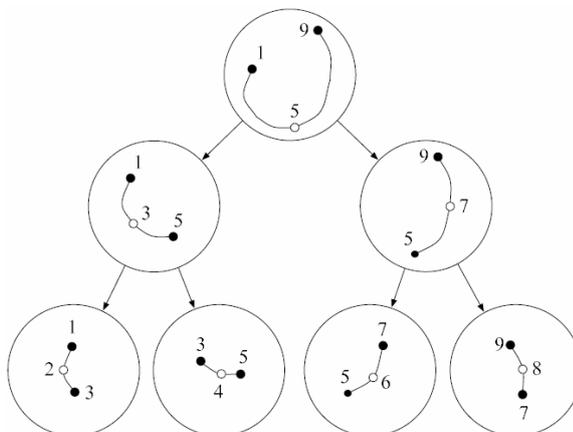


FIGURE 3.18 – L’arbre de forme [Felzenszwalb et Schwartz, 2007]. Les cercles pleins représentent des points de terminaison des sous-courbes et les cercles vides représentent les points centraux. Chaque nœud stocke la position d’un point central par rapport aux points de terminaison. Le point central devient un point de terminaison lorsqu’une sous-courbe est divisée.

terminaux) correspondent aux emplacements des points d’échantillonnage de la courbe par rapport à leurs points voisins.

Les nœuds terminaux de l’arbre de forme représentent les positions relatives des trois points adjacents le long de la courbe. Ces nœuds représentent les propriétés géométriques locales (l’angle formé en un point, la courbure, la distance relative entre les points adjacents...). D’autre part, les nœuds près de la racine de l’arbre représentent l’information plus globale (positions relatives des points éloignés les uns des autres).

Pour comparer deux courbes, on construit les arbres correspondants et on mesure la quantité totale de déformation comme une somme sur des déformations appliquées à chaque nœud de l’arbre. La distance de Procuste [Gower, 2004] est utilisée pour mesurer la déformation en chaque nœud. La nature hiérarchique de l’arbre de forme garantit que les deux propriétés géométriques locales et globales sont conservées.

3.3.10 Correspondance de parties de formes

En raison du bruit et de l’occlusion des objets dans les images, il est parfois impossible d’extraire les contours complets de ces objets. Toutefois, des parties de contours peuvent être correctement reconstituées soit par regroupement de bord ou en tant que parties des contours des régions segmentées. Par conséquent, la reconnaissance d’objets à partir des parties de contours semble une voie de recherche prometteuse [Bai et al., 2008].

Ce concept nécessite l’élaboration d’une mesure de similarité entre des parties de contours. Dans la littérature scientifique, seul un petit nombre d’approches a abordé le problème de la similarité entre des parties de formes [Bai et al., 2008; Latecki et Lakamper, 2002; Latecki et Lakamper, 2000; Latecki et al., 2005a,b; Pentland, 1987; Saber

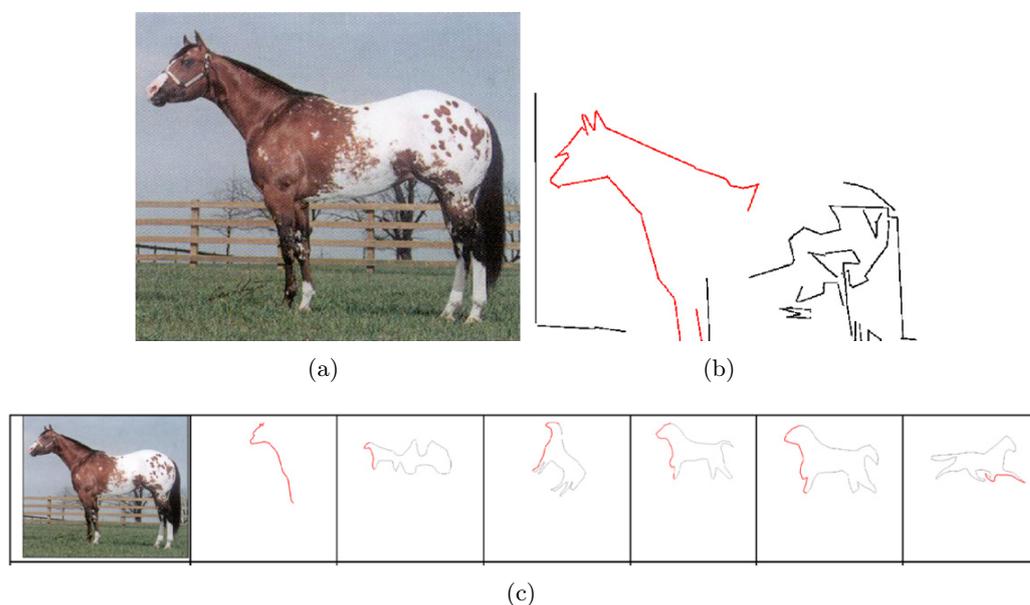


FIGURE 3.19 – Reconnaissance de formes à partir de correspondances de composants du contour [Bai et al., 2008]. Après regroupement des pixels des composants du contour, chaque partie du contour est comparée à des segments connus en utilisant une similitude de forme. (a) : L'image originale d'entrée. (b) : Les pixels de contour sont groupés par des segments de droite et le segment de contour le plus significatif obtenu par la détection de contour est marqué en rouge. (c) : La deuxième colonne représente la partie de contour extraite de l'image dans la première. Les colonnes qui suivent représentent les segments des contours de la base qui ressemblent le plus au segment extrait.

et al., 2005; Tanase et Veltkamp, 2005]. Les mesures de similarité définies sur des formes partielles exigent que la partie requête soit presque identique à la partie correspondante du contour cible. Il s'agit clairement d'une hypothèse irréaliste à cause des distorsions du bruit, et en raison de variations dues aux différentes perspectives de projection. Dans l'approche de [Latecki et Lakaemper, 2002], la définition d'une mesure de similarité de forme est basée sur une comparaison des courbes polygonales utilisant la distance Euclidienne de leurs fonctions d'angle de la tangente. L'approche de [Saber et al., 2005] est basée sur une représentation matricielle des distances deux à deux entre les points caractéristiques des contours. Une matrice d'une partie d'un contour doit correspondre à une sous-matrice de l'autre contour. Étant donné la meilleure correspondance, une transformation affine est calculée, et enfin la distance de Hausdorff est établie. Ainsi, cette approche ne tolère aucune distorsion sur un des deux contours. [Tanase et Veltkamp, 2005] ont proposé d'utiliser une approche de programmation dynamique étendue directement sur la fonction angle du contour de l'objet, et la distance entre deux fonctions est définie par l'intégrale de leurs différences. Leur approche n'est pas invariante au changement d'échelle et reste très sensible aux distorsions. La méthode décrite dans [Bai et al., 2008] donne de bons résultats avec des distorsions de forme mineures mais ne

sont calculées et normalisées à d_{max} . Ces distances normalisées sont quantifiées selon quatre classes ($S, M1, M2, L$), correspondant respectivement à une *petite*, *moyenne1*, *moyenne2* et *grande* distance du centre de gravité.

Ensuite, pour chaque point p_j du contour, les deux points p_{j-K} et p_{j+K} sont considérés et l'angle $\angle(P_{j-k}, P_j, P_{j+k})$ est calculé et quantifié dans huit classes différentes dans $[0, \pi]$, soient huit angles différents ($A1, A2, \dots, A8$). Chaque point du contour est donc représenté par deux symboles, l'un représentant l'angle et l'autre représentant la distance par rapport au centre de gravité (figure 3.20).

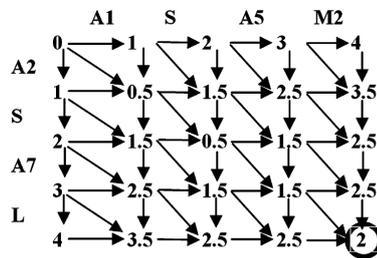


FIGURE 3.21 – Un exemple montrant comment calculer la distance éditée entre deux chaînes : $A1 - S - A5 - M2$ et $A2 - S - A7 - L$ [Daliri et Torre, 2008]. Les flèches ajoutent le coût à la cellule précédente. Les flèches horizontales ajoutent le coût de la suppression (il est ici mis à 1), les flèches verticales ajoutent le coût d'insertion (mis ici à 1) et enfin les flèches diagonales ajoutent le coût de remplacement (1 ou 0,5 ou 0) ; dans chaque cellule le coût minimum de ces trois valeurs est sélectionné.

Pour évaluer la similarité entre deux chaînes de symboles, plusieurs algorithmes peuvent être utilisés, tels que la distance éditée (ou distance de Levenstein) [Ristad et Yianilos, 1998]. La distance éditée entre deux chaînes est donnée par le nombre minimum d'opérations nécessaires pour transformer une chaîne en une autre, où une opération est soit une insertion, soit une suppression, soit une substitution d'un seul caractère. La distance éditée est une généralisation de la distance de Hamming définie pour les chaînes de même longueur, où seules les substitutions sont considérées. La figure 3.21 représente un exemple montrant comment calculer la distance éditée entre deux chaînes : $A1 - S - A5 - M2$ et $A2 - S - A7 - L$. La dernière cellule dans la matrice indique la distance calculée pour ces deux chaînes. Cela signifie que le coût de remplacement de $A2$ par $A1$ (0,5) + le coût de remplacement de $A7$ par $A5$ (1) + le coût de remplacement de L par $M2$ (0.5) rend ces deux chaînes identiques.

L'algorithme proposé dans ce travail n'est pas rapide et il est plus compliqué que d'autres algorithmes, mais il est plus précis. Par conséquent, cet algorithme présente une amélioration significative par rapport aux approches antérieures à la reconnaissance de forme. Afin d'avoir des résultats supérieurs par rapport aux algorithmes précédents, il est nécessaire de maintenir toute la complexité de l'algorithme.

3.4 Méthodes de classification supervisée

Dans la section précédente, nous avons vu les méthodes de description des formes et dans cette section nous allons présenter quelques techniques de classification supervisée qu'on va utiliser afin de valider les performances des descripteurs de forme.

Dans les problèmes de classification supervisée, on définit des règles caractérisant l'appartenance d'un individu à une classe d'objets donnée. Les méthodes de classification ont donc pour objectif la recherche de telles règles sur la base d'un jeu de données, selon un processus dit d'apprentissage. Le problème de classification supervisée avec n classes pourrait être formulé comme suit : trouver un estimateur ou un classifieur f qui détermine correctement la classe de l'appartenance d'une entrée inconnue $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$ en se basant sur N échantillons étiquetés, c'est-à-dire de classes connues, $(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N$, où $y_i \in \{1, \dots, n\}$ est l'étiquette de l'échantillon $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p$. Le but de l'apprentissage statistique d'un classifieur est de minimiser l'erreur commise par le classifieur sur des données inconnues. Cependant, minimiser cette erreur peut conduire à un phénomène connu sous le nom de *sur-apprentissage* (*overfitting*). Dans ce cas le modèle *a bien appris* l'ensemble de la base d'apprentissage, sans pour autant être capable de généraliser ; lorsqu'on devient de plus en plus fidèle aux données de la base d'apprentissage, il y aura un risque de trop minimiser l'erreur apparente au détriment de l'erreur réelle de classification. Il faut que le classifieur trouve un compromis entre la fidélité aux données et la généralisation.

Les méthodes de classification se distinguent essentiellement par la forme conceptuelle de ces règles et par les procédures de construction qui en découlent. Parmi les principales méthodes existantes, nous rappellerons brièvement le principe de la méthode des k -plus proches voisins, puis celui des méthodes de noyau (en particulier le SVM) et des méthodes par arbres aléatoires.

3.4.1 Méthode des k -plus proches voisins

Nous ne rentrons pas dans les détails du déroulement de cet algorithme et renvoyons par exemple à [Knight, 1999] et [Hastie et al., 2001] pour la connaissance de différents aspects théoriques.

Étant donné un ensemble de données labellisées (base d'apprentissage), on veut classer un individu d'entrée en étudiant son voisinage formé selon une distance à définir en fonction des attributs descripteurs. Cette approche consiste à étendre le voisinage du point représentant l'individu à classer jusqu'à ce qu'il contienne k points des échantillons d'apprentissage. Le point est alors affecté à la classe la plus représentée parmi ces k points. Cette règle, conceptuellement très simple puisque aucune fonction complexe de densité ne doit être estimée, porte le nom de méthode des k -plus proches voisins [Fix et Hodges, 1989].

Dans cette méthode, l'attribution d'une classe est donc réalisée au travers d'une règle d'affectation basée sur l'ensemble des attributs descripteurs, mais estimée localement sur un sous-ensemble de l'échantillon de base. La règle d'affectation doit d'ailleurs être générée pour chaque nouvel individu à étiqueter, ce qui peut entraîner des coûts

importants en temps de calcul lorsque le nombre d'individus et d'attributs descripteurs augmente. Enfin cet algorithme est très sensible à la présence de points aberrants non représentatifs et une présélection des variables peut permettre de supprimer cet effet si les variables responsables de la présence des points aberrants sont alors identifiées.

3.4.2 Classification par Séparateurs à Vaste Marge (SVMs)

Les machines à vecteurs supports ou séparateurs à vaste marge² [Boser et al., 1992; Vapnik, 1995] sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification et de régression. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires. Ils ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la *Théorie de Vapnik-Chervonenkis* [Boser et al., 1992]. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper-paramètres, le fait qu'ils soient bien fondés théoriquement, et leurs bons résultats en pratique.

3.4.2.1 Classifieur binaire

Un classifieur est dit binaire lorsque les données qu'il traite appartiennent à deux classes seulement. Donc les étiquettes $y \in \{-1, +1\}$ ne peuvent prendre que deux valeurs distinctes. Dans ce cas, le problème de classification revient à trouver une surface de séparation Δ qui sépare l'espace χ d'entrées en deux demi-espaces, chacun affecté à une classe.

L'hyper-surface de séparation peut être décrite par une fonction réelle h telle que $\Delta = \{\mathbf{x}/h(\mathbf{x}) = 0\}$. Et par suite, pour une entrée \mathbf{x} la sortie du classifieur est donnée par :

$$f(\mathbf{x}) = \text{signe}(h(\mathbf{x})) \quad (3.21)$$

La figure 3.22 représente un exemple de classifieur binaire.

3.4.2.2 Classifieur linéaire et classifieur non-linéaire

Le classifieur de la figure 3.22 est dit linéaire car la surface de séparation est un hyperplan. Un hyperplan est défini par :

$$\Delta = \{\mathbf{x}/h(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0\} \quad (3.22)$$

où le vecteur \mathbf{w} et b sont les paramètres à trouver.

Le problème de classification revient donc à résoudre le système :

$$f(\mathbf{x}) = \text{signe}(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) = y_i \iff y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \geq 0, i = 1, \dots, N \quad (3.23)$$

2. Support Vector Machines dans la littérature anglo-saxonne.

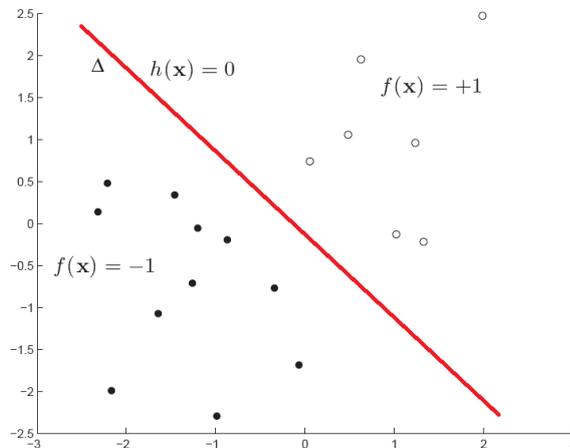


FIGURE 3.22 – Classifieur linéaire séparant par un hyperplan les données représentées par des points blancs des autres représentées par des points noirs.

Si on peut trouver une surface plane vérifiant ces conditions, les données sont dites linéairement séparables. Malheureusement les données de classification sont plus complexes par nature. D'où la nécessité de trouver un classifieur non-linéaire pouvant trouver des surfaces de séparation plus complexes.

Afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables, on transforme l'espace de représentation des données en un espace de plus grande dimension, dans lequel il est probable qu'il existe une séparatrice linéaire. Ceci est réalisé grâce à une fonction noyau, qui doit respecter certaines conditions (figure 3.23).

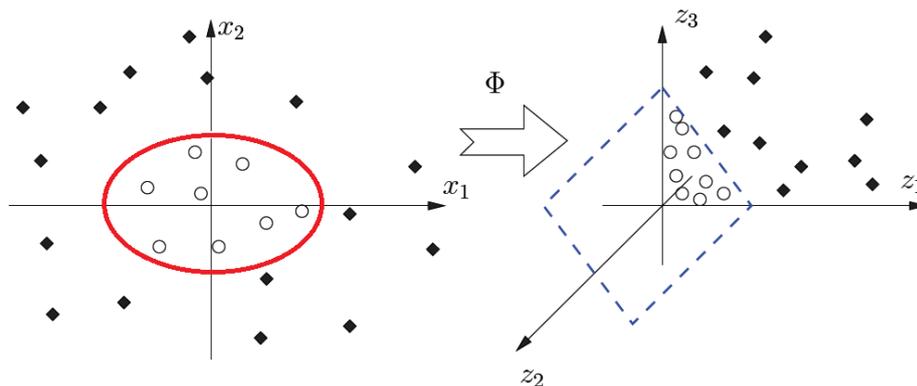


FIGURE 3.23 – Une transformation non linéaire Φ appliquée aux données d'origine permet de séparer les données linéairement.

La fonction noyau doit respecter certaines conditions, elle doit correspondre à un produit scalaire dans un espace de grande dimension. Le théorème de Mercer [Mercer, 1909] explicite les conditions qu'une fonction K doit satisfaire pour être une fonction noyau : elle doit être symétrique, semi-définie positive.

Des noyaux usuels employés avec les SVM sont :

- le noyau polynomial : $K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^d$
- le noyau gaussien ou RBF (*Radial Basis Function*) : $K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$

3.4.2.3 La parcimonie

Afin de garantir une certaine performance du classifieur, les SVMs sont des classifieurs d'apprentissage statistique formulant des bornes sur l'erreur de généralisation. Ces classifieurs reposent sur deux idées clés, qui permettent de traiter des problèmes de discrimination non-linéaire, et de reformuler le problème de classification comme un problème d'optimisation quadratique. La première idée clé est de transformer l'espace de représentation des données d'entrées dans un autre espace où les données seront linéairement séparables (figure 3.23). La deuxième idée clé des SVMs est la notion de marge maximale.

La marge (figure 3.24) est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches. Ces derniers sont appelés *vecteurs supports* : *VSs*. Dans les SVMs, la frontière de séparation est choisie comme celle qui maximise la marge. Ce choix est justifié par la théorie de Vapnik-Chervonenkis (ou théorie statistique de l'apprentissage), qui montre que la frontière de séparation de marge maximale possède la plus petite complexité (dite *capacité* dans la théorie de Vapnik-Chervonenkis). Le problème est de trouver cette frontière séparatrice optimale, à partir d'une base d'apprentissage. Ceci est fait en formulant le problème comme un problème d'optimisation quadratique convexe qui a une solution unique, et pour lequel il existe des algorithmes d'optimisation connus et efficaces. Les problèmes classiques rencontrés en apprentissage, comme les minima locaux, sont ainsi évités [Andrew, 2000; Mangasarian, 1998; Vapnik, 1995].

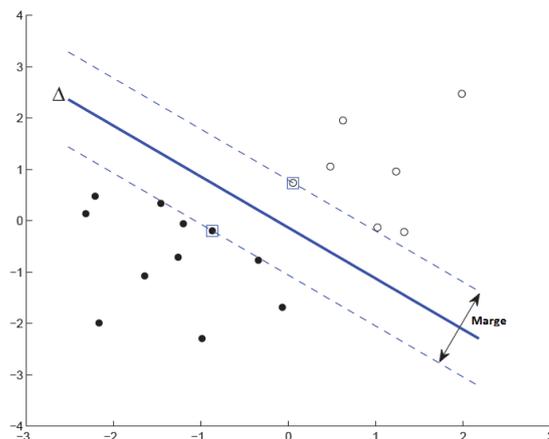


FIGURE 3.24 – Classifieur à large marge SVM qui sépare les points blancs des points noirs avec un hyperplan optimal (-). Les carrés sont tracés autour des vecteurs supports (VSs).

3.4.2.4 Classification multi-classe

Pour les SVMs, généralement on a recours à une approche très commune pour les classifications multi-classes (où le nombre de classes $n > 2$) consiste à construire un ensemble de classifieurs binaires, chacun affecté à une tâche particulière. Deux méthodes peuvent être utilisées :

1. **Un contre tous** : chaque classifieur binaire est appris pour distinguer une classe de toutes les autres. Cette méthode nécessite de former n classifieurs.
2. **Un contre un** : chaque classifieur binaire est appris pour distinguer entre deux classes. Cette méthode nécessite l'apprentissage de $n(n-1)/2$ classifieurs binaires mais avec une base d'apprentissage plus petite comparativement à la méthode *Un contre tous*.

3.4.3 Classification par arbres de décision

Pour définir des règles de classification à partir d'un ensemble d'exemples existants dans une base d'apprentissage, une catégorie particulière d'algorithmes utilise la construction d'arbres hiérarchisés (figure 3.25). Les branches de ces arbres sont formées par des tests logiques portant sur les attributs choisis de manière à discriminer au mieux les différentes classes existantes, formant au final des classifieurs appelés arbres de décision. Ces algorithmes offrent de nombreux avantages, notamment l'absence d'hypothèses concernant la distribution des populations cibles et la possibilité de traiter conjointement des données numériques ou qualitatives [Breiman et al., 1984; Nguyen et Nguyen, 2005]. Ils fournissent également une représentation synthétique claire du processus de classification, dont l'interprétation est aisée [Brostaux, 2005].

Parmi les algorithmes proposés utilisant les arbres de décision, beaucoup sont limités à certaines catégories de données ou d'interactions [Loh et Shih, 1997; Shih, 1999]. Néanmoins une méthode relativement récente, appelée *forêts aléatoires* [Breiman, 2001], est développée dans l'objectif d'améliorer la stabilité des prédictions et gérer des interactions complexes. Cette approche est basée sur l'agrégation des résultats de plusieurs arbres de décision.

3.4.3.1 Construction d'un arbre de décision

Il existe plusieurs méthodes pour construire les arbres de décision [Nguyen et Nguyen, 2005; Pop et al., 2005; Quinlan, 1993]. La construction de l'arbre à partir de données se fait de haut en bas par des étapes successives où, à chaque étape, on choisit un nœud terminal, ensuite on cherche le meilleur attribut et la meilleure question selon une mesure de score pour enfin éclater le nœud.

Généralement les arbres utilisés pour la classification sont des arbres de décision binaires, où chaque nœud comporte une règle de décision binaire. En ce qui concerne l'apprentissage supervisé, la création d'un arbre de décision est un processus itératif. Les nœuds de l'arbre sont définis à partir d'une division binaire itérative de l'ensemble de données de la base d'apprentissage, de telle sorte que chaque nœud soit associé à

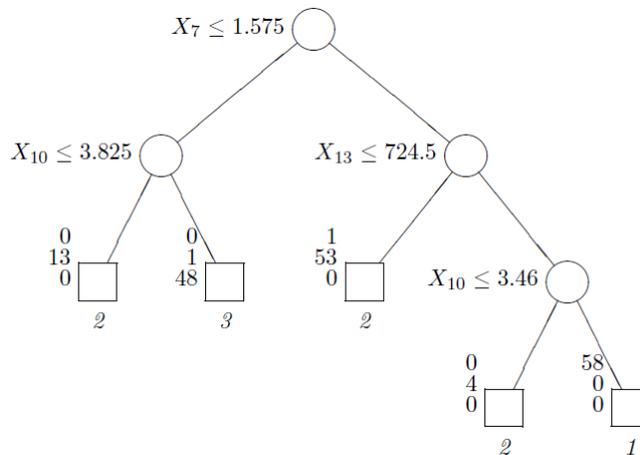


FIGURE 3.25 – Un exemple d'arbre de décision utilisé pour la classification [Shih, 1999]. On attribue à chaque nœud un test de décision en fonction des valeurs des attributs X_i choisis. Le triple à côté de chaque nœud terminal donne le nombre d'individus de classe 1, 2 et 3 dans le nœud. A chaque nœud terminal est associée sa classe majoritaire. Lors de la classification d'un objet de classe inconnue, on le fait passer le long de l'arbre selon les règles de décision choisies et enfin il est assigné à la classe du nœud terminal qu'il atteint.

un sous-ensemble d'objets étiquetés et une règle de division. Cette division itérative se termine généralement lorsque n'importe quel nœud terminal ne comporte qu'une classe d'objets. Les arbres de classification peuvent différer selon le type considéré de règles de division et des critères de la division [Loh, 2009; Loh et Shih, 1997; Shih, 1999, 2004].

Divers critères ont été proposés pour la division des nœuds d'arbre de classification. [Kass, 1980] a utilisé une procédure de test basée sur la statistique du χ^2 de Pearson pour choisir la meilleure façon de division. [Breiman et al., 1984] ont introduit le concept *CART* qui fournit l'indice de *Gini* et le critère *twoing* comme critères pour la division. La probabilité est aussi utilisée pour former des critères de division par [Quinlan, 1993]. [Taylor et Silverman, 1993] ont proposé l'amélioration moyenne *a posteriori* (*Mean Posterior Improvement : MPI*) comme un critère alternatif au critère *Gini*. [Breiman et Friedman, 1988] et [Loh et Shih, 1997] ont employé des tests statistiques pour sélectionner les divisions. Quelques règles de division sont comparées dans [Buntine et Niblett, 1992; Fayyad et Irani, 1992; Loh et Shih, 1997]. Ces études et le débat qui a suivi leur présentation ont souligné à quel point il est difficile d'être exhaustif et équitable lors de la comparaison des algorithmes proposés.

Généralement, le choix de la règle de décision est fait à chaque nœud par la maximisation du gain d'information G :

$$(a^*, V_a^*) = \arg \max_{\{a, V_a\}} G(a, V_a)$$

où a correspond à l'attribut et V_a est la valeur de division correspondante à l'attribut a . Ce gain se mesure comme une différence de l'*impureté* à chaque nœud. Une série

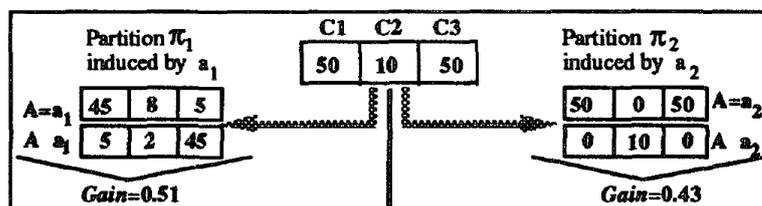


FIGURE 3.26 – Deux partitions binaires possibles selon l’attribut utilisé (a_1 ou a_2) [Fayyad et Irani, 1992]. Lors de l’éclatement du nœud, on retient la partition (3 classes) qui offre le gain le plus grand. Le gain se mesure en terme de gain dans la *pureté* d’information où la majorité d’individus appartiennent à la même classe.

d’individus est dite *pure* si tous les individus appartiennent à la même classe. Un cas extrême de l’impureté à un nœud se produit lorsque les effectifs de toutes les classes sont égaux (figure 3.26). Pour quantifier la notion d’impureté, une famille de fonctions appelées *mesures d’impureté* [Breiman et al., 1984] est définie. Une telle fonction doit permettre de mesurer alors le degré de mélange des individus dans les différentes classes. Elle doit être minimale lorsque tous les exemples appartiennent à la même classe et maximale lorsque les exemples sont équirépartis. Lors de la construction de l’arbre, on décide si un nœud est terminal en comparant la valeur de la fonction d’impureté choisie par rapport à un seuil fixé, et on attribue à la feuille la classe majoritaire. Nous utilisons ϕ pour désigner une mesure d’impureté. Le gain d’information est alors mesuré par la différence entre l’impureté initiale du nœud parent et la somme des impuretés des nœuds fils obtenus. Le gain G est exprimé en fonction de l’impureté comme suit :

$$G = \left(\sum_m \phi^m \right) - \phi^0$$

où ϕ^0 indique l’impureté au nœud *parent* considéré et ϕ^m est l’impureté obtenue dans le nœud m des nœuds fils.

Un des critères les plus populaires est l’entropie de Shannon [Quinlan, 1993] définie par :

$$\phi^m = - \sum_i p_{mi} \log(p_{mi})$$

où p_{mi} est la probabilité de la classe i dans le nœud m .

L’indice de *Gini* utilisé dans [Breiman et al., 1984] comme une autre mesure d’impureté donne comme résultat des arbres semblables à ceux résultant des algorithmes d’entropie. Il est défini comme suit :

$$\phi^m = \sum_{i \neq j} p_{mi} p_{mj}$$

Les autres critères développés par la suite [Fayyad et Irani, 1992; Taylor et Silverman, 1993] n’ont pas connu la diffusion des précédents.

Lors de la classification d'un objet de classe inconnue, on le fait passer le long de l'arbre selon les règles de décision choisies pour enfin lui assigner la classe du nœud terminal qu'il atteint.

Cette méthode de classification a comme avantages d'être interprétable, flexible et relativement efficace. Cependant elle présente des points faibles en raison d'une variance importante et d'une précision inférieure à celle d'autres méthodes [Breiman, 2001]. Pour pallier ces points faibles, on a recours à des approches améliorant la méthode. La solution la plus efficace et la plus connue est d'agréger plusieurs arbres pour former des méthodes d'ensemble et la décision globale est ensuite prise par vote, c'est-à-dire par majorité des résultats des différents arbres, ce qui améliore bien la précision.

3.4.3.2 Les méthodes d'ensemble

Dans les méthodes d'ensemble, on construit plusieurs modèles sur la même base de données. L'idée se fait sur un sous-ensemble de données. On appelle **bootstrap** un ensemble de données obtenu en sélectionnant au hasard avec remise n observations parmi les $N \gg n$ observations de la base d'apprentissage.

L'idée est que la construction de chaque modèle se fait par une des stratégies suivantes :

a) Boosting [Freund et Schapire, 1996] Dans cette stratégie, la construction des arbres est séquentielle et itérative. Le but de la construction séquentielle est d'améliorer et optimiser la performance de n'importe quel algorithme d'apprentissage faible.

Le principe de la méthode se résume par ces étapes :

1. Sélectionner aléatoirement un ensemble D_1 de n_1 observations (sans remise)
2. Appliquer l'algorithme A_1 à ces données.
3. Sélectionner aléatoirement n_2 observations de manière judicieuse : 1/2 bien classées par A_1 et 1/2 mal classées.
4. Entraîner A_2 sur cet ensemble D_2 de données
5. Sélectionner n_3 observations qui ne sont pas classées de la même manière par A_1 et A_2
6. Entraîner A_3 sur cet ensemble D_3 .

Un algorithme boosté peut aussi être utilisé au sein d'un autre. La décision est ensuite prise par vote.

Ce type de procédure permet de renforcer n'importe quel algorithme d'apprentissage médiocre ; on peut atteindre ainsi le niveau de performance voulu sur l'ensemble de test (si on répète la procédure un assez grand nombre de fois).

Cet algorithme est réputé pour être un des principes d'apprentissage les plus efficaces [Breiman, 2001].

b) Bagging ou aléatoire [Breiman, 1996]. Cette stratégie est basée sur une construction aléatoire, parallèle et indépendante des arbres. Le but premier du *bagging* est d'atténuer l'instabilité inhérente à certaines méthodes de discrimination. Une méthode de discrimination est dite instable si un changement mineur dans les données provoque un changement assez important du modèle comme le cas des arbres de décision [Breiman, 1996].

Le principe du *bagging* se résume par les étapes suivantes :

1. Répéter b fois : Entraîner le modèle sur un échantillon *bootstrap*.
2. On obtient ainsi b modèles
3. La décision pour toute nouvelle donnée est prise par vote c'est-à-dire par majorité des résultats des modèles.

Le *boosting* est plus performant que le *bagging*, mais le dernier est plus rapide grâce à la construction parallèle indépendante des arbres.

c) Forêts aléatoires [Breiman, 2001] Cette méthode combine l'idée de *Bagging* de [Breiman, 1996] et la sélection aléatoire de caractéristiques, introduite indépendamment par [Amit et Geman, 1997; Ho, 1998] afin de construire un ensemble d'arbres de décision avec une variation contrôlée.

3.4.3.3 Forêts aléatoires

La forêt aléatoire (Random Forest) [Breiman, 2001] est une des dernières techniques statistiques mises à la disposition des statisticiens pour les problématiques concernant l'analyse de gros volumes de données. La forêt aléatoire peut s'appliquer sur des données à la fois quantitatives (numériques) et qualitatives (symboliques). La définition que Breiman donne dans [Breiman, 2001] est générique pour ne pas contraindre la nature de ces paramètres. La forêt aléatoire a fait l'objet de plusieurs études prospectives et comparatives [Bernard et al., 2007; Breiman, 2001; Geurts et al., 2006; Rodriguez et al., 2006].

Principe Une forêt aléatoire est constituée d'une combinaison d'un ensemble d'arbres simples de décision, avec la particularité que chacun de ces arbres est construit indépendamment à partir d'un sous-ensemble aléatoire d'attributs. C'est une méthode d'ensembles qui se base sur l'injection d'aléatoire.

Le principe est d'utiliser la technique *bagging*, comme proposée essentiellement par Breiman [Breiman, 2001], avec un choix, à chaque nœud, du meilleur test parmi un sous-ensemble d'attributs sélectionnés d'une façon aléatoire. À chaque nœud, le meilleur embranchement est choisi parmi un petit nombre de variables explicatives.

Ainsi une forêt aléatoire peut être construite par exemple via un tirage aléatoire des attributs qui définissent l'espace de description des données contenues dans la base d'apprentissage, ou encore via un tirage aléatoire des données d'apprentissage utilisées pour chaque classifieur de base.

Avantages et inconvénients La sélection d'un sous-ensemble de variables explicatives parmi un grand nombre disponible permet d'obtenir une plus grande variété de modèles. L'agrégation des classes prédites par tous les modèles générés se fait pour donner un classifieur plus robuste et plus précis. La sélection aléatoire à chaque nœud d'un sous-ensemble de variables, pour le choix de l'embranchement dans la construction de l'arbre, réduit de beaucoup les temps de calcul.

En conséquence, on arrive à des résultats aussi performants que le *boosting* et même meilleurs. De plus, l'algorithme de forêts aléatoires est plus robuste et plus rapide que les algorithmes de *boosting* [Breiman, 2001; Rodriguez et al., 2006]. Pourtant les mécanismes qui expliquent le bon fonctionnement de ce principe de génération d'ensembles de classifieurs basés sur l'aléatoire ne sont à ce jour toujours pas clairement identifiés ; et bien que plusieurs hyper-paramètres puissent être utilisés pour modifier le comportement de la forêt aléatoire, leur influence sur les performances n'a pas été encore validée théoriquement dans la littérature.

3.5 Conclusion

L'analyse de forme est une composante fondamentale de tout problème de reconnaissance d'objets par ordinateur. De nombreux descripteurs de forme ont été proposés dans la littérature. Ceux-ci peuvent être classés comme "basés-région" ou "basés-contour". Les descripteurs de forme basés sur le contour utilisent seulement les informations de la ligne de la frontière de forme, sans tenir compte du contenu intérieur de la forme. Les descripteurs basés sur la région sont appropriés aux objets complexes composés de plusieurs régions déconnectées. La description basée sur les contours est considérée comme plus importante que l'autre description car la forme d'un objet se distingue essentiellement par la frontière et elle fait intervenir des techniques moins compliquées et moins sensibles au bruit.

Nous avons présenté au travers de ce chapitre un bref aperçu du domaine de la reconnaissance de formes en expliquant les concepts de base sur les formes et leurs représentation par ordinateur. Plusieurs techniques d'extraction de caractéristiques de forme ont été décrites et comparées. Ces approches incluent des méthodes locales, des approches globales et des méthodes multi-échelles. Le choix des caractéristiques appropriées pour le système de reconnaissance de forme doit prendre en considération le genre d'attributs adaptés à la tâche et l'application concernée. Il n'existe pas de caractéristique générale qui serait la mieux adaptée à chaque type d'images.

Dans les images d'otolithes de poissons, c'est la forme du contour externe de la structure qui peut servir pour l'identification de l'espèce et du stock du poisson. Par conséquent, on s'intéresse ici à une méthode d'analyse de forme basée sur le contour externe. Le chapitre 5 suivant sera dédié à la définition d'une nouvelle distance entre formes pour *in fine* l'utiliser dans les problèmes de reconnaissance de formes d'otolithes. Basée sur le recalage, cette méthode est une approche de comparaison locale qui prend en considération les caractéristiques locales des formes. L'analyse multi-échelle peut servir pour considérer en même temps des caractéristiques globales et locales plus détaillées. La méthode est voulue invariante aux transformations géométriques et robuste aux données aberrantes et aux occlusions, afin d'être indépendante des conditions d'acquisition des images et des variabilités biologiques inter-individuelles.

Deuxième partie

Méthodologie et validation

Chapitre 4

Recalage de signaux $1D$ et de courbes $2D$

Sommaire

| | | |
|------------|--|------------|
| 4.1 | Introduction | 120 |
| 4.2 | Recalage de signaux $1D$ | 121 |
| 4.2.1 | Formulation variationnelle robuste | 122 |
| 4.2.2 | Schéma de minimisation | 123 |
| 4.2.2.1 | Programmation dynamique | 124 |
| 4.2.2.2 | Algorithme itératif incrémental | 125 |
| 4.2.3 | Application aux signaux d'otolithes | 127 |
| 4.2.3.1 | Aide à l'interprétation | 127 |
| 4.2.3.2 | Estimation de la loi de croissance | 131 |
| 4.3 | Recalage de contours de formes $2D$ | 134 |
| 4.3.1 | Géodésiques et analyse de formes | 134 |
| | Espace de formes | 135 |
| | Variété Riemannienne | 135 |
| | Géodésiques de formes | 135 |
| | Analyse de formes | 135 |
| | Travaux antérieurs | 136 |
| 4.3.2 | L'approche proposée | 138 |
| | Formulation robuste | 140 |
| | Implémentation numérique | 140 |
| 4.3.3 | Évaluation des performances sur des contours synthétiques | 142 |
| 4.3.4 | Application aux otolithes : modèles statistiques de formes | 147 |
| 4.4 | Conclusion | 148 |

4.1 Introduction

Une grande variété d'applications conduisent à des problématiques dans lesquelles des signaux de différentes longueurs doivent être comparés, pour voir en quoi ils sont différents et quels en sont les éléments qui se correspondent. Dans de nombreuses situations, il existe une correspondance naturelle entre les éléments (composantes, coordonnées...) d'un signal et ceux de l'autre signal, et la seule comparaison objective est entre ces éléments qui se correspondent. Dans de telles situations, il est facile de faire les comparaisons. Notre travail porte sur les comparaisons plus difficiles qui se posent lorsque la correspondance n'est pas connue à l'avance.

Dans l'analyse de l'otolithe du poisson, on s'intéresse à comparer plusieurs signaux correspondant au même processus biologique observé sur des otolithes de différents individus, ou bien des signaux correspondant à des observations faites sur le même otolithe mais sous différentes modalités. Si nous souhaitons mesurer la similarité et/ou les différences entre ces signaux, les représenter, analyser les inter-variabilités ou en construire des modèles statistiques, il nous faut trouver un système de référence commun. Nous proposons ici d'utiliser les outils de recalage de signaux pour la synchronisation des mesures à comparer. Ainsi, grâce au recalage, les variations inter-individuelles seront atténuées, et les études de comparaison pourront se faire à partir de l'information véritablement utile. Le résiduel des valeurs de signaux après recalage peut être utilisé comme critère de comparaison à des fins de reconnaissance ou d'identification.

Formellement, le recalage est considéré comme la recherche d'une transformation optimisant une certaine mesure de similarité. Dans la littérature, on a généralement recours à des mesures de similarité issues de mesures de corrélation ou d'information mutuelle [Veltkamp, 2001; Witkin et al., 1987]. Lorsque les signaux sont assez similaires, ces mesures restent suffisantes pour produire des résultats concluants. Toutefois, dans de nombreuses applications biologiques, comme l'analyse des otolithes de poissons, les signaux présentent une variabilité inter-individuelle assez importante, ce qui mène à des mesures aberrantes. Dans ce travail, nous proposons des approches robustes de recalage de signaux et de formes 2D basées sur une formulation variationnelle.

Nous commençons le chapitre par la présentation de l'approche robuste de recalage de signaux 1D avec sa formulation variationnelle et ses applications (section 4.2). En particulier, nous proposons de recalibrer des caractéristiques structurelles entre elles pour venir en aide à l'interprétation d'otolithe, et des caractéristiques chimiques¹ (proxies) avec des signaux environnementaux dans le but d'estimer la loi de croissance nécessaire pour la gestion de stocks halieutiques. Dans la deuxième partie de ce chapitre (section 4.3), le recalage de contours de formes 2D est posé comme un problème de recherche d'un chemin géodésique dans un espace de formes. Ce recalage est basé sur le recalage robuste de signaux 1D. Une évaluation de l'approche est faite sur des contours synthétiques, puis sur des contours réels d'otolithe afin d'établir des modèles statistiques de formes.

1. mesurées sur les otolithes.

4.2 Recalage de signaux 1D

L'algorithme de la déformation temporelle dynamique (DTW : *Dynamic Time Warping*) [Bellman et Kalaba, 1959] est très utilisé pour la comparaison dynamique de séquences temporelles. Au tout début, il a été largement exploré pour le traitement de la parole [Sakoe et Chiba, 1978; Sankoff et Kruskal, 1983], mais actuellement il est utilisé dans de nombreux domaines : la reconnaissance du mouvement et des gestes [Gavrila et Davis, 1995], la robotique [Schmill et al., 1999], l'exploration de données [Keogh et Pazzani, 1999], la reconnaissance de l'écriture manuscrite et la signature [Efrat et al., 2007; Rath et Manmatha, 2003], la surveillance [Zhang et al., 2006], la bio-informatique [Vial et al., 2009] ... Le DTW est utilisé pour synchroniser deux séries chronologiques ; une série chronologique est une liste d'échantillons prélevés à partir d'un signal, ordonnée dans le temps. Une approche naïve pour faire correspondre les deux séries chronologiques pourraient être de faire correspondre les échantillons par ordre de l'échantillonnage. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne produit pas les résultats intuitifs, car elle peut ne pas faire correspondre les bons échantillons (figure 4.1(a)).

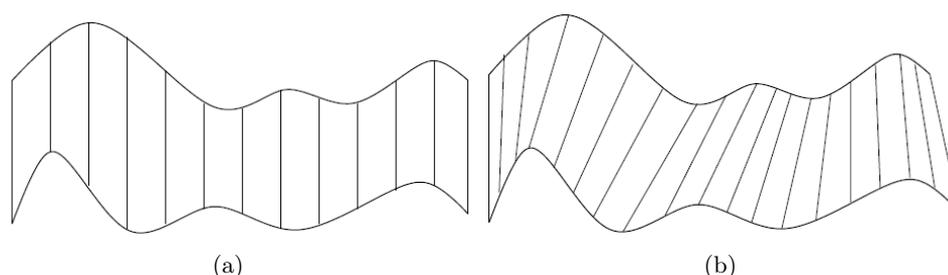


FIGURE 4.1 – Comparaison de deux courbes par correspondance directe des échantillons (a) et par *Dynamic Time Warping* (b) [Rath et Manmatha, 2003]. Comme on peut le voir, la comparaison par DTW est plus intuitive que la comparaison directe des échantillons.

Le DTW a été proposé pour résoudre cette contradiction entre l'intuition et la correspondance obtenue des points. Le principe consiste en recherche de la correspondance optimale entre les points échantillonnés dans les deux séries chronologiques. L'alignement est optimal en ce sens qu'il minimise une mesure cumulative de distances *locales* entre les échantillons correspondants deux à deux. La figure 4.1(b) montre un tel alignement. La procédure est appelée déformation temporelle (*Time Warp*), car elle déforme les axes de temps des deux séries de telle manière que les échantillons correspondants apparaissent dans le même emplacement sur un axe temporel commun. La tâche du DTW est la recherche de l'alignement optimal des séries en minimisant une fonction de coût (ou distance). La distance utilisée dans l'algorithme DTW est la distance euclidienne entre les échantillons.

Comme en DTW, on pose le problème de recalage de signaux comme la recherche d'une fonction de correspondance qui optimise une fonction de coût mesurant la similarité entre les signaux. La mesure de similarité proposée pour le recalage de signaux issus de l'analyse de l'otolithe doit être une mesure robuste aux données aberrantes

venant de la forte inter-variabilité biologique. Nous décrivons ci-dessous la formulation variationnelle de l'approche de recalage robuste que nous proposons.

4.2.1 Formulation variationnelle robuste

Étant donné deux signaux $S(t)$ et $\tilde{S}(t)$, le recalage consiste à trouver la transformation qui fait correspondre au mieux les points de caractéristiques similaires (figure 4.1(b)). Ceci revient à déterminer la fonction de transformation $\phi(t)$ telle que $S(t) \approx \tilde{S}(\phi(t))$ où \approx désigne une similarité optimale des signaux après alignement. Ce problème est posé en termes de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie $E^{S\tilde{S}}(\phi)$ (4.1). Cette fonctionnelle d'énergie comprend un terme d'attache aux données, $E_D^{S\tilde{S}}$, qui évalue la similarité entre $S(t)$ et $\tilde{S}(\phi(t))$ et un terme de régularisation, E_R qui va permettre de contraindre et de borner les recherches sur la fonction de transformation $\phi(t)$.

$$E^{S\tilde{S}}(\phi) = (1 - \alpha)E_D^{S\tilde{S}}(\phi) + \alpha E_R(\phi) \quad (4.1)$$

$$E_R(\phi(t)) = \int_t |\phi_t(t)|^2 dt \quad (4.2)$$

où $\phi_t = \frac{d\phi}{dt}$. α est un paramètre qui contrôle la régularité de la solution, sa valeur optimale peut être déterminée par expérimentation. Pour assurer une monotonie croissante pour ϕ , la minimisation de $E^{S\tilde{S}}(\phi)$ doit être effectuée sous la contrainte $\phi_t > 0$.

Le choix de la mesure de similarité dépend de la nature des signaux à recalcr. On considère ici des signaux de même nature de telle sorte que $E_D^{S\tilde{S}}(\phi)$ puisse être donnée par une norme $\|S - \tilde{S}(\phi)\|$.

Dans le cas où l'on considère la norme euclidienne comme une mesure de similarité, comme considérée en DTW, toutes les données se retrouvent à contribution égale. En présence de données bruitées, ceci n'est pas souhaitable. Afin de réduire l'influence des points aberrants et de rendre la solution plus robuste aux inter-variabilités individuelles, nous allons introduire un **estimateur robuste**. La **norme robuste** consiste à atténuer la contribution énergétique des points qui présentent une variation élevée comparativement aux autres points.

Estimateur robuste

L'estimation robuste est une technique d'estimation qui se veut insensible aux petites variations et indépendante aux valeurs inhabituelles, ce qui permet une optimisation plus ou moins idéale de l'algorithme (figure 4.2(a)).

Le principe de l'estimateur robuste [Huber, 1981] consiste en l'utilisation d'une fonction norme $\rho(r)$ dont la valeur s'adapte en fonction de la variation des points de données comparée à celles de la majorité d'autres points. Cette fonction est continue, symétrique et ayant un minimum généralement égal à zéro. On remarque sur la figure 4.2(b) que la

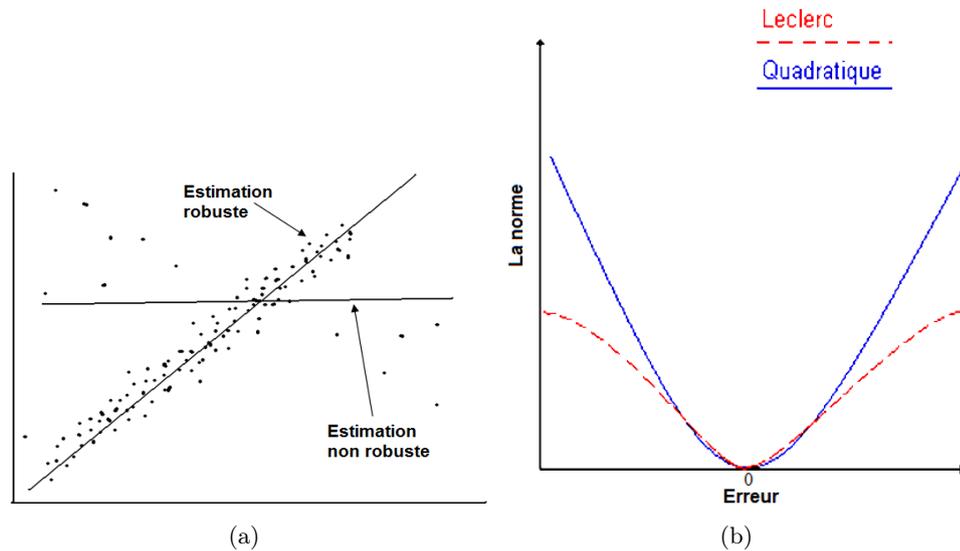


FIGURE 4.2 – Comparaison entre un estimateur robuste et un estimateur non robuste. En (a) l'estimation robuste est une technique voulue insensible aux petites variations et robuste aux données aberrantes. En (b) le principe de la norme robuste consiste à atténuer la contribution des points de variation élevée.

valeur de la norme augmente et tend vers l'infini avec la fonction quadratique. Cependant, l'estimateur robuste de Leclerc tend vers une limite envisageable quand l'erreur augmente.

La mesure de similarité ainsi proposée est de la forme :

$$E_D^{S\tilde{S}}(\phi) = \int_t \rho(S(t) - \tilde{S}(\phi(t))) dt \quad (4.3)$$

où ρ est un estimateur robuste.

Le problème revient donc à minimiser la fonctionnelle suivante :

$$E^{S\tilde{S}}(\phi) = (1 - \alpha) \int_t \rho(S(t) - \tilde{S}(\phi(t))) dt + \alpha \int_t |\phi_t(t)|^2 dt \quad (4.4)$$

Plusieurs formes d'estimateurs robustes ρ ont été proposées [Black et Rangarajan, 1996; Huber, 1981]. Dans la suite, nous allons utiliser l'estimateur de Leclerc $\rho(r) = 1 - \exp(-r^2/(2\sigma^2))$ où σ est l'écart-type des erreurs $r(t) = S(t) - \tilde{S}(\phi(t))$.

4.2.2 Schéma de minimisation

Pour minimiser $E^{S\tilde{S}}(\phi)$, deux méthodes numériques sont considérées : une par programmation dynamique et l'autre basée sur un schéma itératif incrémental.

4.2.2.1 Programmation dynamique

La programmation dynamique est largement utilisée dans la résolution de problèmes de DTW [Keogh et Pazzani, 1999; Rath et Manmatha, 2003; Sakoe et Chiba, 1978; Vial et al., 2009]. Étant donné les deux signaux discrétisés $S(t_i)_{i=1..N}$ et $\tilde{S}(\tilde{t}_j)_{j=1..M}$, l'algorithme de programmation dynamique considère dans le plan $[t_1, t_N] \times [\tilde{t}_1, \tilde{t}_M]$ la grille G qui contient tous les points (x, y) tels que $x = t_i$ et $y \in [\tilde{t}_1, \tilde{t}_M]$, ou $y = \tilde{t}_j$ et $x \in [t_1, t_N]$ (figure 4.3). Tout point (t_i, \tilde{t}_j) représente une correspondance des instants t_i et \tilde{t}_j . On cherche une fonction de correspondance ϕ continue, croissante, et qui soit linéaire sur chaque cellule rectangulaire de la grille. La valeur de l'énergie est calculée en chaque point de la grille en fonction des valeurs aux points précédents. Le trajet du coût minimal est finalement trouvé par parcours inverse. Ce trajet est contraint de respecter les conditions aux limites (point de départ et point d'arrivée aux coins opposés de la grille), la continuité (les pas consécutifs doivent être faits entre des points de cellules adjacentes) et la monotonicité.

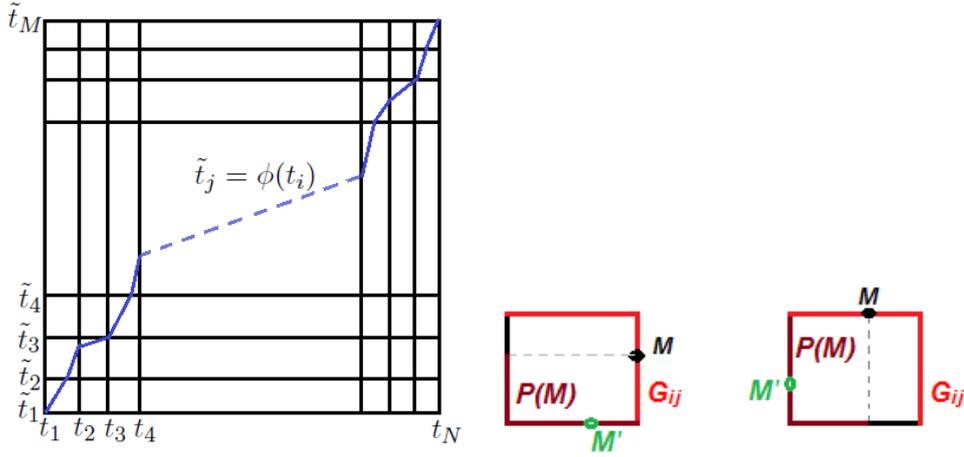


FIGURE 4.3 – Illustration du schéma de minimisation par programmation dynamique avec un exemple de fonction de correspondance.

Sur la grille G , on appelle $H_{[i-1,i][j]}$ le segment horizontal $\tilde{t} = \tilde{t}_j$, $t_{i-1} \leq t \leq t_i$. De même, on appelle $V_{[i][j-1,j]}$ le segment vertical $t = t_i$, $\tilde{t}_{j-1} \leq \tilde{t} \leq \tilde{t}_j$. Soit $G_{ij} = H_{[i-1,i][j]} \cup V_{[i][j-1,j]}$. Soit $M(t, \tilde{t})$ un point de la grille tel que $M \in G_{ij}$. Soit $M' = (t', \tilde{t}')$ un autre point de la grille G , on dit que $M' < M$ si $t' < t$ et $\tilde{t}' < \tilde{t}$. Soit $\mathbf{P}(M)$ l'ensemble de points M' , précédents de M , tels que $M' \in H_{[i-1,i][j-1]} \cup V_{[i-1][j-1,j]}$ et $M' < M$. Pour tout point $M' \in \mathbf{P}(M)$, on définit le coût de M' vers M par :

$$V(M', M) = (1 - \alpha)\rho(S(t_i) - \tilde{S}(\tilde{t}_j))(t - t') + \alpha \left| \frac{\tilde{t} - \tilde{t}'}{t - t'} \right|^2 (t - t')$$

Le problème de minimisation de $E^{S\tilde{S}}$ pourrait être reformulé en le problème de trouver un entier p et une séquence de points $M_1 = (t_1, \tilde{t}_1), M_2, \dots, M_{p-1}, M_p = (t_N, \tilde{t}_M)$,

avec $M_{i-1} \in \mathbf{P}(M_i)$, qui minimise un coût global $L(M_1, \dots, M_p) = \sum_{i=2}^p V(M_{i-1}, M_i)$.

Ce chemin peut être trouvé efficacement en utilisant le programme dynamique qui évalue d'une façon récurrente le coût au point M , $W(M)$, comme une mesure cumulative du coût au point précédent M' et du coût de M' vers M :

$$W(M) = \inf_{M' \in \mathbf{P}(M)} (W(M') + V(M', M))$$

Pour plus de détails sur la technique de minimisation par programmation dynamique, nous renvoyons le lecteur aux travaux de [Kruskall et Liberman, 1983].

4.2.2.2 Algorithme itératif incrémental

Dans l'algorithme de minimisation par schéma itératif que nous proposons, le signal le plus court est interpolé pour avoir deux signaux du même nombre d'échantillons ($N = M$). Le problème est posé de la façon suivante. A chaque itération k , étant donnée ϕ^k on calcule l'incrément $\delta\phi^k$ tel que $\phi^{k+1} = \phi^k + \delta\phi^k$ et $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi}{\operatorname{argmin}} E^{S\tilde{S}}(\phi^k + \delta\phi)$.

L'initialisation est donnée par la fonction identité.

Cette minimisation utilise une estimation pondérée par une fonction de pondération ω appelée fonction de poids associée à la norme robuste. La valeur de ω s'ajuste selon l'ampleur de la variation des données donnant un poids voisin de zéro pour les observations ayant des résidus importants, et un poids proche de un pour les observations ne présentant pas d'anomalie. La fonction de pondération $\omega(r)$ associée à l'estimateur robuste $\rho(r)$ est définie à partir de la *fonction d'influence*, $\psi(r)$, la dérivée première de l'estimateur [Black et Rangarajan, 1996] :

$$\omega(r) = \frac{\psi(r)}{2r} \quad (4.5)$$

$$\psi(r) = \frac{d\rho(r)}{dr} \quad (4.6)$$

La figure 4.4 donne les représentations graphiques des fonctions d'influence et de poids des deux normes, quadratique et robuste de Leclerc. Pour cette dernière, la valeur du poids $\omega(r)$ est inversement proportionnelle à l'erreur, ce qui permet d'avoir un poids robuste minimal pour un résidu élevé. Pour le modèle quadratique, on remarque que le poids est une fonction constante.

En utilisant un algorithme pondéré au sens des moindres carrés itératif, deux étapes sont considérées :

1. le calcul des poids robustes ω_i^k issus de l'estimateur robuste ρ . Par exemple, les poids issus de l'estimateur robuste de Leclerc sont $\omega_i^k = \frac{1}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-r^2(t_i)}{\sigma^2}\right)$ où $r(t_i) = S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i))$ et σ est l'écart-type de la distribution des r ,
2. l'estimation de $\delta\phi^k = \{\delta\phi^k(t_i)\}$ comme solutions successives de la minimisation au sens des moindres carrés linéarisée : $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi}{\operatorname{argmin}} \sum_i E_i^k$ où E_i^k est donnée par :

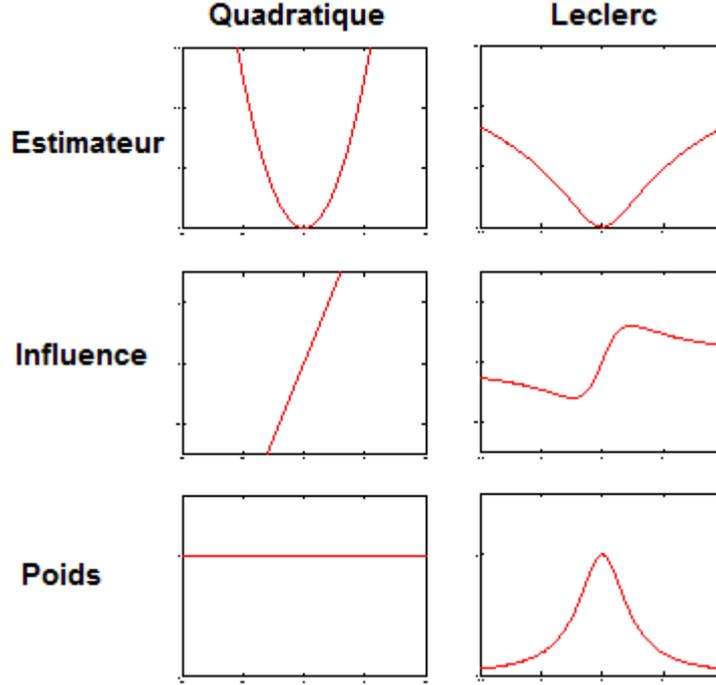


FIGURE 4.4 – Comparaison des estimateurs et leurs fonctions de poids correspondantes. Les poids correspondant à l'estimateur quadratique sont identiques pour toutes les observations. Avec l'estimateur de Leclerc, le poids est voisin de zéro pour les observations ayant des résidus importants.

$$E_i^k = \omega_i^k (1 - \alpha) \left\| S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i)) - \tilde{S}_t(\phi^k(t_i)) \delta\phi(t_i) \right\|^2 + \alpha \left\| \phi^k(t_{i+1}) + \delta\phi(t_{i+1}) - \phi^k(t_{i-1}) - \delta\phi(t_{i-1}) \right\|^2 \quad (4.7)$$

avec $\tilde{S}_t = \frac{d\tilde{S}}{dt}$.

Pour $\alpha = 0$, l'équation obtenue n'a pas de solution unique. L'expression de $\delta\phi^k(t_i)$ résultante pour $\alpha \neq 0$ est donnée par :

$$\begin{aligned} \delta\phi^k(t_i) &= \frac{N(t_i)}{D(t_i)} \\ g(t_i) &= (1 - \alpha)(\tilde{S}(\phi^k(t_i)) - \tilde{S}(\phi^k(t_{i-1}))) \\ N(t_i) &= \omega(r(t_i))g(t_i)r(t_i) \\ &\quad + \alpha[-2\phi^k(t_i) + \phi^k(t_{i-1}) + \phi^k(t_{i+1}) \\ &\quad + \delta\phi^k(t_{i-1}) + \delta\phi^{k-1}(t_{i+1})] \\ D(t_i) &= \omega(r(t_i))g^2(t_i) + 2\alpha \end{aligned} \quad (4.8)$$

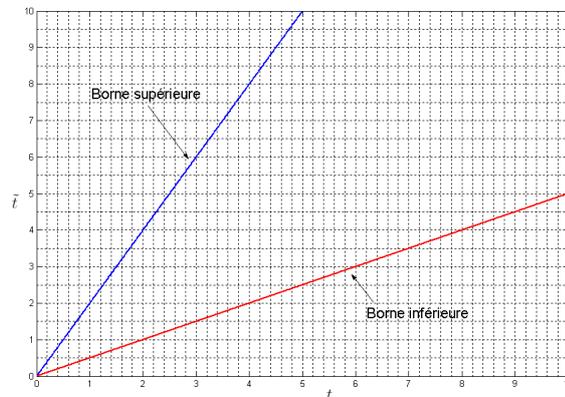


FIGURE 4.5 – Visualisation des bornes applicables à la transformation recherchée.

Par ailleurs, il est naturel d'imposer comme contrainte supplémentaire à savoir que ϕ soit croissante. De manière générale, on impose la condition suivante : $\phi^{k+1}(t_i) \geq \phi^{k+1}(t_{i-1}) + \epsilon$ avec ϵ une valeur positive. Dans certains cas, cette contrainte peut être renforcée par la définition de bornes inférieure et supérieure délimitant l'ensemble des transformations admissibles (figure 4.5).

4.2.3 Application aux signaux d'otolithes

4.2.3.1 Aide à l'interprétation

Le recalage de signaux est un outil nécessaire pour la comparaison de signaux issus d'un même processus biologique. Lorsque l'on étudie un processus particulier chez plusieurs individus, on remarque que les signaux présentent des caractéristiques similaires. Afin de déterminer la forme typique du processus observé, il nous faut ramener tous les signaux à un référentiel commun. Le recalage sert dans ce cas à synchroniser les différentes observations.

La figure 4.6 représente des signaux qui correspondent à des mesures de niveaux d'intensité le long du grand axe de croissance² sur des images d'otolithes de Plie de même groupe d'âge (7 ans). On remarque que ces signaux présentent des oscillations correspondant aux anneaux de croissance des otolithes.

Cette caractéristique est commune à tous ces signaux mais ils ne sont pas représentés en synchronisation des oscillations, ce qui rend difficile la comparaison locale ou la détermination de la forme typique. Ces mesures sont représentées en fonction de la distance du pixel au nucleus. L'apparition des anneaux de croissance est une spécificité individuelle en ce sens qu'elle est sujette à des variations en fonction des conditions environnementales et endogènes. Pour effacer ces variations inter-individuelles, il faut recalibrer les signaux ; il s'agit d'une étape de pré-conditionnement nécessaire avant l'application de toute autre procédure statistique.

2. défini par l'expert comme une zone préférentielle de lecture. Partant du nucleus comme origine, cet

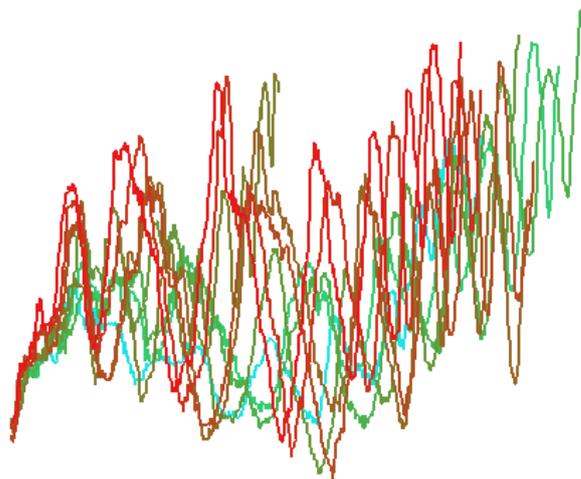


FIGURE 4.6 – Profils d’intensité des images le long du grand axe de croissance sur des otolithes de poisson Plie d’âge 7 ans. Il s’agit du même processus observé sur des sujets différents. Les mesures sont donc observées sur des intervalles différents et sujettes à des variations inter-individuelles.

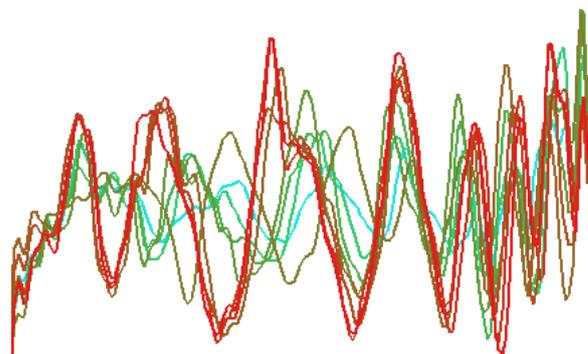


FIGURE 4.7 – Recalage linéaire des signaux de la figure 4.6.

Les signaux représentés en figure 4.7 correspondent aux mêmes signaux que ceux de la figure 4.6 mais alignés linéairement. Nous observons que les signaux sont ramenés au même intervalle d’observation mais les oscillations correspondantes ne sont pas encore synchronisées, et par suite ce recalage n’est pas suffisant pour déterminer la forme typique du processus observé.

En figure 4.8 nous reportons les signaux recalés par l’approche de recalage non-linéaire proposée. Les oscillations des signaux sont dans ce cas bien synchronisées. Ces signaux recalés seront utilisés dans des procédures d’inférence statistique en vue d’une aide à l’interprétation. Par exemple, en moyennant les valeurs des signaux après recalage non-linéaire, nous obtenons la courbe de la figure 4.9. Cette courbe correspond à la forme

axe correspond souvent au plus grand allongement de l’otolithe et présente le maximum d’informations.

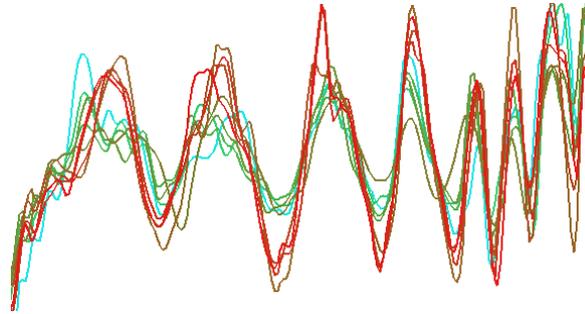


FIGURE 4.8 – Recalage non-linéaire des signaux de la figure 4.6. Les oscillations des signaux sont bien synchronisées.

typique du processus observé si l'on mesure l'intensité du niveau de gris le long du grand axe sur une image d'otolithe de Plie d'âge 7 ans. Cette forme typique est associée à une courbe de variance représentant les caractéristiques locales des variations de l'opacité, liées à la variabilité naturelle. La figure 4.10 représente la courbe de croissance typique de l'otolithe de Plie estimée par le lecteur expert à partir de la forme typique donnée en figure 4.9.

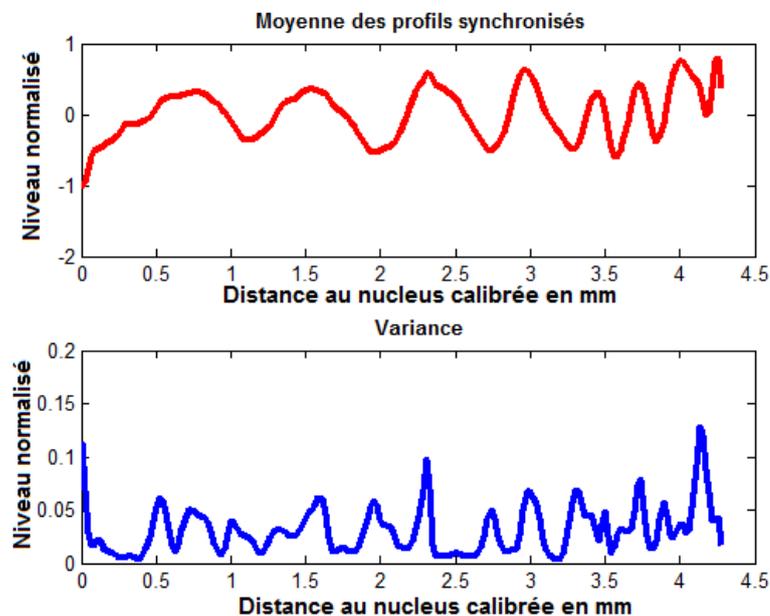


FIGURE 4.9 – Moyenne et variance des signaux de la figure 4.6 après recalage par l'approche non-linéaire proposée.

Il est important de noter que l'estimation de l'âge à partir de l'interprétation des structures des otolithes fait l'objet de controverses récurrentes. A titre d'exemple, un échange réalisé au niveau européen en 2003 pour un échantillon d'otolithes de Plie a montré que le taux d'agrément à l'âge modal variait de 40% à 95% suivant l'expérience

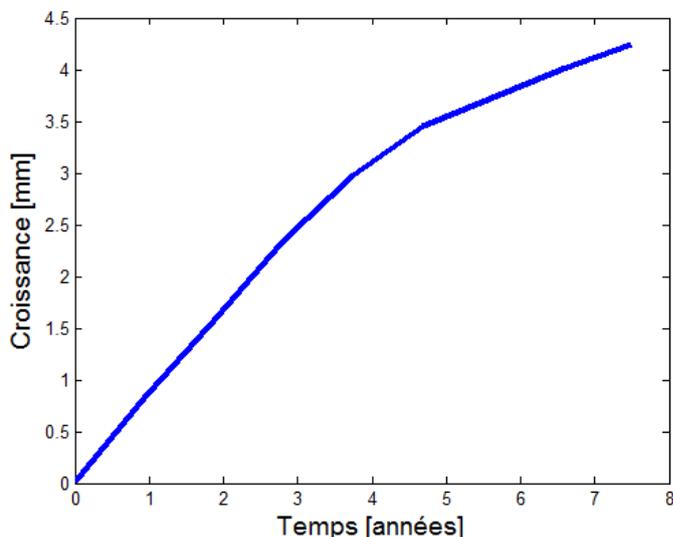


FIGURE 4.10 – Estimation de la loi de croissance typique pour des otolithes de Plies.

du lecteur. D'autres études récentes [De Pontual et al., 2006; Mellon et al., 2010] s'appuyant sur des campagnes de marquage-recapture ont mis en évidence l'invalidité des critères communément utilisés pour l'estimation d'âge de Merlu. Dans ce contexte, l'outil développé sera utilisé comme outil d'aide à l'interprétation ou de mise en évidence de protocoles d'interprétation. La forme typique peut par exemple être exploitée pour estimer un profil de croissance en présence de zones aveugles (zones sans informations). Elle peut aussi permettre de distinguer, s'il y a lieu, les marques apériodiques (associées à des événements apériodiques : stress environnementaux, reproduction...) des marques périodiques (figure 4.11). De la même façon, la loi de croissance typique permet de disposer d'un gabarit de croissance *a priori* permettant au lecteur expert d'établir un incrément arbitraire à partir duquel il pourra considérer qu'il a affaire effectivement à une marque de structure, qu'il va falloir sélectionner. Ce seuil de distance dynamique définissant la dimension des éléments peut être utilisé pour vérifier la concordance des stries détectées et donc pour régler les problèmes d'absence de stries et de présence de fausses stries. Ces données peuvent également être exploitées dans la définition d'une mesure de confiance des interprétations.

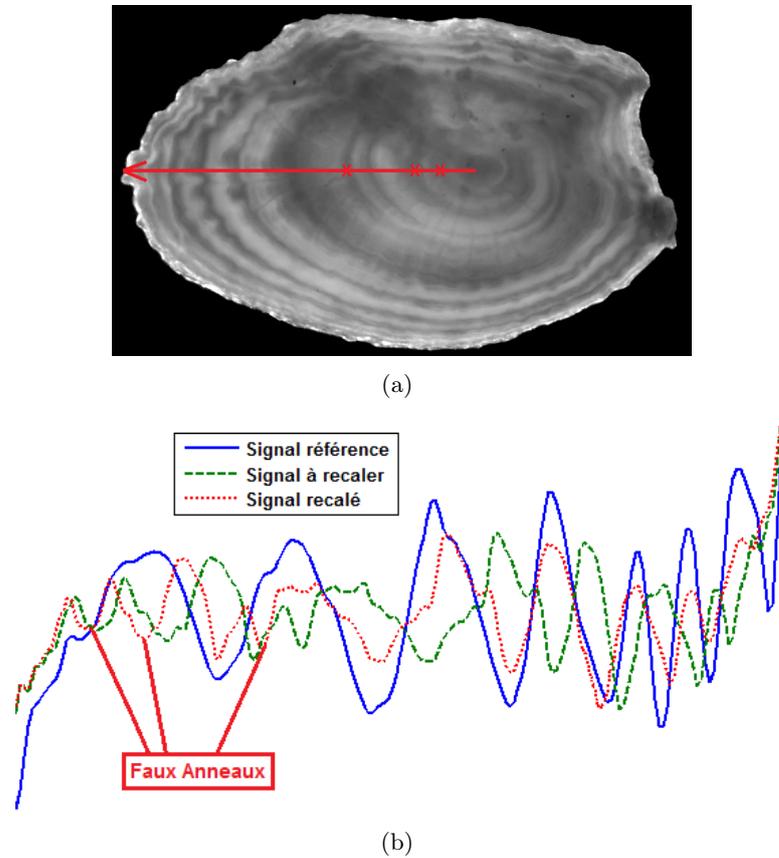


FIGURE 4.11 – Le profil recalé laisse apparaître la présence de trois faux anneaux qui ne sont pas des marques annuelles. Les faux anneaux sont indiquées par \times sur l'image originale.

4.2.3.2 Estimation de la loi de croissance

L'estimation de la loi de croissance est un enjeu majeur dans les études halieutiques car elle permet d'accéder à la clé taille-âge du poisson³ [Lester et al., 2004; Yu et Wann, 2009].

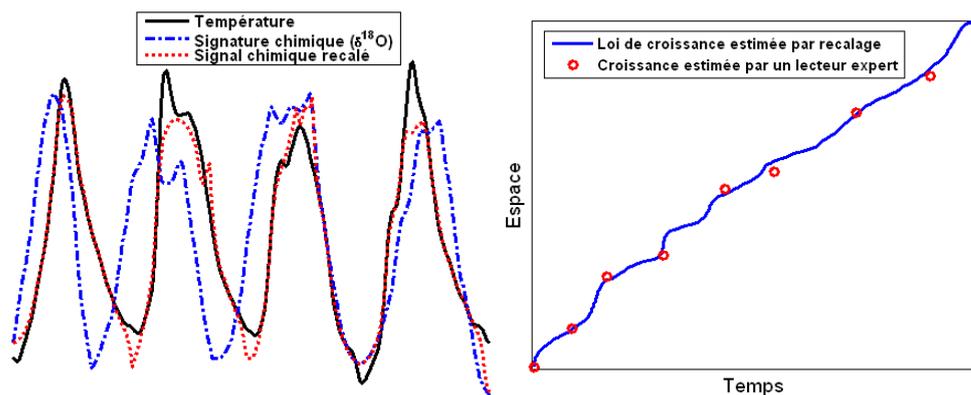
Nous présentons ici une application du recalage de signaux 1D à l'estimation de la loi de croissance de poissons. L'idée est de recalibrer une signature chimique portée par l'otolithe à un signal issu de l'environnement. Par exemple, la concentration de l'isotope d'oxygène $\delta^{18}O$ dans les otolithes est connue pour être liée à la température de l'eau [Panfili et al., 2003].

Dans la figure 4.12(a) on voit que la mesure du $\delta^{18}O$ le long d'un axe de croissance de l'otolithe peut être considérée comme un signal modulé en fréquence. La loi modulante n'est rien d'autre que la variation de croissance de l'otolithe avec l'âge du poisson.

Le recalage du signal $\delta^{18}O$ avec les enregistrements de la température de l'eau fournit un moyen pour estimer la relation espace-temps et par suite la loi de croissance de

3. pour plus de détails, le lecteur pourra se reporter au chapitre 1 de ce document.

l'otolithe comme illustré sur la figure 4.12(b). Notons que la croissance corporelle des poissons et la croissance des otolithes sont souvent en forte corrélation et par suite on sait établir via des modèles mathématiques la loi de croissance individuelle du poisson à partir de la croissance de l'otolithe [Xie et al., 2005].



(a) Recalage de signaux 1D

(b) La loi de croissance estimée comme la fonction de correspondance entre le temps et l'espace de l'otolithe passe par les points déterminés visuellement par un lecteur expert lors de son analyse des structures de l'otolithe

FIGURE 4.12 – Recalage d'une signature chimique mesurée le long d'un axe de croissance d'un otolithe de poisson et les enregistrements de température de l'eau pour estimer la loi de croissance de l'otolithe.

La figure 4.13 illustre cette application sur quatre otolithes de Morue d'âge deux ans. Nous pouvons voir que ces différents otolithes ont à peu près la même loi de croissance sur les deux années d'étude.

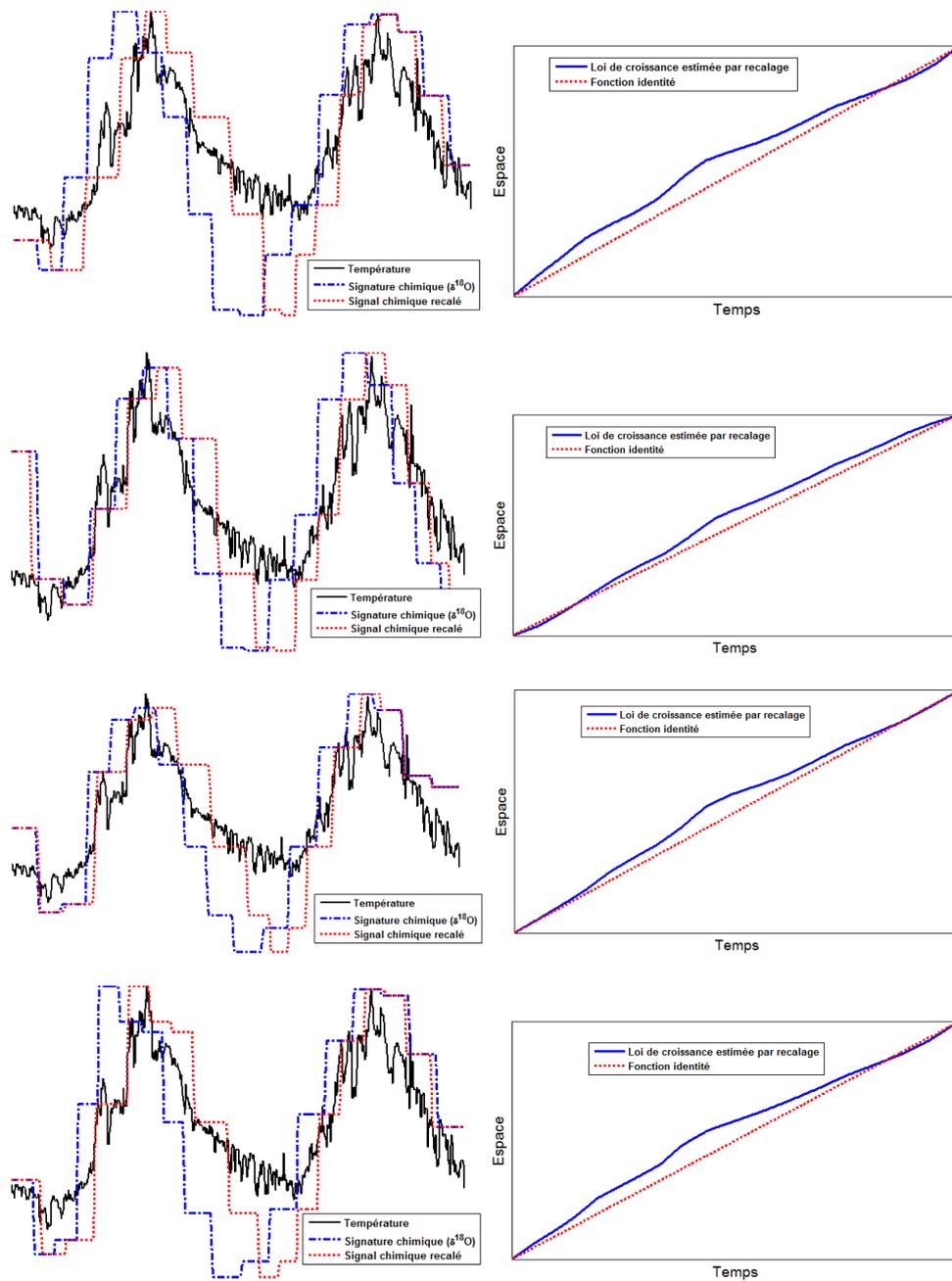


FIGURE 4.13 – Recalage d'une signature chimique mesurée le long d'axes de croissance de quatre otolithes de Morue et les enregistrements de température de l'eau pour estimer leurs lois de croissance. Le temps allant de zéro à deux ans. Droite : La loi de croissance estimée comme la fonction de correspondance entre le temps et l'espace de l'otolithe. Gauche : Le recalage effectué.

4.3 Recalage de contours de formes 2D

Généralement, les méthodes de recalage des contours peuvent être regroupées en deux grandes classes : celles basées sur des transformations rigides contre celles basées sur des déformations non rigides [Veltkamp et Hagedoorn, 2001]. Les méthodes du recalage rigide recherchent les paramètres optimaux qui alignent des points caractéristiques, en supposant que la transformation est composée seulement d'une translation, d'une rotation et d'une mise à l'échelle ; elles manquent donc de précision et ne peuvent pas appréhender toute la variabilité (la variabilité inter-individuelle par exemple).

Les méthodes fondées sur les déformations élastiques s'appuient sur la minimisation d'un critère d'appariement approprié [Veltkamp et Hagedoorn, 2001]. Elles peuvent présenter l'inconvénient d'un traitement asymétrique des deux courbes et dans de nombreux cas, ne garantissent pas l'invariance vis-à-vis de la rotation et de la mise en échelle. En outre, les techniques existantes prennent généralement avantage de contraintes spécifiques aux applications et/ou de l'utilisation de points de repère sur la forme. Ces points sont généralement définis comme points de courbure minimale et points de courbure maximale [Del Bimbo et Pala, 1999; Super, 2006], points de courbure nulle [Mokhtarian et Bober, 2003], points à une distance de points spécifiques [Zhang et al., 2003], des parties de courbes convexes ou concaves [Diplaros et Milios, 2002], ou tout autre critère approprié aux formes concernées.

Nous nous intéressons à une approche robuste de recalage de contours de formes, avec un traitement symétrique, sans contraintes spécifiques et qui soit spatialement locale et invariante par rapport à la rotation, à la translation et au facteur d'échelle. Pour arriver à ces fins, nous proposons d'utiliser les géodésiques dans l'espace des formes qui se révèlent un outil puissant pour assurer les propriétés voulues. Le recalage de contours de formes est posé comme un problème de recherche d'un chemin géodésique dans un espace de formes. Dans la suite nous commençons par définir l'espace de formes et les géodésiques de formes avec un aperçu rapide sur les travaux antérieurs avant de présenter l'approche proposée. Délibérément, nous n'allons pas rentrer dans les détails mathématiques, nous allons utiliser le développement mathématique nécessaire pour bien présenter l'approche proposée, et le lecteur intéressé pourra revenir aux travaux et documents référencés.

4.3.1 Géodésiques et analyse de formes

L'analyse de formes en utilisant les géodésiques dans l'espace des formes est apparue comme un outil puissant pour comparer des formes en assurant l'invariance aux transformations géométriques. L'étude des espaces de formes planaires a connu récemment un regain d'intérêt [Bookstein, 1986; Klassen et Srivastava, 2002; Klassen et al., 2004; Michor et al., 2008; Mio et al., 2009; Younes, 2000] ; ces espaces de formes ont été étudiés pour l'analyse des variations de formes dans de nombreuses applications de vision par ordinateur : en particulier en surveillance [Charpiat, 2009; Srivastava et al., 2005], en imagerie médicale [Charpiat et al., 2005; Mio et al., 2007; Srivastava et al., 2005] et en météorologie [Cohen et Herlin, 1998].

Espace de formes Étant donné un contour planaire fermé Γ , le groupe des translations, rotations et changements d'échelle crée une famille de contours planaires fermés. Les éléments de cette famille ont tous la propriété d'une caractéristique commune qui est leur forme. L'ensemble de toutes ces familles est appelé *l'espace de formes*. Mathématiquement, l'approche commune consiste à définir un espace de formes en utilisant les variétés d'un ensemble de formes d'intérêt.

Variété Riemannienne Étant donné un ensemble de formes individuelles d'intérêt, l'espace de formes est généralement une variété non-linéaire⁴ de ces éléments. Le contexte théorique consiste donc en la construction de cette variété de formes. Le cadre de *Riemann*, en particulier, est attrayant car il offre des espaces de formes avec une structure riche très utile pour les différentes applications [Klassen et al., 2004]. L'idée principale de ce type de variété est d'étendre la notion de surface à des objets de dimension plus grande⁵. Plus intuitivement, Riemann considère une variété de dimension n comme un empilement continu de variétés de dimension $n - 1$ [Jost, 2002]. Notons que cette description intuitive n'est en fait valable que localement, c'est-à-dire au voisinage de chaque point de la variété. Chaque variété est munie d'une métrique permettant de définir la longueur d'un chemin entre deux points de la variété. Une discussion générale de plusieurs classes de paramétrisation et métriques qui ont été introduites à cet effet peut être trouvée dans [Michor et Mumford, 2007].

Géodésiques de formes La distance entre deux formes données dans l'espace de formes est définie comme la longueur minimale d'un chemin sur la variété qui relie ces deux formes. Ces chemins les plus courts sont connus sous le nom des *géodésiques* et leur détermination se fait en utilisant la géométrie locale de la variété. Les géodésiques dans l'espace des formes sont donc définies comme les trajets les plus courts entre les formes par rapport à une métrique donnée. Nous nous sommes particulièrement intéressés au *gauchissement* qui est défini par des petites déformations locales lisses passant d'une forme à l'autre. Sur la variété, ce gauchissement sera décrit par une géodésique comme illustré en figure 4.14. Les géodésiques sont largement utilisées dans des études de variation et changement de formes d'organismes ; par exemple, les variations morphométriques (le gauchissement d'images⁶) peuvent être traitées comme un trajet géodésique dans un espace de formes [Younes, 2000].

Analyse de formes Plusieurs applications intéressantes ont été abordées à partir de l'analyse de formes par l'approche de l'espace et les géodésiques de formes.

La première application concerne l'estimation de la déformation d'une forme à l'autre. Les formes intermédiaires interpolées entre deux formes sont générées par le

4. courbée.

5. par définition, la dimension d'une variété désigne le nombre de paramètres indépendants qu'il faut se fixer pour positionner localement un point sur la variété. Les courbes sont des variétés de dimension un puisque l'abscisse curviligne (par exemple) suffit à décrire la position.

6. *Image warping* dans la littérature anglo-saxonne.

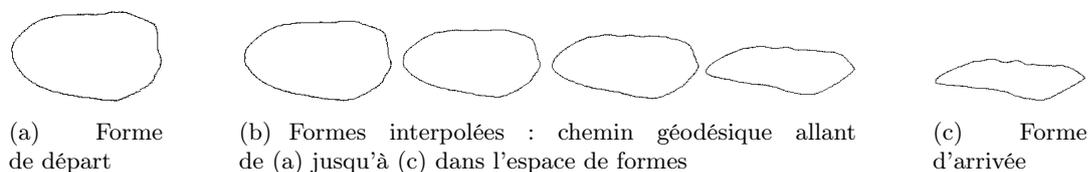


FIGURE 4.14 – Chemin géodésique dans un espace de formes. Le chemin de déformation représenté est celui allant de (a) à (c).

chemin géodésique reliant les points correspondants dans l'espace de formes. Cette application a été utilisée pour l'estimation de la déformation des silhouettes de personnages dans des séquences vidéo [Charpiat, 2009; Srivastava et al., 2005] puis dans le domaine biomédical pour l'estimation de la déformation des organes [Charpiat et al., 2005; Mio et al., 2007; Srivastava et al., 2005].

La deuxième application a porté sur l'utilisation de la distance géodésique (la longueur du chemin géodésique) comme une mesure de similarité pour la comparaison des formes [Younes, 1998, 2000]. Ceci étant, cette mesure de similarité n'a, à notre connaissance, jamais été testée sur des problèmes de reconnaissance de formes, c'est pourquoi nous proposons dans le chapitre suivant une nouvelle distance pour la classification et la recherche de formes. Une autre application concerne les études statistiques de formes ; étant donné un ensemble de courbes (ou de formes), on peut définir les notions de *forme moyenne* et de *covariance* en utilisant les chemins géodésiques, et donc élaborer des cadres statistiques pour l'étude des formes [Klassen et al., 2004].

La motivation d'utiliser l'approche de l'espace et les géodésiques de formes pour l'analyse et la comparaison de formes réside dans le fait que la métrique donnée par la distance géodésique est invariante par rapport à un ensemble de transformations géométriques (rotation, translation, changement d'échelle...). Aussi, la fonction de correspondance trouvée entre les formes peut être contrainte d'être un *difféomorphisme* (c'est-à-dire lisse et inversible, avec une inverse lisse) pour que les parties connexes restent connectées, les ensembles disjoints restent disjoints, la régularité des caractéristiques telles que la courbure soit préservée, et les coordonnées soient transformées de manière cohérente. En outre, le recalage de contours exprimé par une formulation variationnelle de cette approche peut assurer un traitement symétrique [Younes, 2000].

Travaux antérieurs Les travaux sur les espaces de formes se distinguent principalement par la représentation des courbes qui peut être discrète (par l'utilisation des points repères) ou continue (par des fonctions continues comme l'expression de l'angle de la tangente à la courbe en fonction de l'abscisse curviligne). Pour construire une géodésique dans l'espace de formes, les approches proposées formulent le problème par des équations aux dérivées partielles (EDP) ou par des formalismes variationnels. Des contraintes sont ajoutées parfois aux formulations selon les applications et les formes étudiées. Un exemple de ces contraintes pourrait être d'empêcher le croisement des courbes.

Les premières formulations de l'espace de formes, et l'utilisation de paramètres pour définir les statistiques de formes, ont été développées dans les travaux pionniers de [Kendall, 1984] et [Bookstein, 1986]. Dans ces travaux, un objet 2D est représenté comme un ensemble discret de points de repère. En supprimant les effets de translation, de rotation, et de changement d'échelle de ces points de repère, l'espace de formes est donné par la structure d'une variété Riemannienne courbée. La théorie des espaces de formes fondés sur les points repères a été examinée dans plusieurs ouvrages [Dryden et Mardia, 1998; Small, 1996]. L'espace de formes étudié dans ces approches est une variété Riemannienne de dimension finie, souvent appelé une *variété de formes*; les différentes formes correspondent à des éléments de cet espace et la quantification des différences de forme est obtenue par une métrique Riemannienne sur cet espace (par exemple, la métrique de Procuste). Un aspect important de ce travail est sa maturité pour des cadres statistiques. Les chercheurs ont défini les distributions de probabilité sur ces variétés de formes et ont cherché des méthodes statistiques pour l'estimation de la forme comme dans [Mardia et Dryden, 1989]. Dans ces approches, la correspondance des points des courbes est souvent faite à la main bien qu'il existe quelques exceptions [Cremers et al., 2002]. Récemment, [Charpiat et al., 2005] ont étudié les statistiques de formes en se basant sur la notion de la distance de Hausdorff entre les points repères. Ils proposent d'utiliser des approximations lisses de la distance de Hausdorff reposant sur une comparaison des fonctions de distance signées de formes. L'approche proposée par [Eckstein et al., 2007] est conceptuellement liée. Ils considèrent le flot de gradient régularisé géométriquement pour la déformation des surfaces.

Une limitation majeure dans ces travaux est l'utilisation de points de repère pour définir les formes. Les formes sont souvent codées par un échantillonnage grossier des contours des objets, les résultats et la précision de l'analyse de la forme qui en résulte sont fortement dépendantes des choix effectués. En outre, il est généralement difficile d'automatiser la sélection de ces points repères. Cependant, d'autres travaux plus récents ont porté sur la représentation continue des variations de formes planes, où les espaces de formes sont des variétés de dimension infinie [Klassen et al., 2004; Younes, 2000]. Dans ces approches on représente les contours par une fonction continue sous forme de courbe, pour ensuite étudier leurs formes (bien sûr, la mise en œuvre par ordinateur et l'implémentation numérique nécessitent une discrétisation éventuelle, mais la discrétisation n'intervient ici que *le plus tard possible*).

Afin de dériver une géodésique dans l'espace de formes, on se concentre généralement sur une métrique Riemannienne particulière ayant des propriétés bien spécifiques [Michor et al., 2008]. Par une approche variationnelle, [Younes, 1998] a proposé d'utiliser une métrique qui mesure le coût de déformation entre les éléments (les courbes) de l'espace de formes. La métrique Riemannienne est définie sur l'espace tangent à une courbe, c'est-à-dire sur l'espace des transformations infinitésimales d'une courbe, puis étendue à tout l'espace. Des travaux plus récents [Klassen et al., 2004; Mio et al., 2007; Schmidt et al., 2006] ont souligné l'efficacité de ce modèle de l'espace de formes et ont développé sa théorie mathématique [Michor et Mumford, 2007]. Ce concept a été généralisé ultérieurement à l'espace des images [Ceritoglu et al., 2009; Miller et Younes, 2001; Miller et al., 2006]. [Michor et Mumford, 2003] ont utilisé les équations aux déri-

vées partielles (EDP) et ont étudié des métriques sur l'espace des courbes lisses *modulo* des reparamétrisations. Bien que ce travail établisse un cadre mathématique rigoureux pour comparer les courbes lisses, il manque de contraintes empêchant que les courbes se croisent. [Klassen et al., 2004] ont défini leur espace de formes à partir des courbes planaires paramétrées par l'abscisse curviligne. Cette simplification a conduit à une équation différentielle ordinaire (EDO) au lieu d'une équation aux dérivées partielles (EDP) pour le calcul des géodésiques. Une limitation clé de cette approche est que les distances calculées ne sont en général non symétriques, leur calcul est aussi intrinsèquement instable. [Sharon et Mumford, 2006] concevaient une métrique basée sur des correspondances entre objets 2D par des transformations conformes (qui conservent les angles).

Une méthode d'analyse de formes qui contraint les courbes à ne pas présenter d'auto-intersections est l'approche par difféomorphisme, d'abord proposée par [Grenander, 1993]. Dans ce cadre, les variations de forme sont représentées comme les actions des difféomorphismes sur un modèle. [Younes, 1998, 2000] a adopté cette approche et défini une métrique sur un groupe de difféomorphismes, qui est de dimension infinie. L'approche par difféomorphisme préserve les formes et la construction proposée par [Younes, 1998, 2000] se limite d'emblée à l'étude de courbes sans croisements. Une limitation de cette approche est la nécessité de considérer l'action du groupe de difféomorphisme ; le coût de complexité de calcul des difféomorphismes est élevé. Les développements ultérieurs [Michor et al., 2008] considèrent la possibilité de déformation de courbes avec croisement. Dans l'étude qui nous intéresse, les courbes étudiées sont sans croisement et nous ne voulons pas permettre de telles déformations, c'est pour cela que nous allons considérer dans notre approche la formulation variationnelle proposée par [Younes, 1998, 2000] qui est, par ailleurs plus stable et symétrique par définition [Schmidt et al., 2006].

4.3.2 L'approche proposée

L'approche que nous allons retenir dans ce manuscrit est la méthode de construction proposée par [Younes, 2000] sous la forme variationnelle car elle est stable et empêche le croisement des courbes. La recherche du trajet géodésique entre deux formes avec une formulation variationnelle remonte à une question de recalage conformément à la métrique considérée. Étant donné une paramétrisation des deux courbes 2D, cela revient à un recalage de signaux 1D (figure 4.15).

L'approche de recalage entre deux formes F et \tilde{F} , proposée dans [Younes, 2000] consiste à minimiser la mesure de similarité donnée par :

$$MS^{F\tilde{F}}(\phi) = 2 \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))}{2} \right| ds \quad (4.9)$$

où s est l'abscisse curviligne, θ et $\tilde{\theta}$ sont les fonctions angles⁷ qui représentent F et \tilde{F} respectivement. ϕ désigne la fonction de correspondance et $\phi_s = \frac{d\phi}{ds}$. La mesure de

7. La fonction angle est définie comme étant l'angle que fait la tangente au point de la courbe avec l'axe horizontal.

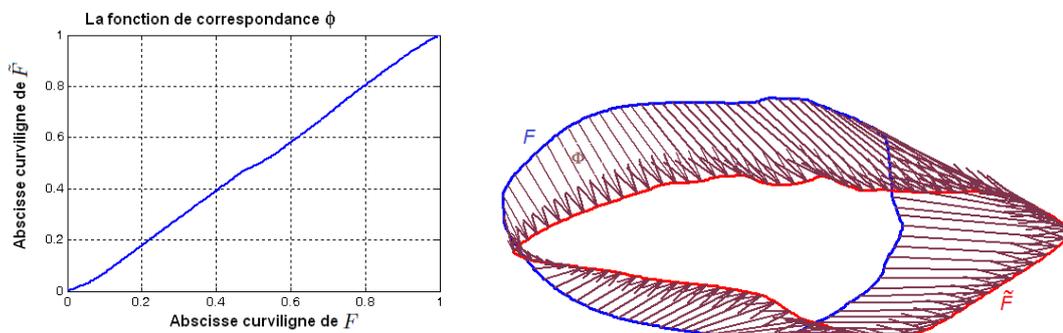


FIGURE 4.15 – La fonction de correspondance ϕ des deux contours F et \tilde{F} de la figure 4.14 : à gauche, la fonction de correspondance est une fonction monotone qui fait correspondre une abscisse curviligne entre 0 et 1 sur le premier contour à l’abscisse curviligne du deuxième contour ; à droite, visualisation de la fonction de correspondance comme recalage de contours 2D.

similarité considérée ici comprend une mesure de la différence entre les deux orientations θ et $\tilde{\theta}$ $\left(\cos\frac{\theta(s)-\tilde{\theta}(\phi(s))}{2}\right)$ et un terme qui pénalise la torsion et l’étirement le long de la courbe $(\sqrt{\phi_s(s)})$.

La paramétrisation du contour via la fonction d’angle $\theta(s)$ conduit naturellement à une représentation qui est conforme aux propriétés d’invariance attendues (translation et mise à l’échelle). Toute translation de la courbe n’a aucun effet sur θ , et toute homothétie n’a aucun effet sur le paramètre normalisé s . Ainsi, les courbes modulo translation et homothétie seront toutes représentées par la même fonction d’angle $\theta(s)$. Une rotation d’angle c transforme la fonction $\theta(s)$ en $\theta(s) + c$ modulo 2π . Pour assurer l’invariance par rotation, la minimisation de $MS^{F\tilde{F}}(\phi)$ pour tous les choix d’origines des courbes est considérée.

Vue comme une fonction de coût, cette mesure de similarité correspond au coût de déformation recalant les deux formes F et \tilde{F} . Sa détermination explicite respecte toutes les conditions nécessaires pour avoir une vraie distance entre les courbes 2D (ceci a été validé par une approche algébrique et variationnelle détaillée dans [Younes, 2000]).

Les étapes de la construction aboutissant à la formulation de l’équation (4.9) peuvent être résumées comme suit :

1. Soit C l’espace de formes considéré. Chaque objet dans C est supposé pouvoir être déformé en tout autre objet dans C . Notre objectif est de définir une distance mesurant la quantité de déformation nécessaire pour passer d’une forme à l’autre.
2. Les déformations sur C sont représentées par l’action d’un groupe G de dimension infinie :

$$\begin{aligned} G \times C &\rightarrow C \\ (a, F) &\rightarrow a \cdot F \end{aligned}$$

Le fait que chaque objet peut être déformé en un autre objet implique que l'action du groupe est *transitive* : pour toutes formes $(F, \tilde{F}) \in C^2$, il existe $a \in G$ tel que $a \cdot F = \tilde{F}$.

3. Soit e l'élément identité de G et δe une petite variation de e dans une direction donnée. Pour toute forme F dans C , on définit le coût d'une petite déformation infinitésimale $F \rightarrow (e + \delta e) \cdot F$. Le groupe d'action G est muni d'une métrique Riemannienne appropriée. Pour déduire le coût de déformation entre deux formes, on va appliquer le principe de moindre action pour ainsi chercher l'élément du groupe le plus proche de l'identité.
4. Le coût total de déformation d'une forme F par une suite de petites déformations définissant un chemin $\mathbf{g} : [0, 1] \rightarrow G$ est calculé en intégrant les coûts des petites déformations.
5. Le coût de déformation d'une forme F en une autre forme \tilde{F} , avec $\tilde{F} = a \cdot F$ où $a \in G$ est défini comme le coût minimum parmi tous les chemins $\mathbf{g} : [0, 1] \rightarrow G$ tel que $\mathbf{g}(0) = e$ et $\mathbf{g}(1) = a$. Formellement, soit $\gamma(a, F)$ le coût (de déformation) de la transformation $F \rightarrow a \cdot F$. Pour comparer deux formes F et \tilde{F} , on pose $d(F, \tilde{F}) = \inf_{\mathbf{g}} \gamma(a, F)$, $\tilde{F} = a \cdot F$, ce qui correspond au plus faible coût demandé pour déformer F en \tilde{F} .

Formulation robuste Afin d'améliorer la robustesse de cette approche aux données aberrantes, nous y avons introduit une norme robuste à l'image de celle développée dans 4.2. Le problème de recalage des formes 2D revient alors à minimiser la fonctionnelle $E^{F\tilde{F}}(\phi)$ donnée par :

$$\begin{aligned} E^{F\tilde{F}}(\phi) &= (1 - \alpha) E_D^{F\tilde{F}}(\phi) + \alpha E_R(\phi) \\ &= (1 - \alpha) \arccos \int_{s \in [0, 1]} \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\rho(r(s))}{2} \right| ds \\ &\quad + \alpha \int_{s \in [0, 1]} |\phi_s(s)|^2 ds \end{aligned} \tag{4.10}$$

où $r(s) = \theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))$.

Implémentation numérique Pour minimiser $E^{F\tilde{F}}(\phi)$, nous utilisons là aussi les deux méthodes précédemment décrites : par programmation dynamique et par schéma itératif incrémental.

Étant donné les deux signaux discrétisés $\theta(s_i)_{i=1..N}$ et $\tilde{\theta}(\tilde{s}_j)_{j=1..M}$, l'algorithme de programmation dynamique considère dans le plan $[s_1, s_N] \times [\tilde{s}_1, \tilde{s}_M]$ la grille G qui contient tous les points $p(x, y)$ avec $x = s_i$ et $y \in [\tilde{s}_1, \tilde{s}_M]$, ou $y = \tilde{s}_j$ et $x \in [s_1, s_N]$ (figure 4.16). On va chercher une fonction de correspondance ϕ continue, croissante, et qui soit linéaire sur toute cellule rectangulaire de la grille. La démarche est la même que dans 4.2.2.1.

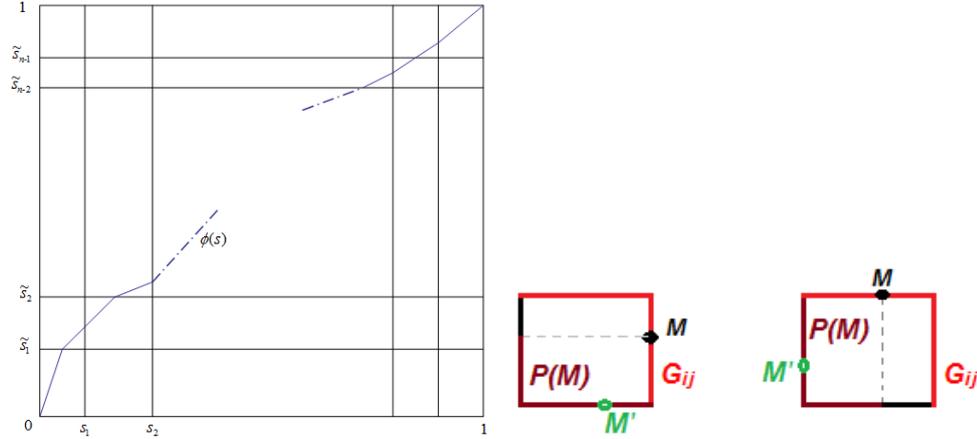


FIGURE 4.16 – Illustration du schéma de minimisation par programmation dynamique avec un exemple de fonction de correspondance.

La valeur de l'énergie $E^{F\tilde{F}}(\phi)$ est calculée en chaque point de la grille en fonction des valeurs aux points précédents. Le trajet du coût minimal est finalement trouvé par parcours inverse. Cette procédure est itérée pour tous les choix d'origines des courbes pour ainsi s'affranchir des effets de rotation. Pour plus d'informations, cet algorithme est bien détaillé dans [Trouvé et Younes, 2000; Younes, 2000].

Dans le schéma itératif incrémental que nous proposons, on calcule à chaque itération k l'incrément $\delta\phi^k$ tel que $\delta\phi^{k+1} = \phi^k + \delta\phi^k$ et $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi^k}{\operatorname{argmin}} E^{F\tilde{F}}(\phi^k + \delta\phi^k)$. L'initialisation de l'algorithme est donnée par la fonction identité prise à tour de rôle pour tous les choix d'origine des courbes. Pour $\alpha = 0$, l'équation obtenue n'a pas de solution unique. Pour $\alpha \neq 0$, l'expression de $\delta\phi^k(s_i)$ est donnée par :

$$\begin{aligned} \delta\phi^k(s_i) &= \frac{N(s_i)}{D(s_i)} & (4.11) \\ S(s_i) &= \sqrt{\phi^k(s_{i+1}) - \phi^k(s_{i-1})} \\ R(s_i) &= \omega(r(s_i))r(s_i) \\ g(s_i) &= (1 - \alpha) \sin\left(\frac{R(s_i)}{2}\right) [\tilde{\theta}(\phi^k(s_i)) - \tilde{\theta}(\phi^k(s_{i-1}))] \\ N(s_i) &= -S(s_i)g(s_i) \cos\left(\frac{R(s_i)}{2}\right) \\ &\quad + 2\alpha[2\phi^k(s_i) - \phi^k(s_{i-1}) - \phi^k(s_{i+1}) \\ &\quad - \delta\phi^k(s_{i-1}) - \delta\phi^{k-1}(s_{i+1})] \\ D(s_i) &= \frac{1}{2}S(s_i)g^2(s_i) - 4\alpha \end{aligned}$$

4.3.3 Évaluation des performances sur des contours synthétiques

Pour étudier l'impact de l'ajout du critère robuste et du terme de régularisation, nous allons tester ici le processus d'appariement proposé sur des contours de synthèse (un des contours est obtenu par application d'une transformation connue à l'autre). Un exemple de ces formes synthétiques est donné en figure 4.17 avec la représentation de la fonction de transformation utilisée.

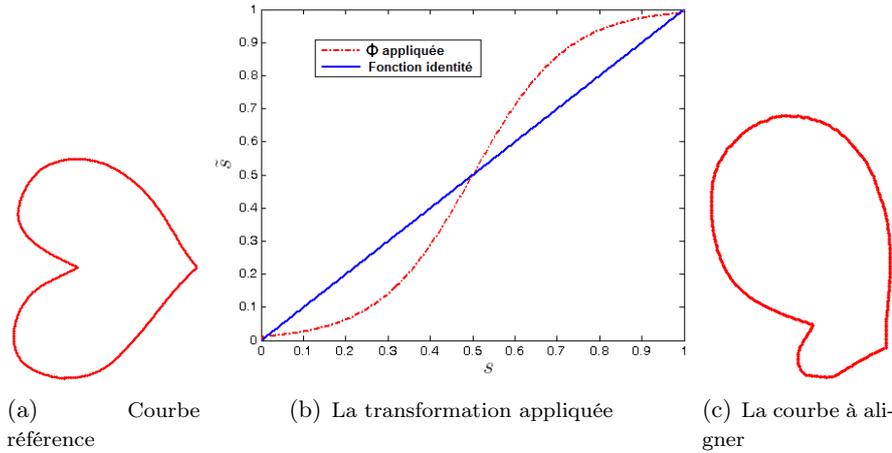


FIGURE 4.17 – Test du recalage de contours 2D sur des formes synthétiques. Nous avons appliqué la transformation donnée en (b) sur la forme (a) pour obtenir la forme (c).

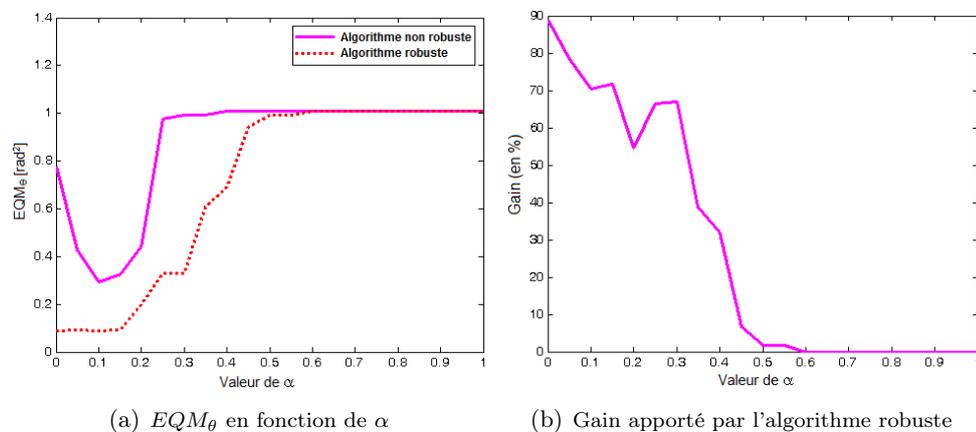
En figure 4.18 nous avons reporté l'erreur quadratique moyenne $EQM_\theta = E \left(\left| \theta - \tilde{\theta}(\phi) \right|^2 \right)$ obtenue pour différentes valeurs de $\alpha \in [0, 1]$. Ce résultat est issu de l'algorithme de minimisation par programmation dynamique. Pour des grandes valeurs de α , la régularité prend le pas sur la similarité et l'alignement est atteint avec une EQM_θ résiduelle relativement élevée. Pour des petites valeurs de α , l'algorithme robuste aboutit à des solutions avec des erreurs résiduelles plus faibles (de l'ordre de $EQM_\theta = 0.085$) correspondant à $EQM_\phi = E \left(\left| \phi_{appliquée} - \phi_{estimée} \right|^2 \right) \approx 0.001$. Le gain⁸ dû à la solution robuste est illustré en figure 4.18(b); ce gain est optimal pour $\alpha = 0$ et atteint 90%. Les formes alignées, données en figures 4.18(c) et 4.18(d), montrent bien la supériorité de la solution robuste. La consistance de ce résultat a été mise en évidence en testant différentes formes avec de nombreuses fonctions de transformation (tableau 4.1).

En utilisant le schéma itératif incrémental, la minimisation conduit à la même solution que par programmation dynamique, sauf pour $\alpha = 0$ (figure 4.19). En effet, pour le schéma itératif le terme de régularisation est nécessaire; α devrait avoir une valeur différente de zéro pour aboutir à une solution unique. Expérimentalement, une valeur de α dans l'intervalle $[0.1, 0.2]$ est optimale.

8. défini comme : $\frac{EQM_{NonRobuste} - EQM_{Robuste}}{EQM_{NonRobuste}} \times 100$.

Tableau 4.1 – Illustration du gain apporté par l'algorithme robuste (en terme d' EQM_θ) pour quelques formes particulières de la fonction de transformation.

| Transformation appliquée | $Gain = \frac{EQM_{NonRobuste} - EQM_{Robuste}}{EQM_{NonRobuste}} \times 100$ |
|--------------------------|---|
| Fonction carrée | 76% |
| Fonction racine carrée | 78% |
| Fonction sinus | 82% |
| Fonction sigmoïde | 90% |

(c) Courbe alignée avec l'algorithme robuste pour $\alpha = 0.1$ (d) Courbe alignée avec l'algorithme non robuste pour $\alpha = 0.1$ FIGURE 4.18 – Résultats du recalage proposé sur les contours synthétiques donnés en figure 4.17, en utilisant la programmation dynamique, pour différentes valeurs de $\alpha \in [0, 1]$.

Dans la figure 4.20, nous apportons un autre test pour une forme synthétique obtenue par l'application d'une coupure sur la forme donnée à la figure 4.17(c). Les résultats de son alignement à la forme de référence (figure 4.17(a)) sont reportés en figures 4.21 et 4.22. Il est bien clair que l'algorithme robuste est plus robuste vis-à-vis de l'occlusion, il est encore capable d'aligner les courbes et de retrouver fidèlement la transformation appliquée (l'erreur résiduelle est très faible). Avec l'algorithme non robuste, l'apparie-

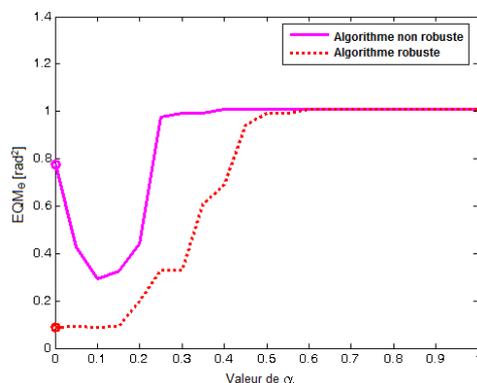


FIGURE 4.19 – Résultats du recalage proposé sur les contours synthétiques donnés en figure 4.17, en utilisant le schéma itératif, pour différentes valeurs de $\alpha \in]0, 1]$. Cet algorithme itératif conduit à la même solution que par programmation dynamique (Figure 4.18(a)).

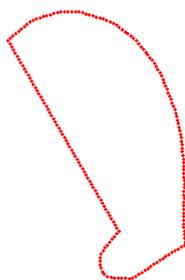
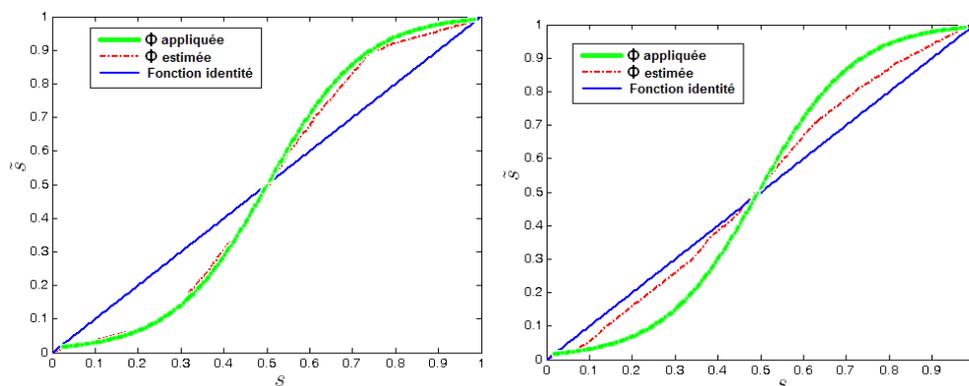
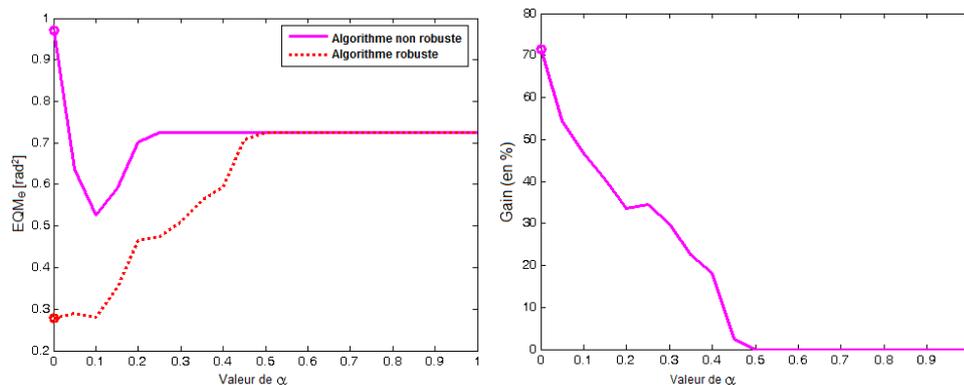


FIGURE 4.20 – Test du recalage proposé sur des formes synthétiques en présence d'occlusion. Forme occluse obtenue à partir de la forme 4.17(c).

ment est affecté par l'occlusion et la transformation trouvée demeure, au contraire, relativement loin de la vraie transformation (figure 4.21(b)).

La pertinence du critère robuste est encore plus visible quand on analyse l'évolution de l'algorithme par schéma itératif incrémental le long des différentes initialisations relatives aux choix des origines des courbes. Nous avons reporté dans le tableau 4.2 les résultats obtenus pour quelques initialisations, éloignées de la solution correcte, dans le recalage des deux formes données en figure 4.20. On remarque qu'avec le critère robuste l' EQM_θ s'amenuise avec les itérations pour atteindre l'optimum. En revanche lorsque le critère non robuste est utilisé, seul un minimum local est atteint et l' EQM_θ préserve des valeurs assez significatives. Ces tests montrent que le critère robuste ajouté est robuste à l'initialisation de l'origine des courbes, l'invariance en rotation est assurée avec une seule initialisation. Par conséquent, une seule initialisation de l'algorithme pourra être considérée en pratique.

Soulignons enfin que la minimisation itérative incrémentale est souvent beaucoup plus rapide que celle par programmation dynamique, surtout dans le cas où le recalage se fait sans points de repère. Par exemple, pour les contours synthétiques considérés en figure 4.17, ce temps atteint 9,7 fois celui requis par le schéma itératif robuste.

(a) La transformation trouvée avec l'algorithme robuste pour $\alpha = 0.1$ (b) La transformation trouvée avec l'algorithme non robuste pour $\alpha = 0.1$ (c) EQM_θ en fonction de α

(d) Le gain apporté par l'algorithme robuste

FIGURE 4.21 – Résultat du recalage proposé sur une forme synthétique en présence d'occlusion, en utilisant le schéma itératif, pour différentes valeurs de $\alpha \in]0, 1]$. On recale la forme occluse donnée en figure 4.20 par rapport à la référence 4.17(a).

Tableau 4.2 – Les EQM_θ obtenues par l'algorithme itératif incrémental en sa version robuste et non robuste, avec des initialisations de ϕ à différents angles de la solution correcte (35° , 45° , 90° et 135°). Le gain apporté par la solution robuste est rappelé en fin du tableau. Cette expérience est réalisée à partir des formes synthétiques données en figure 4.17, la solution correcte correspond à l'angle 0° .

| Angle | $EQM_{NonRobuste}$ | $EQM_{Robuste}$ | Gain = $\frac{EQM_{NonRobuste} - EQM_{Robuste}}{EQM_{NonRobuste}} \times 100$ |
|-------------|--------------------|-----------------|---|
| 35° | 0.293 | 0.087 | 70.30% |
| 45° | 8.66 | 0.089 | 98.97% |
| 90° | 0.296 | 0.085 | 71.28% |
| 135° | 1.78 | 0.086 | 95.17% |

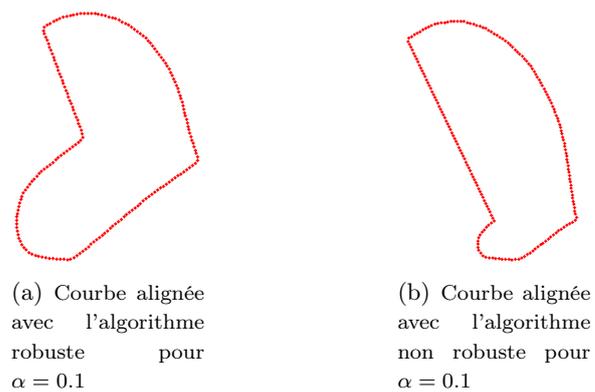


FIGURE 4.22 – Résultats du recalage de formes. La forme alignée, avec l'algorithme robuste et avec l'algorithme non robuste; la forme de référence est donnée en figure 4.17(a) et la forme à recalier en figure 4.20.

4.3.4 Application aux otolithes : modèles statistiques de formes

Nous voulons ici appliquer la méthode de recalage proposée pour établir des modèles statistiques de formes d'otolithes. Un modèle statistique de formes est une description mathématique approximative des observations des formes. Il s'exprime généralement par une forme moyenne et une variance. Un des principaux avantages des algorithmes de recherche des chemins géodésiques est leur capacité à établir des modèles statistiques des formes étudiées.

Une expérimentation a été menée en ce sens à partir d'un jeu de données issues de la base d'images d'otolithes *AFORO*⁹, où sont considérées six classes d'espèces de poissons. Nous présentons dans la figure 4.23 la forme moyenne et les variances locales des formes externes des otolithes, pour les six espèces considérées.

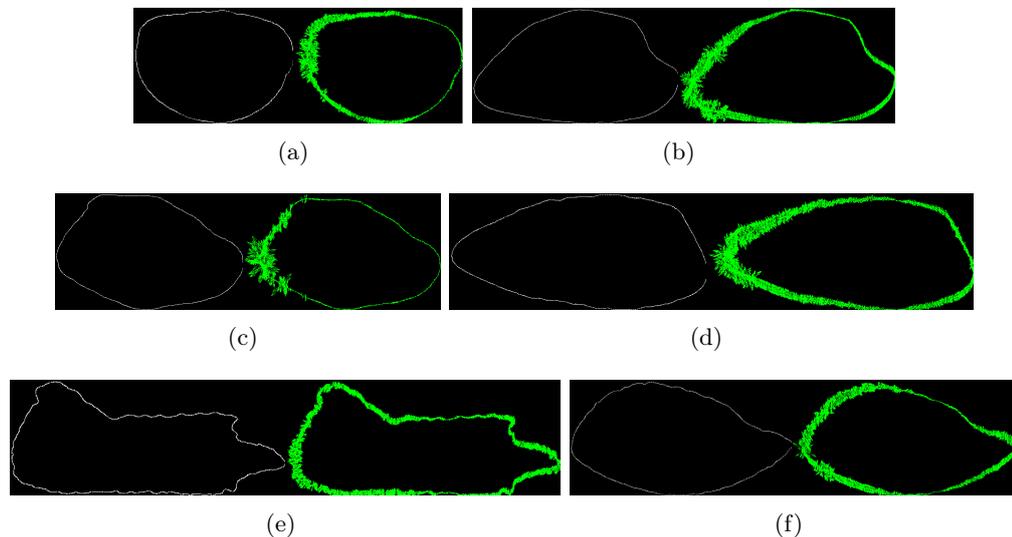


FIGURE 4.23 – Forme moyenne et variance locale (par espèce) des formes externes des otolithes impliqués dans la base d'images *AFORO*. Dix otolithes sont considérés pour chaque espèce de poisson. L'image de gauche est la forme moyenne. La taille de la flèche en chaque point de l'image de droite est proportionnelle à la variation du contour en ce point. (a) : *Umbrina canariensis*, (b) : *Coris julis*, (c) : *Diplodus annularis*, (d) : *Trisopterus minutus*, (e) : *Scomber colias*, (f) : *Trachurus mediterraneus*.

Comme nous pouvons le constater sur la figure 4.23, les variations observées sur les formes externes des otolithes de poissons sont très locales, ce qui justifie la nécessité d'un outil de comparaison locale de formes.

9. *AFORO* website : <http://www.cmima.csic.es/aforo/>

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un schéma de recalage robuste de signaux $1D$ pour l'utiliser dans l'analyse des otolithes de poisson. En effet, la forte variabilité naturelle portée par les signaux d'otolithes rend nécessaire le développement d'un nouvel outil plus fiable et plus efficace. La méthode proposée est une méthode variationnelle minimisant un critère de similarité et imposant une certaine régularité à la fonction de correspondance recherchée. Le critère de similarité proposé dans ce chapitre est issu d'un estimateur robuste pour être indépendant aux données aberrantes. Un critère non robuste serait sensible aux données aberrantes et ne conviendrait pas aux applications biologiques où les variabilités inter-individuelles sont généralement assez importantes. Cette approche de recalage a été appliquée comme un outil d'aide à l'interprétation des signaux d'otolithes et pour l'estimation de la loi de croissance des poissons.

L'approche de recalage de signaux $1D$ a été adaptée ensuite pour le recalage de courbes $2D$ codées par leurs fonctions tangentes. Cette approche est basée sur la minimisation d'un critère de similarité issu de l'analyse des géodésiques de formes. La méthode de calcul des géodésiques retenue ici est celle proposée par [Younes, 2000] sous la forme variationnelle, elle est stable et empêche le croisement des courbes. Par test sur contours synthétiques, nous avons montré que cette approche de recalage est capable de retrouver les déformations que peut subir un contour avec une erreur résiduelle très négligeable. Cet algorithme a été appliqué par la suite pour élaborer des modèles statistiques de formes d'otolithes.

Une extension de cette approche de recalage de contours de formes va être proposée dans le chapitre 6 pour recalier des images présentant des séquences de formes. Dans le chapitre 5 suivant, nous proposons d'utiliser la mesure de similarité, proposée dans ce chapitre pour le recalage de contours, dans des problèmes de reconnaissance de formes.

Chapitre 5

Classification de contours de formes *2D*

Sommaire

| | | |
|------------|--|------------|
| 5.1 | Introduction | 150 |
| 5.2 | Métrique pour la classification et la recherche de formes | 151 |
| | Distance mono-échelle | 151 |
| | Distance multi-échelle | 151 |
| 5.3 | Méthodes de classification et de recherche | 152 |
| 5.4 | Évaluation sur la base de formes MPEG-7 | 152 |
| 5.4.1 | Résultats et discussion | 154 |
| | Mono-échelle versus multi-échelle | 156 |
| | Locale versus globale | 156 |
| | Reconnaissance basée recalage versus non-basée recalage | 156 |
| | Supériorité de l'approche proposée | 157 |
| | Limite de l'approche | 157 |
| 5.4.2 | Amélioration des performances en classification | 158 |
| 5.5 | Applications aux pièces calcifiées | 160 |
| 5.5.1 | Résultats de classification | 163 |
| | Identification d'espèce de poisson | 163 |
| | Identification du stock de poisson | 165 |
| | Identification du stock de coquilles | 166 |
| 5.5.2 | Discussion | 168 |
| | Bilan et perspectives | 169 |
| 5.6 | Conclusion | 171 |

5.1 Introduction

Comme introduit au chapitre 1, c'est la forme externe des otolithes qui est principalement utilisée pour l'identification de l'espèce [Gaemers, 1988; L'abee-Lund, 1984] et/ou du stock du poisson [Begg et Brown, 2000; Cardinale et al., 2004; Ponton, 2006]. Nous nous intéressons dans ce chapitre à la reconnaissance de formes pour de telles applications.

L'approche de reconnaissance de formes décrite ici est basée-contour et établie sur un processus de comparaison entre les formes par mise en correspondance (ou recalage). Le recalage de contours a été largement utilisé pour la reconnaissance de formes basée-contour [Ayache et Faugeras, 1986; Diplaros et Milios, 2002; Gdalyahu et Weinshall, 1999]. Notre approche de recalage robuste de contours et de formes 2D sera ici exploitée pour la reconnaissance de formes.

Tout d'abord nous définissons en section 5.2 la nouvelle distance proposée pour la classification et la recherche de formes. La section 5.3 est consacrée aux méthodes de classification et de recherche qui seront utilisées avec la distance proposée dans les différents tests et applications. En section 5.4 notre approche basée recalage et géodésiques de formes est comparée à l'état de l'art des approches de reconnaissance de formes (classification et recherche). Dans la même section, nous montrons que les géodésiques peuvent également être utilisées par des techniques de classification de type SVM ou forêts aléatoires. La distance proposée est ensuite appliquée dans des problèmes de classification issus de la biologie marine (section 5.5); il s'agit de l'identification d'espèce et/ou du stock de poissons et de coquilles Saint-Jacques. Il est montré ici que la distance proposée surpasse les distances déjà utilisées et reconnues comme puissantes par les biologistes.

5.2 Métrique pour la classification et la recherche de formes

Dans ce chapitre, nous proposons d'exploiter l'approche des géodésiques pour la classification et la recherche de formes. Par là-même nous proposons de comparer les formes par la définition d'une métrique qui prend en compte la correspondance des points de caractéristiques similaires.

Distance mono-échelle Formellement, la distance entre deux formes F_1 et F_2 est définie par :

$$d(F_1, F_2) = E_D^{F_1 F_2}(\phi^*) \quad (5.1)$$

où

$$\phi^* = \underset{\phi \in T}{\operatorname{argmin}} E^{F_1 F_2}(\phi) \quad (5.2)$$

avec T l'espace des transformations admissibles (croissantes et régulières).

Outre l'invariance par transformations géométriques (translation, rotation, facteur d'échelle...), cette métrique permet de définir assez facilement des points repères, ils sont tout simplement considérés comme points où $\phi(s)$ est connue *a priori*. Cela peut être utile lorsqu'on traite des images où l'on peut définir des points de repère biologiques, comme les points indiqués particuliers de la structure de l'otolithe (figure 5.9). L'invariance à la translation, à la rotation et à l'échelle est demandée pour que l'analyse ne soit pas dépendante des conditions d'acquisition de l'image, telles que la position et l'orientation de la pièce calcifiée dans l'image et le facteur de zoom du dispositif d'imagerie. D'ailleurs, l'invariance à l'échelle permet aussi d'être indépendant de la taille individuelle de la forme qui varie avec l'âge et la croissance.

Une autre propriété tout aussi importante de la métrique proposée est qu'elle est symétrique, dans le sens où le recalage d'une forme F_1 par rapport à une autre forme F_2 est identique au recalage de F_2 par rapport à F_1 . En fait, dans les deux cas on cherche le trajet de coût de déformation minimal recalant les deux formes.

Distance multi-échelle Les psychophysiciens de la vision soulignent que la perception humaine est un processus de traitement et d'analyse de l'information à différentes résolutions [Ullman, 1996]. En vision par ordinateur une analyse multi-échelle peut donc être un élément clé pour la reconnaissance des formes. Des techniques hiérarchiques ont été proposées avec les méthodes purement globales ou locales [Fan et al., 2005; McNeill et Vijayakumar, 2006].

La notion d'échelle a été traitée sous différentes formes. La CSS-représentation utilise des résolutions qui proviennent d'un lissage itéré de la frontière. En analyse par ondelettes, l'échelle correspond à la fréquence de l'harmonique. Ici, la caractérisation hiérarchique sera considérée par la combinaison d'un ensemble de recalages des formes, effectués à différentes résolutions d'échantillonnage. L'*échelle* est considérée ici comme liée à la résolution de l'échantillonnage de la forme, telle que considérée dans [Attalla et Siy, 2005] par exemple.

La distance multi-échelle proposée pour la comparaison de formes est donc une combinaison de N distances mesurées à N échelles différentes. Cette distance entre les formes F_1 et F_2 est définie comme suit :

$$d(F_1, F_2) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N d_k(F_1, F_2) \quad (5.3)$$

d_k est la distance définie dans l'équation (5.1) entre les mêmes formes à la $k^{ième}$ échelle et N le nombre d'échelles considérées.

5.3 Méthodes de classification et de recherche

On suppose avoir un ensemble de formes classées, (F_l, C_l) , où F_l est la forme du $l^{ième}$ échantillon de la base et C_l la classe correspondante. Le procédé de reconnaissance doit être évalué sur des images non incluses dans la base d'apprentissage. Un test de validation croisée *un-sorti* (aussi appelée *leave-one-out*) est effectué sur la base des images disponibles. Les images sont extraites une à une de la base d'images afin d'être utilisées à tour de rôle comme image à classifier [Kunttu et al., 2006].

En premier lieu, nous allons utiliser le critère du plus proche voisin (section 3.4.1) comme classifieur. La classification d'une nouvelle forme F est issue du classifieur plus proche voisin en fonction de la distance d considérée.

Ensuite, nous testerons la distance proposée avec l'algorithme de classification par forêts aléatoires (section 3.4.3.3). Les caractéristiques qu'on utilise à l'éclatement des feuilles sont les distances géodésiques calculées entre les formes deux à deux. La base des caractéristiques est très grande et les algorithmes de classification par vote sont faits pour ce cas-ci.

Finalement, la distance proposée sera testée avec l'algorithme de classification SVM (section 3.4.2). Nous testons la classification en utilisant pour attributs d'apprentissage les distances géodésiques calculées entre les formes deux à deux.

La précision de recherche, elle, sera mesurée par ce qu'on appelle le test *Bull's eye* [Jeannin et Bober, 1999].

5.4 Évaluation sur la base de formes MPEG-7

Pour comparer l'approche proposée à l'état de l'art, des méthodes de reconnaissance de formes en vision par ordinateur, nous procédons à une évaluation des performances en classification et en recherche de formes à partir de la base d'images MPEG-7, partie B [Jeannin et Bober, 1999]. Cette base d'images est composée d'un grand nombre de formes de différents types : 70 classes de formes avec 20 exemples de chaque classe, pour un total de 1400 formes. Les classes comprennent des objets naturels et artificiels. La reconnaissance de formes sur cette base d'images n'est pas une affaire simple car certaines images de la base présentent des données aberrantes : certains échantillons

sont visuellement différents des autres membres de leur propre classe (Figure 5.1), et certaines formes sont très similaires à des exemples d'autres classes (Figure 5.2).

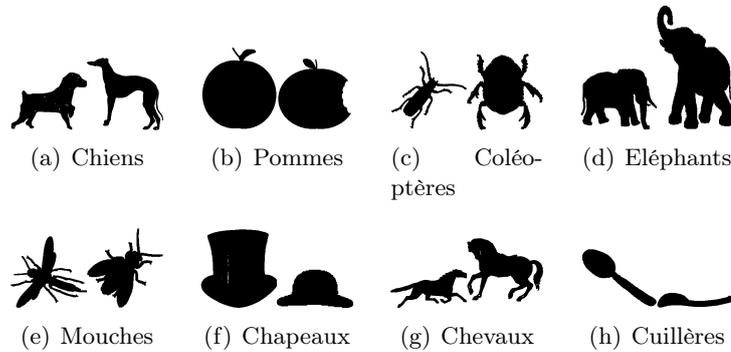


FIGURE 5.1 – Illustrations des difficultés de reconnaissance sur la base de test MPEG-7. Exemples de formes qui ne sont pas visuellement similaires aux autres échantillons de leur propre classe.

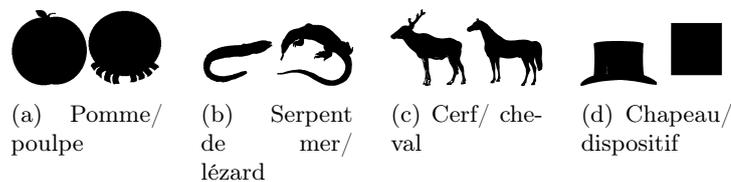


FIGURE 5.2 – Illustrations des difficultés de reconnaissance sur la base de test MPEG-7. Exemples de paires de formes issues de classes différentes mais qui sont très similaires.

Nous ne discutons pas ici la phase de détection des contours, qui paraît assez évidente à la vue des images à traiter. L'ensemble des contours de formes sont issus d'une extraction automatique en utilisant la boîte à outils de traitement d'images de Matlab¹.

En vue d'être invariant par transformation miroir, l'appariement optimal entre les deux formes résulte de l'équation (4.11) où sont considérées avec la première forme, et la seconde forme puis la seconde forme retournée.

La représentation de forme est faite par échantillonnage de points également distants le long du contour. Les échantillonnages de forme à différentes échelles avec 32, 48, 64 et 192 points sont considérés.

La précision de recherche est mesurée par ce qu'on appelle le test *Bull's eye* [Jeannin et Bober, 1999] : pour chaque image dans la base, les 40 formes les plus similaires sont récupérées. Au maximum, 20 des 40 formes récupérées sont des tirs corrects. La précision de recherche est mesurée par le rapport du nombre de tirs corrects de toutes les images au plus grand nombre de tirs qui est de 20×1400 .

1. <http://www.mathworks.com/products/image/>

5.4.1 Résultats et discussion

Les résultats de la classification de formes sur cette base d'images ont été effectués en variant $\alpha \in]0, 1]$. En figure 5.3, nous avons montré la variation du taux de réussite par la distance en mono-échelle et l'algorithme du plus proche voisin au regard de α . Pour $\alpha \in [0, 05; 0, 2]$, les résultats ne changent pas de façon significative ($\pm 0, 01\%$) par rapport au taux maximum obtenu. Il faut noter que la valeur de α intervient dans le processus de convergence du recalage de formes et non pas dans l'expression de la distance définie dans l'équation (5.3).

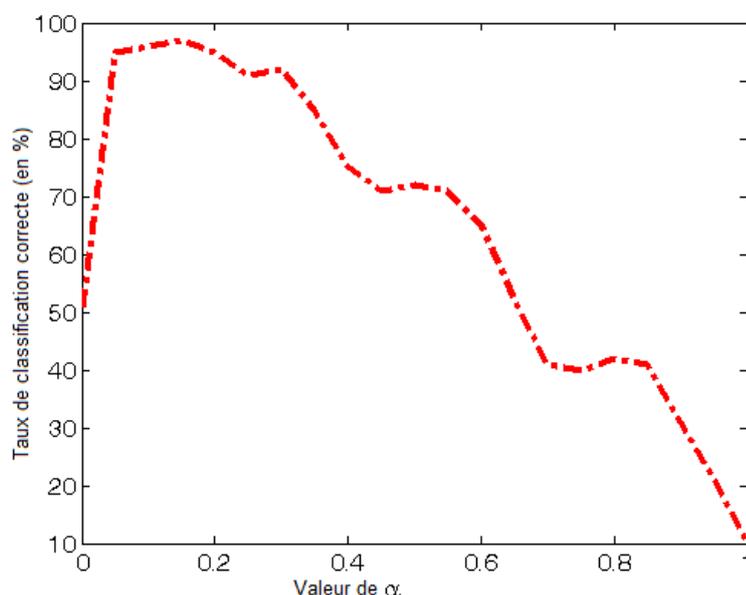


FIGURE 5.3 – Le taux de réussite de la classification par la distance en mono-échelle et l'algorithme *plus proche voisin* (en %) sur la base MPEG-7 au regard des valeurs de α (α est le coefficient qui contrôle la régularité de la solution).

L'approche proposée, basée sur les géodésiques dans l'espace des formes, a été comparée aux approches de l'état de l'art sur la partie *B* de la base d'images MPEG-7. Cette comparaison est donnée au tableau 5.1, où le taux de classification est celui obtenu par l'algorithme *plus proche voisin*. En effet, dans la littérature, les résultats donnés sur les méthodes citées dans ce tableau ont été issus de cet algorithme de classification. Par la suite nous allons également donner les résultats de la classification par forêts aléatoires et par *SVM*.

Tableau 5.1 – Comparaison de l’approche proposée aux approches de l’état d’art sur la base d’images MPEG-7. Le taux de classification (taux de réussite) est mesuré par l’algorithme plus proche voisin et le taux de recherche par le test *Bull’s eye*.

| Aspect | | Méthode | Taux de recherche | Taux de classification | |
|------------------------|-------------------|---|--|------------------------|---|
| Approches mono-échelle | Méthodes globales | <i>Squelette DAG</i> [Lin et Kung, 1997] | 60% | ND | |
| | | <i>Vecteurs propres multicouches</i> [Super, 2006] | 70, 33% | ND | |
| | | <i>Descripteurs de Fourier elliptiques</i> [Nixon et Aguado, 2007] | ND | 82% | |
| | | <i>Moments spatiaux de Zernike</i> [Kim et Kim, 2000] | 70, 22% | 90% | |
| | Méthodes locales | Basées recalage | <i>Contexte de forme</i> [Belongie et al., 2002] | 76, 51% | ND |
| | | | <i>Correspondance de parties de formes</i> [Latecki et Lakaemper, 2002] | 76, 45% | ND |
| | | | <i>Distance éditée de courbe</i> [Sebastian et al., 2003] | 78, 17% | ND |
| | | | <i>Contexte de forme avec distance interne</i> [Ling et Jacobs, 2007] | 85, 40% | ND |
| | | | <i>Racer</i> [Super, 2003] | 79, 09% | 96, 8% |
| | | | <i>Distance carrée normalisée</i> [Super, 2003] | 79, 36% | 96, 9% |
| | | | <i>Correspondances fixées</i> [Super, 2006] | 80, 78% | 97% |
| | | | <i>Correspondances fixées avec mesure de probabilité de chance</i> [Super, 2006] | 83, 04% | 97, 2% |
| | | | <i>Correspondances fixées avec calcul de poses et mesure de probabilité de chance</i> [Super, 2006] | 84% | 97, 4% |
| | | | Approche proposée (64 points) | 85, 7% | 95, 05% |
| | | | Approches multi-échelle | Méthodes globales | <i>Descripteurs de Fourier 2D multi-échelle</i> [Direkoglu et Nixon, 2008] |
| Méthodes locales | Autres critères | <i>Ondelettes</i> [Chuang et Kuo, 1996] | | 67, 76% | ND |
| | | <i>Courbure multi-échelle (CSS)</i> [Mokhtarian et al., 1996] | | 75, 44% | ND |
| | | <i>Courbure multi-échelle optimisée</i> [Mokhtarian et Bober, 2003] | | 81, 12% | ND |
| Méthodes locales | Basées recalage | <i>Description par arbre de forme</i> [Felzenszwalb et Schwartz, 2007] | | 87, 7% | ND |
| | | <i>Correspondance procustéenne hiérarchique</i> [McNeill et Vijayakumar, 2006] | | 86, 35% | 95, 71% |
| | | <i>Description par chaîne de symboles</i> [Daliri et Torre, 2008] | | 85, 92% | 98, 57% |
| | | Approche proposée | | 89, 05% | 98, 86% |

Nous allons maintenant discuter les performances des méthodes énumérées dans le tableau 5.1, au regard des similitudes et différences avec la méthode proposée. Pour plus de clarté, ces méthodes ont été catégorisées selon les critères : mono-échelle/multi-échelle, globale/locale et basée recalage/non-basée recalage. Une méthode est appelée ici globale dans le sens où les descripteurs de formes utilisés intègrent l'information sur tous les points de la forme, la comparaison de formes n'est donc pas spatialement locale.

L'approche multi-échelle proposée surpasse toutes les approches reportées avec un taux de bonne classification de 98,86% correspondant à un gain en termes de taux de réussite entre 0,3% et 17%. En ce qui concerne le test *Bull's eye*, un score de 89,05% est atteint. Ce pourcentage est supérieur de 1,35% au meilleur résultat publié jusqu'à présent. Dans les travaux antérieurs les scores les plus élevés sont ceux des méthodes fondées sur l'appariement entre les formes et/ou avec l'analyse hiérarchique (Description par arbre de forme, Correspondance procustéenne hiérarchique, Description par chaîne de symboles, Contexte de forme avec distance interne, Correspondances fixées avec calcul de poses et mesure de probabilité de chance); ce fait justifie les choix effectués pour développer l'approche proposée.

Mono-échelle versus multi-échelle La comparaison des performances entre les approches mono-échelle et celles multi-échelle montre clairement que l'analyse multi-échelle est plus pertinente. Les approches mono-échelle ont un taux moyen de bonne classification de 94,04% et un taux moyen de recherche de 77,62%, tandis que pour les approches hiérarchiques, ces moyennes sont respectivement de 97,16% et 81,91%. Les performances de la méthode géodésique sont améliorées de 3,81% en taux de classement correct et de 3,35% en score de recherche par le passage d'une analyse mono-échelle à une analyse multi-échelle. En effet, l'analyse multi-échelle est un élément clé pour la reconnaissance de formes car elle prend en considération les aspects de forme à différentes résolutions.

Locale versus globale D'un autre côté, dans une analyse mono-échelle ou multi-échelle, les méthodes comparant les formes localement sont plus efficaces que celles qui font une comparaison spatialement globale. Par exemple, le taux moyen de bonne classification pour les méthodes mono-échelle globales est de 86% alors qu'il est de 96,73% pour les méthodes mono-échelle locales. Les scores de recherche présentent la même évolution : 66,85% contre 80,85% pour les méthodes uni-échelles globales et locales respectivement. Le gain dû aux techniques locales provient de l'avantage qu'elles prennent en compte les différences locales entre les formes.

Reconnaissance basée recalage versus non-basée recalage Dans l'aspect local, nous faisons la distinction entre les méthodes basées sur le recalage de formes, et celles fondées sur d'autres critères (tableau 5.1). On peut voir que les méthodes basées sur le recalage de formes sont les plus efficaces : les approches multi-échelle basées sur le recalage de formes ont un taux moyen de classement correct de 97,71% et un score moyen de recherche de 87,26% comparativement à 95,5% et 74,77% pour les approches

fondées sur d'autres critères.

Supériorité de l'approche proposée La méthode basée-géodésiques, dans sa forme mono-échelle, surpasse toutes les autres méthodes mono-échelle pour la recherche de formes avec un score de 85,7%. Avec un taux de réussite de 95,05% en classification, elle surpasse toutes les méthodes mono-échelle, sauf celles où le recalage de formes est réalisé avec l'apprentissage statistique [Super, 2003, 2006].

En analyse mono-échelle comme en analyse multi-échelle, la supériorité de la méthode proposée par rapport aux autres méthodes fondées sur le recalage de formes est due à la pertinence de la mesure de similarité utilisée, fondée sur les géodésiques. En plus de l'invariance par transformations géométriques (translation, rotation et facteur d'échelle), cette mesure de similarité présente l'avantage d'être symétrique : la mesure de similarité entre la forme F_1 et la forme F_2 est exactement la même que celle entre F_2 et F_1 . Cette propriété importante, qui reste souvent non assurée par les méthodes basées recalage, est due au fait que le recalage est ici posé comme un problème de recherche de trajet de coût de déformation minimal. Les performances obtenues montrent bien que les géodésiques sont un outil puissant pour la classification et la recherche de formes.

L'esprit de notre stratégie multi-échelle est similaire à celui développé dans [Darliri et Torre, 2008]. La mesure de similarité multi-échelle est une moyenne des mesures le long des échelles considérées. Cela correspond ici à une combinaison des coûts d'alignement indépendamment mesurés aux différentes résolutions. *A contrario*, dans les travaux antérieurs [Felzenszwalb et Schwartz, 2007; Mcneill et Vijayakumar, 2006], l'analyse multi-échelle provenait d'une série de recalages successifs, où le recalage à une résolution donnée dépend des recalages aux résolutions inférieures.

Limite de l'approche Dans la figure 5.4 nous avons reporté des images de plusieurs objets de différentes classes. Ces formes sont très similaires, la courbure diffère dans un petit nombre de points de contours seulement. Expérimentalement, on remarque que l'utilisation du critère robuste conduit à considérer ces points de données comme des valeurs aberrantes. Par exemple, si nous nous concentrons sur les 20 plus proches voisins d'un échantillon de la classe *cuillère*, plus de 50% sont des éléments des classes : *montre*, *crayon*, *clé* et *bouteille*. Si par contre nous utilisons la mesure de similarité sans les poids robustes, 95% des 20 plus proches voisins sont de la même classe, *cuillère*. En utilisant des poids robustes, la précision de recherche moyenne est pénalisée en raison de la faible précision obtenue pour ces 6 classes, mais globalement elle reste plus grande que sans l'utilisation des poids robustes.

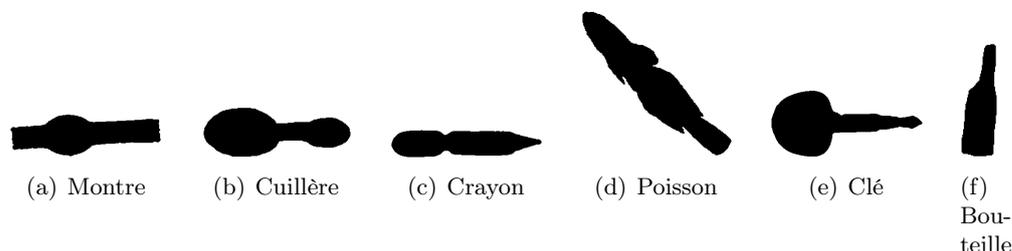


FIGURE 5.4 – Exemples de formes de classes différentes mais à courbures analogues.

5.4.2 Amélioration des performances en classification

Dans les tests de la classification par forêt aléatoire, le taux de réussite atteint 96,1% en analyse mono-échelle et 99,02% en analyse multi-échelle.

En figure 5.5(a) nous avons donné le taux d'erreur de classement en fonction des deux paramètres, N le nombre d'arbres, et $mtry$ le nombre de variables d'essai choisies par hasard à chaque nœud. En analyse mono-échelle (figure 5.5(a)), le taux d'erreur de classement minimal correspond à un nombre d'arbres $N = 500$ et à $mtry = 150$. Ce taux descend à 3,9%, ce qui correspond à un gain de 1% par rapport à la classification par l'algorithme du plus proche voisin. En analyse multi-échelle (figure 5.5(b)), le taux d'erreur de classement minimal descend à 0,98%, ce qui correspond à un gain de 0,16% par rapport à la classification par l'algorithme du plus proche voisin.

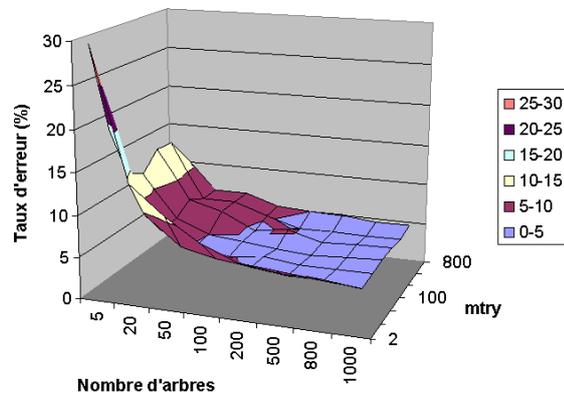
Dans les tests de classification par SVM nous avons utilisé pour attributs d'apprentissage les distances géodésiques calculées entre les formes deux à deux. Le taux de réussite est maximal avec un noyau polynomial d'ordre 1,5. Ce taux atteint 97,66% en analyse mono-échelle et 99,44% en analyse multi-échelle.

En figure 5.6, nous avons donné le taux d'erreur de classement en fonction du degré du polynôme. Le taux d'erreur de classement minimal correspond à un ordre égal à 0,5. Ce taux descend à 2,34%, ce qui correspond à un gain de 2,61% par rapport à la classification par l'algorithme du plus proche voisin et 1,56% par rapport à la classification par forêt aléatoire. En analyse multi-échelle, le taux d'erreur de classement avec $d = 0,5$ est égal à 0,56%, ce qui correspond à un gain de 0,58% par rapport à la classification par l'algorithme du plus proche voisin et 0,42% par rapport à la classification par forêt aléatoire.

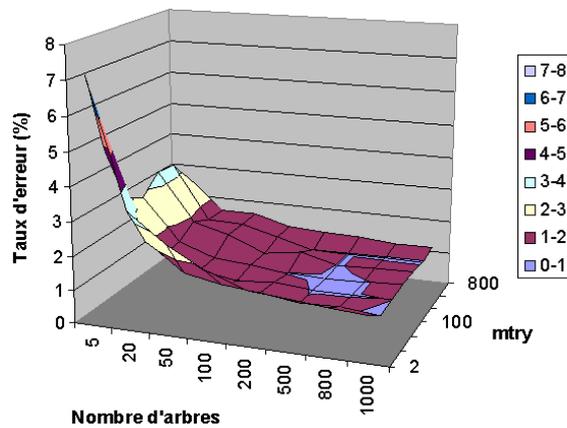
Nous avons récapitulé dans le tableau 5.2 les différents résultats obtenus, selon la distance et le type de classification utilisés.

Tableau 5.2 – Les différents taux de réussite obtenus selon la distance et le type de classification utilisés sur la base MPEG-7.

| | Plus proche voisin | Forêt aléatoire | SVM |
|------------------------|--------------------|-----------------|--------|
| Distance mono-échelle | 95,05% | 96,10% | 97,66% |
| Distance multi-échelle | 98,86% | 99,02% | 99,44% |



(a)



(b)

FIGURE 5.5 – La variation du taux d’erreur de classification par forêt aléatoire. (a) : En analyse mono-échelle. (b) : En analyse multi-échelle.

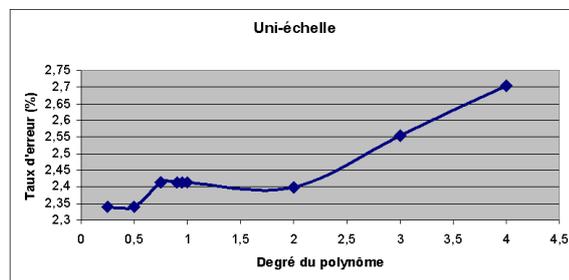


FIGURE 5.6 – La variation du taux d’erreur de classification en analyse mono-échelle par SVM à noyau polynôme en fonction du degré d du polynôme.

5.5 Applications aux pièces calcifiées

Les otolithes de poissons ont une forme externe distinctive qui est souvent caractéristique de l'espèce et du stock considérés. La forme externe de l'otolithe varie d'une espèce à une autre, mais reste quasi-invariable au sein d'une même espèce (figure 5.7). Cela peut être mis à profit pour une reconnaissance ou une identification des poissons [L'abee-Lund, 1984]. En effet, l'identification des espèces de poissons à partir des otolithes est un enjeu majeur dans de nombreuses études écologiques marines. Par exemple, les otolithes récupérés de l'estomac ou des déjections d'animaux pourraient être utilisés pour déterminer le spectre alimentaire [Gaemers, 1988; L'abee-Lund, 1984]. La forme de l'otolithe et ses variations intra-spécifiques servent aussi pour caractériser le stock ou l'environnement du poisson [Jonsdottir et al., 2006]. La discrimination du stock est une nécessité de base pour la gestion des pêcheries surtout pour l'étude de mélanges de stocks de poissons dans le cas de migrations communes².

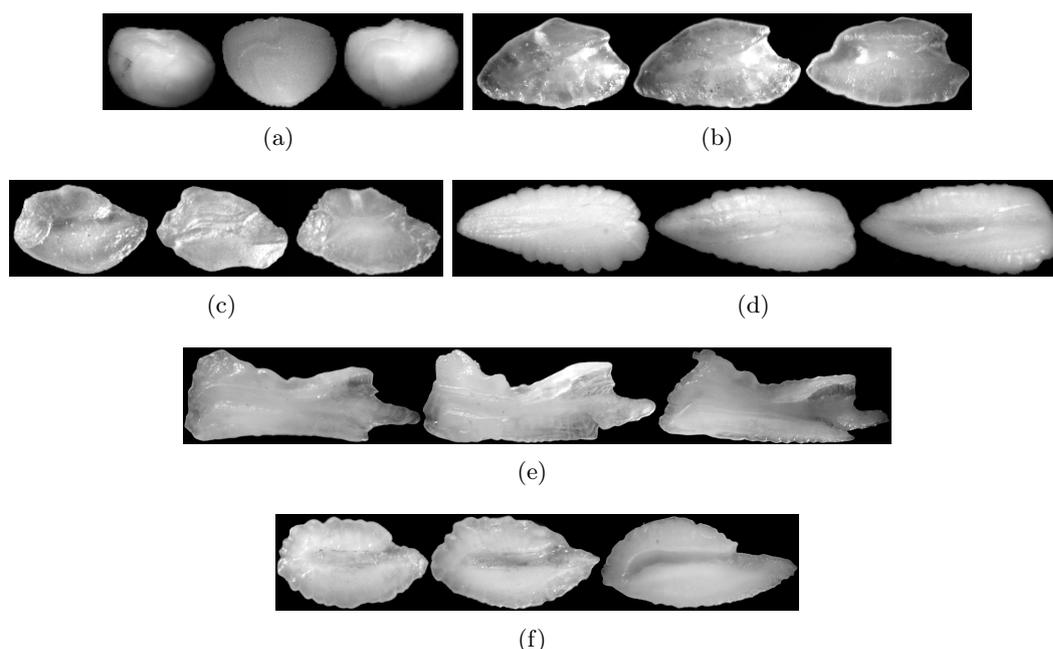


FIGURE 5.7 – Exemples d'images d'otolithes entières de différentes espèces de poissons. - (a) : *Ombrine bronze* (*Umbrina canariensis*), (b) : *Girelle Brune* (*Coris julis*), (c) : *Sparailon* (*Diplodus annularis*), (d) : *Capelan* (*Trisopterus minutus*), (e) : *Maquereau blanc* (*Scomber colias*), (f) : *Severeau* (*Trachurus mediterraneus*). La forme externe est spécifique de l'espèce considérée.

2. Voir section 1.3 dans le chapitre 1 pour de plus amples détails.

En ce qui concerne les études des formes des pièces calcifiées, les méthodes les plus utilisées sont basées sur les descripteurs de Fourier normalisés (complexes ou elliptiques) [Bird et al., 1986; Cardinale et al., 2004; Duarte-Neto et al., 2008; Torres et al., 2000]. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir d'un ensemble de points également espacés du contour, la distance entre formes est définie comme étant la distance euclidienne entre les descripteurs normalisés [Persoon et Fu, 1986]. Ces descripteurs sont normalisés et choisis afin d'assurer l'invariance aux transformations de similitude (translation, rotation et échelle).

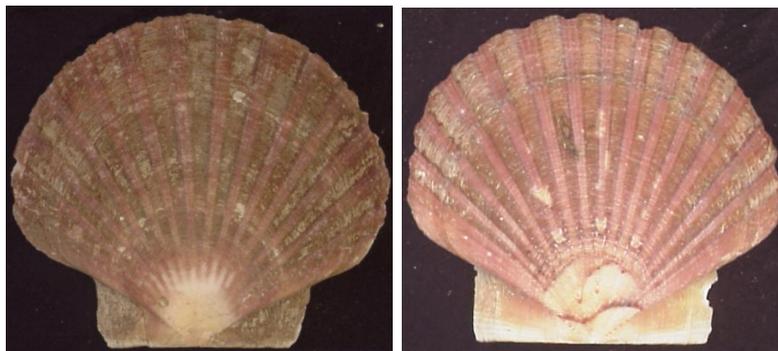
L'approche de classification proposée est appliquée à l'identification des espèces et des stocks à partir des pièces calcifiées. Nous allons ici comparer la métrique proposée (en mono-échelle) aux descripteurs de Fourier, complexes et elliptiques. Trois expériences ont été menées à partir de trois jeux de données différents :

- (E1) Identification de l'espèce du poisson à partir de la forme externe de l'otolithe : les 60 contours d'otolithes utilisés dans cette expérience sont issus de la base d'images d'otolithes AFORO³. Ici 6 classes d'espèces de poissons (*maquereau blanc* (*Scomber colias*), *girelle Brune* (*Coris julis*), *ombrine bronze* (*Umbrina canariensis*), *sparaillon* (*Diplodus annularis*), *severeau* (*Trachurus mediterraneus*) et *capelan* (*Trisopterus minutus*)) sont considérées.
- (E2) Identification du stock de poisson à partir de la forme externe de l'otolithe : cette expérience est effectuée sur un ensemble de 205 contours d'otolithes de *rouget barbet* (*Mullus surmuletus*) provenant de trois régions : golfe de Gascogne, golfe de Lion et la Manche.
- (E3) Identification du stock à partir de la forme externe de la coquille : dans cette expérience, 517 coquilles *Saint-Jacques* (*Pecten Maximus*) sont considérées, provenant de 12 stocks différents en Espagne, France, Norvège et Royaume-Uni (figure 5.8). Comme les otolithes de poissons, les coquilles présentent des différences de formes en fonction des conditions génétiques et/ou environnementales [Barats et al., 2008; Chauvaud et al., 1998; Laing, 2000, 2002; Lorrain et al., 2005].

3. AFORO website : <http://www.cmima.csic.es/aforo/>



(a)



(b)

(c)

FIGURE 5.8 – Carte des stocks des coquilles Saint-Jacques considérées dans l'expérience (*E3*) et exemple d'images de coquilles issues de deux stocks différents. (a) : Carte des stocks. (b) : Coquille des îles d'Aran (Royaume Uni). (c) : Coquille de Bessaker (Norvège). La forme externe est spécifique du stock considéré.

5.5.1 Résultats de classification

Les performances sont évaluées en termes de taux de classification correcte. Ces taux sont issus de la méthode *leaving one out* où chaque forme à son tour est exclue de l'ensemble d'apprentissage et utilisée comme une image requête.

Identification d'espèce de poisson Les résultats de l'expérience (*E1*) sont rapportés dans le tableau 5.3 comme nombre de succès de classification ramené au nombre d'échantillons de la classe. Ces résultats ont été obtenus par l'algorithme du plus proche voisin. On voit bien que la distance proposée surpasse celles des descripteurs de Fourier. En utilisant l'approche géodésique, nous sommes en mesure d'identifier les espèces de tous les otolithes de l'expérience, à l'exception de 2 échantillons d'otolithes de *severeau* (*Trachurus mediterraneus*) qui sont mal classés. Les matrices de confusion des résultats de classement sont données dans le tableau 5.4. Le nombre d'erreurs de classement est plus grand avec les descripteurs de Fourier : 18,33% avec les descripteurs de Fourier complexes et 15% avec les descripteurs de Fourier elliptiques, contre 3,33% avec la méthode des géodésiques de formes.

Tableau 5.3 – Identification d'espèce de poisson sur la base d'images de l'expérience (*E1*) - les résultats sont donnés en termes de nombre d'otolithes correctement identifiés par rapport au nombre d'échantillons de la classe. La méthode basée-géodésiques dans l'espace de formes surpasse nettement les méthodes de Fourier (DFC et DFE).

| Espèce | Avec les descripteurs de Fourier complexes | Avec les descripteurs de Fourier elliptiques | Avec la métrique proposée |
|---|--|--|---------------------------|
| <i>Sparaillon</i> (<i>Diplodus annularis</i>) | 6/10 | 8/10 | 10/10 |
| <i>Ombrine bronze</i> (<i>Umbrina canariensis</i>) | 9/10 | 8/10 | 10/10 |
| <i>Girelle Brune</i> (<i>Coris julis</i>) | 10/10 | 7/10 | 10/10 |
| <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) | 6/10 | 10/10 | 8/10 |
| <i>Capelan</i> (<i>Trisopterus minutus</i>) | 9/10 | 9/10 | 10/10 |
| <i>Maquereau blanc</i> (<i>Scomber colias</i>) | 9/10 | 9/10 | 10/10 |
| Moyenne | 8, 16/10 | 8, 5/10 | 9, 67/10 |

Tableau 5.4 – Identification d’espèce de poisson sur la base d’images de l’expérience (E1) - matrice de confusion pour les trois méthodes utilisées.

| | | Classe estimée | | | | | |
|-----------------|--|--|--|---|--|---|--|
| | | <i>Sparailon</i> (<i>Diplodus annularis</i>) | <i>Ombrine bronze</i> (<i>Umbrina canariensis</i>) | <i>Girelle Brune</i> (<i>Coris julis</i>) | <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) | <i>Capelan</i> (<i>Trisopterus minutus</i>) | <i>Maquereau blanc</i> (<i>Scomber colias</i>) |
| Classe correcte | | | | | | | |
| DFC | <i>Sparailon</i> (<i>Diplodus annularis</i>) | 6 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| | <i>Ombrine bronze</i> (<i>Umbrina canariensis</i>) | 1 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Girelle Brune</i> (<i>Coris julis</i>) | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) | 3 | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 |
| | <i>Capelan</i> (<i>Trisopterus minutus</i>) | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 | 0 |
| | <i>Maquereau blanc</i> (<i>Scomber colias</i>) | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 9 |
| DFE | <i>Sparailon</i> (<i>Diplodus annularis</i>) | 8 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Ombrine bronze</i> (<i>Umbrina canariensis</i>) | 0 | 8 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | <i>Girelle Brune</i> (<i>Coris julis</i>) | 0 | 1 | 7 | 0 | 2 | 0 |
| | <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 |
| | <i>Capelan</i> (<i>Trisopterus minutus</i>) | 0 | 0 | 1 | 0 | 9 | 0 |
| | <i>Maquereau blanc</i> (<i>Scomber colias</i>) | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 |
| Géodésiques | <i>Sparailon</i> (<i>Diplodus annularis</i>) | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Ombrine bronze</i> (<i>Umbrina canariensis</i>) | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Girelle Brune</i> (<i>Coris julis</i>) | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| | <i>Severeau</i> (<i>Trachurus mediterraneus</i>) | 2 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 |
| | <i>Capelan</i> (<i>Trisopterus minutus</i>) | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| | <i>Maquereau blanc</i> (<i>Scomber colias</i>) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 |

Identification du stock de poisson Les résultats de l'expérience (*E2*) sont présentés dans le tableau 5.5. La méthode basée sur les géodésiques de formes réalise de meilleurs résultats de classification que les approches de Fourier.

Par l'algorithme SVM, en moyenne 58,98% des otolithes sont correctement classés à l'aide des descripteurs de Fourier complexes, 65,06% en utilisant les descripteurs de Fourier elliptiques, tandis que ce taux augmente à 78,05% lorsque les géodésiques de forme sont utilisées. Ces taux sont respectivement de 54,86%, 60,94% et 73,3% par l'algorithme de la forêt aléatoire et 52,89%, 56,19% et 68,55% par l'algorithme du plus proche voisin.

A noter ici que les résultats obtenus avec les descripteurs de Fourier elliptiques sont ceux de la classification basée sur les amplitudes des harmoniques plutôt que sur les coefficients d'harmoniques; en effet le premier critère surpasse le second sur cette base d'images.

Tableau 5.5 – Identification du stock de poissons (rouget barbet) sur la base d'images de l'expérience (*E2*) - les résultats sont donnés en termes de taux de bonne classification. Pour chacune des trois méthodes, les algorithmes plus proche voisin, forêt aléatoire et SVM ont été évalués. La méthode des géodésiques surpasse nettement les méthodes de Fourier (DFC et DFE).

| Stock | Avec les descripteurs de Fourier complexes | Avec les descripteurs de Fourier elliptiques | Avec la métrique proposée |
|---|--|--|-------------------------------------|
| Algorithme du plus proche voisin | | | |
| <i>Golfe de Gascogne</i> | 33,33 | 33,33 | 58,33 |
| <i>Golfe de Lion</i> | 39,62 | 50,94 | 56,60 |
| <i>Manche</i> | 85,71 | 84,29 | 90,71 |
| Moyenne$\pm\sigma$ | 52,89 \pm 28,60 | 56,19 \pm 25,88 | 68,55 \pm 19,21 |
| Forêt aléatoire ($N = 500$ et $mtry = 150$) | | | |
| <i>Golfe de Gascogne</i> | 33,33 | 41,66 | 66,66 |
| <i>Golfe de Lion</i> | 43,39 | 54,71 | 60,37 |
| <i>Manche</i> | 87,85 | 86,43 | 92,85 |
| Moyenne$\pm\sigma$ | 54,86 \pm 29,01 | 60,94 \pm 23,02 | 73,30 \pm 17,23 |
| SVM (noyau polynômial de degré $d = 0, 5$) | | | |
| <i>Golfe de Gascogne</i> | 41,66 | 50,00 | 75,00 |
| <i>Golfe de Lion</i> | 45,28 | 56,60 | 64,15 |
| <i>Manche</i> | 90,00 | 88,58 | 95,00 |
| Moyenne$\pm\sigma$ | 58,98 \pm 26,92 | 65,06 \pm 20,63 | 78,05 \pm 15,65 |

Identification du stock de coquilles Dans l'expérience de l'identification des stocks des coquilles ($E3$), les résultats de classification donnés au tableau 5.6 ont été obtenus avec l'algorithme du plus proche voisin. Là aussi la méthode basée sur les géodésiques surpasse les approches de Fourier dans presque tous les stocks. En utilisant les géodésiques le taux d'identification correct est de 53,16%, tandis qu'il est de 47,24% avec les descripteurs de Fourier complexes et 31,83% avec les descripteurs de Fourier elliptiques. La matrice de confusion relative à l'approche géodésique est donnée dans le tableau 5.7.

Tableau 5.6 – Identification du stock de coquilles Saint-Jacques sur la base d'images de l'expérience ($E3$) - les résultats sont donnés en termes de taux (en %) des coquilles correctement identifiées. L'algorithme utilisé est celui du plus proche voisin. Là encore la méthode basée géodésiques surpasse nettement les méthodes de Fourier.

| Stocks | Nombre des coquilles | Avec les descripteurs de Fourier complexes | Avec les descripteurs de Fourier elliptiques | Avec la métrique proposée |
|--------------------------------------|----------------------|--|--|-------------------------------------|
| <i>Aran islands</i> | 46 | 60,87 | 32,61 | 76,09 |
| <i>Austevoll</i> | 31 | 29,03 | 16,13 | 22,58 |
| <i>Bergen</i> | 37 | 24,32 | 29,73 | 32,43 |
| <i>Bessaker</i> | 42 | 73,81 | 11,90 | 80,95 |
| <i>Brest</i> | 35 | 31,43 | 20,00 | 17,14 |
| <i>Bronnoysund</i> | 65 | 61,54 | 33,85 | 70,77 |
| <i>Cambell</i> | 35 | 17,14 | 34,29 | 37,14 |
| <i>Hollyhead</i> | 45 | 51,11 | 40,00 | 11,11 |
| <i>Scarborough</i> | 43 | 39,53 | 37,21 | 60,47 |
| <i>Seine</i> | 29 | 44,83 | 27,59 | 79,31 |
| <i>Traena</i> | 67 | 88,06 | 46,27 | 88,06 |
| <i>Vigo</i> | 42 | 45,24 | 52,38 | 61,9 |
| Moyenne$\pm\sigma$ | | 47,24 \pm 21,02 | 31,83 \pm 11,85 | 53,16 \pm 27,51 |

Tableau 5.7 – Identification du stock de coquilles Saint-Jacques sur la base d'images de l'expérience (E3) - matrice de confusion pour la méthode géodésique.

| | CE | | | | | | | | | | | | | Vigo |
|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--|------|
| CC | Aran | Austevoll | Bergen | Bessaker | Brest | Bronnoysund | Cambell | Hollyhead | Scarborough | Seine | Traena | Vigo | | |
| Aran | 76,09 | 0,00 | 0,00 | 4,35 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 2,17 | 0,00 | 4,35 | 13,04 | 0,00 | | |
| Austevoll | 22,58 | 22,58 | 3,23 | 12,90 | 3,23 | 3,23 | 3,23 | 6,45 | 3,23 | 3,23 | 9,68 | 6,45 | | |
| Bergen | 8,11 | 0,00 | 32,43 | 13,51 | 0,00 | 18,92 | 10,81 | 5,41 | 0,00 | 5,41 | 2,70 | 2,70 | | |
| Bessaker | 0,00 | 0,00 | 2,38 | 80,95 | 7,14 | 2,38 | 4,76 | 0,00 | 0,00 | 2,38 | 0,00 | 0,00 | | |
| Brest | 2,86 | 0,00 | 0,00 | 77,14 | 17,14 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 2,86 | | |
| Bronnoysund | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 7,69 | 0,00 | 70,77 | 4,62 | 6,15 | 3,08 | 1,54 | 1,54 | 4,62 | | |
| Cambell | 0,00 | 0,00 | 2,86 | 31,43 | 0,00 | 17,14 | 37,14 | 2,86 | 5,71 | 2,86 | 0,00 | 0,00 | | |
| Hollyhead | 4,44 | 0,00 | 2,22 | 4,44 | 0,00 | 77,78 | 0,00 | 11,11 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | | |
| Scarborough | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 11,63 | 2,33 | 16,28 | 4,65 | 2,33 | 60,47 | 2,33 | 0,00 | 0,00 | | |
| Seine | 3,45 | 0,00 | 6,90 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 3,45 | 0,00 | 0,00 | 79,31 | 3,45 | 3,45 | | |
| Traena | 5,97 | 0,00 | 0,00 | 2,99 | 0,00 | 2,99 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 88,06 | 0,00 | | |
| Vigo | 0,00 | 2,38 | 0,00 | 9,52 | 0,00 | 16,67 | 0,00 | 0,00 | 4,76 | 0,00 | 4,76 | 61,90 | | |

5.5.2 Discussion

L'approche proposée fondée sur les géodésiques de formes a été comparée aux approches de Fourier pour la classification de formes. Une évaluation des performances a été effectuée au travers des trois bases d'images de pièces calcifiées. L'approche proposée surpasse nettement les approches de Fourier avec un gain en termes de taux de classification correcte entre 6% et 21% sur les trois bases traitées. A noter que l'utilisation de la distance multi-échelle n'a pas permis ici d'améliorer davantage les résultats obtenus. Les techniques étudiées sont invariantes par transformations géométriques (translation, rotation et changement d'échelle). Mais alors que l'analyse de Fourier repose sur une caractérisation globale des formes, l'approche proposée exploite les caractéristiques locales des formes. En particulier, les points de forte courbure jouent un rôle clé en classification. Cet aspect local peut aussi rendre plus simple l'utilisation de points de repère qui peuvent être détectés automatiquement ou fixés par des experts, pour améliorer la caractérisation des formes [Johnson et Christensen, 2002].

Par ailleurs, lorsque nous observons les résultats de correspondance entre les formes des contours d'otolithes, nous trouvons que les repères définis dans [Ponton, 2006], pour l'analyse par "morphométrie géométrique" (MG), sont automatiquement appariés dans l'approche géodésique. Dans la figure 5.9, nous avons donné deux exemples d'illustration à partir de deux espèces de poissons. Les repères de la MG ont été : les points du *rostrum* et *antirostrum*, la limite supérieure du *sulcus* et l'extrémité postérieure de la *sagitta*, leurs positions sont indiquées par des cercles pleins.

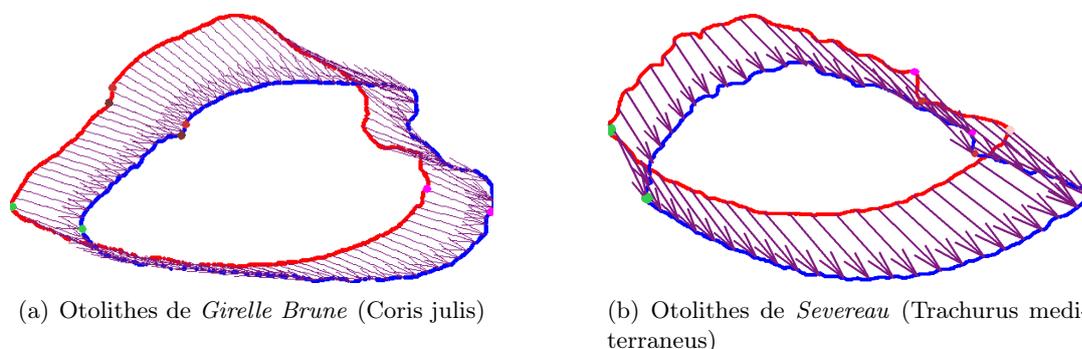


FIGURE 5.9 – Illustration de la mise en correspondance automatique des points clés dans l'approche géodésique. L'appariement des formes en utilisant l'approche géodésique fait correspondre de lui-même les points habituellement utilisés en comparaison de formes en "morphométrie géométrique"(MG)[Ponton, 2006]. Les cercles pleins indiquent les positions des repères utilisés en MG.

Un net avantage des descripteurs elliptiques de Fourier sur les deux autres méthodes a été noté dans le taux de classement des échantillons *Trachurus mediterraneus*. En effet, les formes de certains échantillons des deux espèces *Severeau* (*Trachurus mediterraneus*) et *Sparaillon* (*Diplodus annularis*) (figure 5.10) sont très proches, conduisant à des erreurs de classification en utilisant l'approche géodésique et par les descripteurs

de Fourier complexes. La principale différence dans la forme des otolithes de ces deux espèces réside dans le fait que le contour des otolithes de *Severeau* (*Trachurus mediterraneus*) est composé d'une série d'arcs d'ellipse, répétée à la même fréquence, alors que le contour de l'autre espèce ne présente pas cette structure. Or les descripteurs elliptiques de Fourier décrivent les formes par des ellipses de différentes fréquences ; ils sont donc l'outil le plus puissant pour décrire ce type de formes. Ce cas laisse penser à une perspective où l'on combine l'analyse spectrale avec l'approche géométrique, qui est une analyse spatiale des formes.

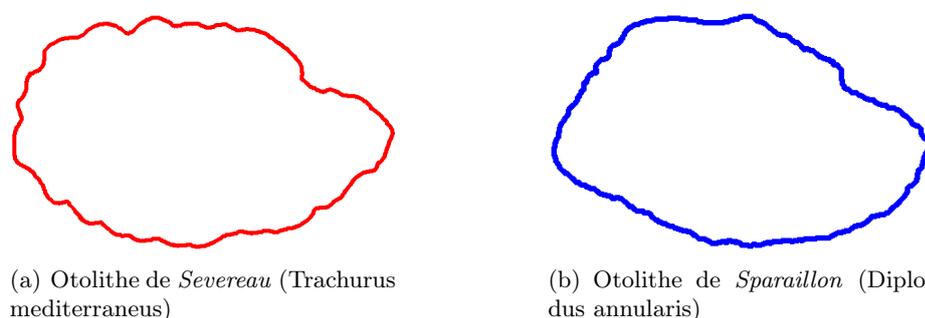


FIGURE 5.10 – Illustration de la difficulté de discrimination entre les deux classes *Severeau* (*Trachurus mediterraneus*) et *Sparailon* (*Diplodus annularis*). Les formes des otolithes sont très proches et la principale différence réside dans la série d'arcs d'ellipses qui composent le contour des otolithes de *Severeau* (*Trachurus mediterraneus*). Cette caractéristique est très bien décrite par les descripteurs elliptiques de Fourier.

Bilan et perspectives Les résultats reportés dans les tableaux 5.3 à 5.7 confirment la pertinence de la forme externe des otolithes et des coquilles pour l'identification des espèces et/ou la discrimination des stocks.

De toutes les façons un pourcentage de 100% absolu n'est pas tout le temps atteignable car différents facteurs peuvent intervenir dans la forme externe, y compris la génétique, la migration entre stocks, la température de l'eau, l'abondance de la nourriture, la profondeur de l'eau...

D'un autre côté, les résultats de classification du tableau 5.7 montrent que la forme externe des coquilles demeure très spécifique pour la majorité des stocks, en particulier pour ceux de l'extrême sud (Seine, Vigo) et de l'extrême nord (Traena, Bronnoyssund, Bessaker).

Comme perspectives d'amélioration des résultats, on peut penser à intégrer dans le processus de reconnaissance d'autres caractéristiques reconnues ayant une influence sur l'identification des espèces et/ou la discrimination des stocks (poids de la pièce, croissance...). En fait, un des points forts de la géométrie de formes est qu'elle peut être combinée avec d'autres caractéristiques indépendantes dans une analyse multi-variable. Par exemple, dans l'expérience (*E2*) la connaissance et l'intégration des lois de croissance des otolithes de *rouget barbet* (*Mullus surmuletus*) améliorent les performances

de classification (tableau 5.8). En effet, si seule l'information de croissance est utilisée pour identifier les stocks, les résultats de classification sont moins bons que si nous utilisons la métrique géodésique seule (50,74% contre 68,55% de classification correcte). La métrique définie sur l'information de la loi de croissance, $d_{croissance}$, est considérée ici comme étant quadratique moyenne entre les deux profils de croissance. La classification intégrant les deux informations (forme et croissance) est effectuée en pondérant les deux métriques : $d = \sqrt{w_1 \cdot d_{Geodesique}^2 + w_2 \cdot d_{croissance}^2}$. Les poids optimaux (w_1 et w_2) ont été déterminés par validation croisée. Le taux moyen de classification correcte est alors amélioré de 12% pour atteindre 80,15%.

Tableau 5.8 – Illustration de l'analyse multi-variable avec l'exemple de l'expérience (E2). L'identification du stock est basée sur les deux informations forme et croissance à la fois. Taux de réussite (en %) par l'algorithme du plus proche voisin.

| Stock | Avec la différence de croissance | Avec la métrique proposée couplée avec la croissance |
|--------------------------------------|---|---|
| <i>Golfe de Gascogne</i> | 66,67 | 66,67 |
| <i>Golfe de Lion</i> | 43,40 | 77,36 |
| <i>Manche</i> | 42,14 | 96,43 |
| Moyenne$\pm\sigma$ | 50,74 \pm 13,81 | 80,15 \pm 15,07 |

5.6 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre d'utiliser les géodésiques de formes dans la définition d'une nouvelle métrique pour la reconnaissance de formes. Nous avons montré l'efficacité de cette métrique par des tests de reconnaissance complexes et variés. Nous avons aussi montré que les distances issues de la géodésie de formes peuvent être des attributs pertinents pour l'apprentissage statistique de type SVM ou forêts aléatoires par exemple.

Tout d'abord, l'approche a été validée sur la base d'images MPEG-7 qui est largement utilisée dans la littérature par les méthodes de reconnaissance de formes. Cette comparaison a montré l'efficacité des géodésiques pour la classification et la recherche de formes.

Ensuite, l'approche a été appliquée à des données issues de la biologie marine (images d'otolithes et de coquilles). Ces données sont connues pour être complexes et présentent des variabilités inter-individuelles assez importantes. Nous nous sommes intéressés aux problèmes liés à l'identification des espèces et à la discrimination des stocks. L'approche proposée a donné des résultats qui surpassent nettement ceux des approches couramment utilisées par les biologistes. Les taux de réussite réalisés sur les otolithes sont de 96,7% en identification des espèces et 80,15% en discrimination des stocks. Pour les coquilles, le taux de réussite obtenu en discrimination des stocks est de 53,16%. L'amélioration des résultats dans certains cas passera par l'intégration de caractéristiques supplémentaires dans une analyse multi-variable.

Au cours du chapitre, nous avons également analysé les bénéfices et les limites de la méthode proposée. L'utilisation de l'approche géodésique améliore la classification comme le montrent tous les tableaux de comparaison. Ce gain non négligeable apporté par l'approche proposée est en grande partie dû à sa capacité à recalibrer les différences locales de formes ; ces différences sont considérées comme du bruit dans les approches globales, ce qui mène à une baisse des performances de la classification.

Lors des expérimentations certaines formes rencontrées, pourtant de classes différentes, ont été très similaires. Leur courbure diffère sur un petit nombre de points de contour seulement. Expérimentalement, nous avons remarqué que l'utilisation du critère robuste avait conduit à considérer ces points de données comme des valeurs aberrantes. Une perspective serait de mieux adapter le critère robuste à ce type de données. La deuxième limite reportée dans ce chapitre concerne la prise en compte d'oscillations en forme d'arcs d'ellipses, elle ouvre la perspective de combiner l'analyse spectrale avec l'approche proposée, qui est une analyse spatiale des formes.

Chapitre 6

Recalage d'images de séquences de formes

Sommaire

| | | |
|------------|--|------------|
| 6.1 | Introduction | 174 |
| 6.2 | Recalage de séquences de formes | 175 |
| 6.2.1 | Représentation par lignes de niveaux | 176 |
| 6.2.2 | Méthode proposée | 177 |
| 6.2.3 | Formulation variationnelle robuste | 177 |
| 6.3 | Résolution numérique | 178 |
| 6.4 | Interpolation spatiale | 179 |
| 6.5 | Evaluation expérimentale | 180 |
| 6.5.1 | Tests sur des images synthétiques | 180 |
| 6.5.2 | Recalage des images d'otolithes | 182 |
| 6.5.2.1 | Intérêt | 182 |
| 6.5.2.2 | Tests et résultats | 183 |
| 6.5.2.3 | Aide à l'interprétation | 185 |
| 6.5.2.4 | Estimation de l'âge du poisson | 185 |
| 6.5.3 | Autres applications | 188 |
| 6.5.3.1 | Recalage d'images de la vidéokératographie | 188 |
| 6.5.3.2 | Recalage d'images de troncs d'arbres | 189 |
| 6.6 | Conclusion | 193 |

6.1 Introduction

Ce chapitre traite du recalage d'images qui contiennent des séquences de formes. En fait, un certain nombre de structures biologiques comme les troncs d'arbres, les otolithes de poissons, les coraux et les coquillages se développent selon un processus d'accrétion. En d'autres termes, elles peuvent être considérées comme une succession de couches concentriques par rapport à un noyau initial. Le recalage de ce type d'images est donc d'une grande importance pour de nombreuses études biologiques et écologiques.

Dans les sciences médicales aussi, on trouve des images impliquant des séquences de formes. Par exemple, la topographie cornéenne, qui est un processus de cartographie de la courbure de la surface de la cornée [Richard, 2005], requiert l'analyse d'images qui contiennent des motifs concentriques.

Dans ce chapitre, une méthode robuste pour faire correspondre des images de séquences de formes est développée. Les formes successives sont tout d'abord représentées par une fonction potentielle [Fablet et al., 2008], et l'algorithme de recalage est ensuite effectué sur cette représentation par lignes de niveaux. Cet algorithme de recalage est basé sur l'approche géodésique proposée (au chapitre 4) pour le recalage de contours de formes $2D$. Son efficacité sera démontrée par test sur des images de synthèse et des images réelles très peu contrastées, où le recalage basé sur l'intensité de niveau de gris ne réussit pas à aligner correctement les structures.

Ce chapitre est structuré de la manière suivante. Nous décrivons dans un premier temps les étapes de la méthode proposée, qui comportent la représentation des images à l'aide de fonctions potentielles suivie du recalage des fonctions potentielles par une approche variationnelle (section 6.2). Ensuite, nous présentons l'implémentation numérique de l'algorithme proposé (section 6.3) et les différentes applications considérées (section 6.5). En particulier, nous allons aborder le recalage d'images d'otolithes de poissons, celui d'images de troncs d'arbres et celui d'images issues de la topographie cornéenne.

6.2 Recalage de séquences de formes

Le but principal est ici de recaler deux images impliquant des séquences de formes. Cela revient à trouver la transformation géométrique qui fait correspondre au mieux les pixels de ces deux images. Comme ces images sont souvent issues de la biologie, elles sont en général très peu contrastées et le recalage basé sur l'intensité des niveaux de gris n'est pas approprié à ce type d'images. En figure 6.2, nous avons reporté les résultats du recalage iconique, en utilisant un algorithme robuste de recalage dense [Kim et Fessler, 2004] basé sur le niveau de gris et le gradient du niveau de gris. Les informations iconiques ne sont donc pas suffisantes pour faire le recalage de ces images.

Toutefois, ces images sont fortement structurées géométriquement : la séquence de formes est bien organisée. Au lieu de recaler directement les deux images d'origine, nous proposons de faire recaler leurs deux séquences respectives (figure 6.1), séquences estimées grâce à une représentation par lignes de niveaux.

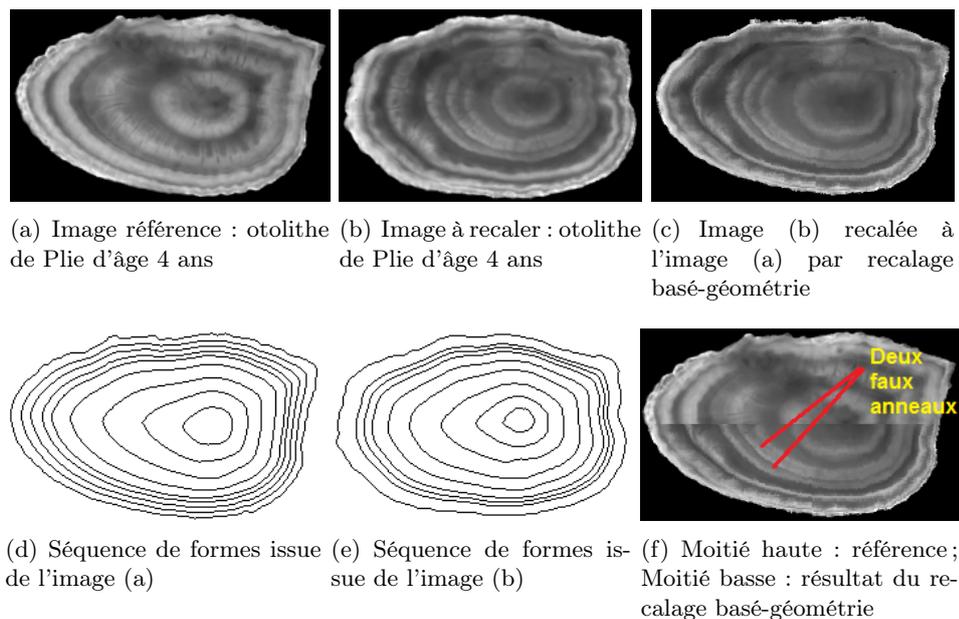
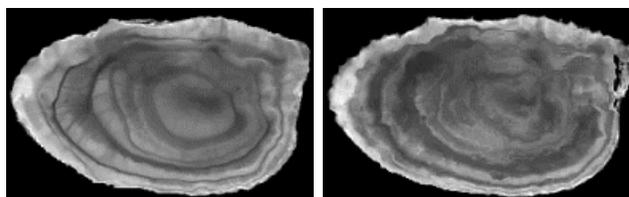


FIGURE 6.1 – Recalage de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes. Le recalage basé-géométrie a réussi à bien aligner les deux images, tandis que le recalage basé-intensité n'est pas capable de le faire (figure 6.2).



(a) Résultat du recalage basé sur l'intensité (b) Résultat du recalage basé sur le gradient d'intensité

FIGURE 6.2 – Résultats du recalage iconique des deux images d'otolithes 6.1(a) et 6.1(b). Comme les images sont faiblement contrastées, le recalage basé sur l'intensité n'a pas réussi à aligner les structures d'anneaux.

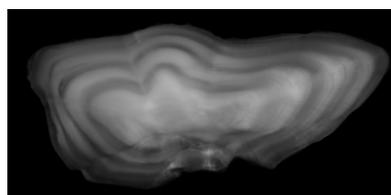
6.2.1 Représentation par lignes de niveaux

Dans [Fablet et al., 2008], on a développé une technique¹ pour estimer une fonction potentielle qui représente la séquence de formes d'une image donnée (figure 6.3).

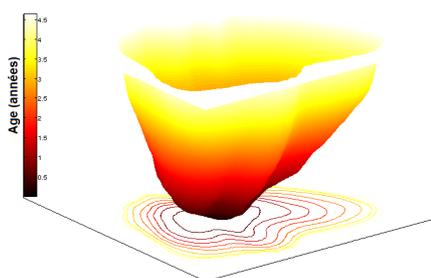
Les formes de la séquence sont données par des lignes de niveaux d'une fonction potentielle U continue de \mathbb{R}^2 , telle que la forme à un temps t est donnée par la ligne de niveau :

$$\Gamma_\lambda(U) = \{p \in \mathbb{R}^2 / U(p) = \lambda(t)\} \quad (6.1)$$

où λ est la valeur du niveau ; λ est une fonction continue et strictement monotone.



(a) Image d'une coupe transversale d'un otolithe de Lieu présentant une séquence de formes



(b) Représentation de l'image (a) par une fonction potentielle

FIGURE 6.3 – Représentation d'une image impliquant une séquence de formes par une fonction potentielle.

1. décrite en section 1.4.4 du chapitre 1

6.2.2 Méthode proposée

L'approche que nous proposons pour le recalage d'images de séquences de formes peut être résumée par les étapes suivantes :

1. Pour recaler deux images (figures 6.1(a) et 6.1(b)), nous représentons leurs séquences de formes par des lignes de niveaux calibrés (6.1(d) et 6.1(e) respectivement). Comme les deux représentations sont calibrées, deux lignes de niveaux sur les deux séquences qui se correspondent seront indiquées par la même valeur de λ . Il reste à faire correspondre les points des deux niveaux correspondants en optimisant un critère de similarité. Soit $s \in [0, 1]$ l'abscisse curviligne normalisée sur la courbe (à un niveau λ) Γ_λ . Cette courbe est paramétrée par l'angle $\theta(\lambda, s)$ entre la tangente à la courbe et l'axe horizontal. Nous appelons $\phi(\lambda, s)$ la fonction de correspondance au point d'abscisse s du niveau λ .
2. Nous recalons les différentes lignes de niveaux (figure 6.4) en optimisant un critère de similarité entre les deux niveaux à faire correspondre, tout en imposant une régularité à ϕ par rapport à s et par rapport à λ en même temps. Pour ce faire, nous allons nous appuyer sur l'approche proposée au chapitre 4 pour le recalage de contours $2D$.
3. Après avoir recalé tous les niveaux échantillonnés, les points des images n'appartenant à aucun de ces niveaux sont recalés par interpolation spatiale pour obtenir l'image recalée (figure 6.1(c)).

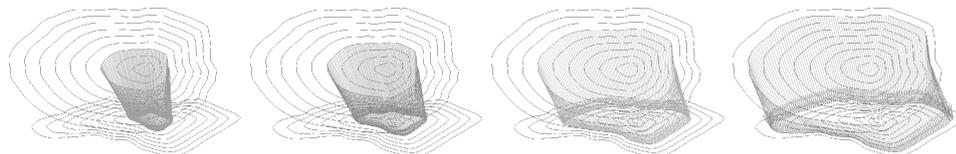


FIGURE 6.4 – Recalage de séquences de formes. Comme les deux séquences de formes sont calibrées, le recalage recherché est effectué sur les points des niveaux correspondants deux à deux.

6.2.3 Formulation variationnelle robuste

Etant donné deux fonctions potentielles U et \tilde{U} relatives à deux images, notre but est de déterminer une fonction de transformation $\Phi(\Gamma_\lambda) = \phi(\lambda, s)$ telle que $\Gamma_\lambda(U) = \Phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))$ pour tous les niveaux λ . Formellement, ce problème est posé en termes de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie $E^{U\tilde{U}}(\phi)$ (donnée en équation (6.2)), impliquant un terme d'attache aux données, $E_D^{U\tilde{U}}$, qui évalue la similarité entre $\Gamma_\lambda(U)$ et $\Phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))$ et deux termes de régularisation, (6.3) et (6.4), relatives à l'abscisse curviligne s et au niveau λ , respectivement.

$$E^{U\tilde{U}}(\phi) = E_D^{U\tilde{U}}(\phi) + \alpha E_{Rs}(\phi) + \beta E_{R\lambda}(\phi) \quad (6.2)$$

$$E_{Rs}(\phi) = \int_{\lambda} \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda \quad (6.3)$$

$$E_{R\lambda}(\phi) = \int_s \int_{\lambda} |\phi_{\lambda}(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (6.4)$$

où $\phi_s = \frac{\partial \phi}{\partial s}$ et $\phi_{\lambda} = \frac{\partial \phi}{\partial \lambda}$. α et β sont des variables qui contrôlent la régularité.

En utilisant la métrique proposée pour les courbes $2D$ (donnée en équation (4.11)) et en intégrant sur tous les niveaux λ , ce problème de recalage revient à minimiser :

$$E^{U\tilde{U}}(\phi) = \int_{\lambda} \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(\lambda, s)} \left| \cos \frac{\omega(r(\lambda, s))r(\lambda, s)}{2} \right| ds d\lambda + \alpha \int_{\lambda} \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda + \beta \int_s \int_{\lambda} |\phi_{\lambda}(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (6.5)$$

6.3 Résolution numérique

Pour l'implémentation numérique, on discrétise $E^{U\tilde{U}}(\phi)$ en fonction des niveaux et abscisses curvilignes échantillonnés, $\lambda_{i,i=1:m}$ et $s_{j,j=1:n}$. Pour trouver la fonction de correspondance ϕ optimale, nous utilisons les deux méthodes de minimisation : par programmation dynamique et par schéma itératif incrémental (voir sections 4.2.2 et 4.3.2).

Dans ce cas, $\delta\phi^k(\lambda_i, s_j)$ est donnée par :

$$\delta\phi^k(\lambda_i, s_j) = \frac{N(\lambda_i, s_j)}{D(\lambda_i, s_j)} \quad (6.6)$$

$$D(\lambda_i, s_j) = \frac{1}{2} S(\lambda_i, s_j) g^2(\lambda_i, s_j) - 4(\alpha + \beta)$$

$$S(\lambda_i, s_j) = \sqrt{\phi^k(\lambda_i, s_{j+1}) - \phi^k(\lambda_i, s_{j-1})}$$

$$g(\lambda_i, s_j) = \sin\left(\frac{R(\lambda_i, s_j)}{2}\right) \tilde{\theta}_s(\lambda_i, \phi^k(\lambda_i, s_j))$$

$$R(\lambda_i, s_j) = \omega(r(\lambda_i, s_j))r(\lambda_i, s_j)$$

$$N(\lambda_i, s_j) =$$

$$-S(\lambda_i, s_j)g(\lambda_i, s_j)\cos\left(\frac{R(\lambda_i, s_j)}{2}\right)$$

$$+2\alpha(2\phi_{i,j}^k - \phi_{i,j-1}^k - \phi_{i,j+1}^k - \delta\phi_{i,j-1}^k - \delta\phi_{i,j+1}^{k-1})$$

$$+2\beta(2\phi_{i,j}^k - \phi_{i-1,j}^k - \phi_{i+1,j}^k - \delta\phi_{i-1,j}^k - \delta\phi_{i+1,j}^{k-1})$$

Une fois la solution optimale trouvée, l'interpolation spatiale en tous les points de l'image, faisant passer de $\phi(\lambda_i, s_j)$ à $\phi(p)$ où p est un pixel de l'image à recaler, est assurée par la méthode dite de *Krigeage* [Oliver et Webster, 1990].

6.4 Interpolation spatiale

La fonction de transformation $\phi(\lambda, s)$ trouvée fait correspondre les pixels relatifs à des niveaux échantillonnés. On cherche à trouver les points correspondants des autres pixels de l'image par interpolation (estimation) spatiale.

L'interpolation spatiale est un problème classique d'estimation d'une fonction $F(\mathbf{p})$ en un point du plan $\mathbf{p} = (x, y)$ à partir de valeurs connues de F en un certain nombre, noté m , de points environnants \mathbf{p}_i :

$$F(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^m w_i F(\mathbf{p}_i) \quad (6.7)$$

Le problème consiste à déterminer la pondération w_i de chacun des points environnants. Il existe plusieurs façons de choisir ces poids. Les deux méthodes les plus couramment utilisées sont l'interpolation linéaire (fonction de l'inverse de la distance) et la méthode des splines cubiques (ajustement de polynômes cubiques).

Toutefois, la méthode optimale au sens statistique du terme reste la méthode connue sous le nom de **Krigeage**² [Oliver et Webster, 1990]. C'est la méthode d'estimation la plus précise. Le *Krigeage* est l'estimateur linéaire qui assure la variance d'estimation minimale. On peut l'utiliser autant pour l'interpolation que pour l'extrapolation.

Afin de déterminer la pondération de chacun des points environnants, le *Krigeage* choisit les poids à partir du degré de similarité entre les valeurs de F , c'est-à-dire à partir de la covariance entre les points exprimée en fonction de la distance h les séparant. Il utilisera alors le semi-variogramme (la moitié du variogramme) $\gamma(h)$.

Une fois calculé le semi-variogramme $\gamma(h)$, il suffit ensuite d'ajuster une fonction analytique à tous ces points pour obtenir une fonction continue caractérisant complètement la semi-variance en fonction de la distance entre les points. Le *Krigeage* consiste enfin à calculer les w_i à l'aide des valeurs de la fonction $\gamma(h)$ pour les m points choisis.

La toolbox *Kriging* de *DACE*³ est disponible avec différentes formes de fonctions de corrélation : exponentielle, exponentielle généralisée, gaussienne, linéaire, sphérique, cubique et spline. Ici, nous l'avons utilisée avec la forme exponentielle généralisée qui donnait les meilleurs résultats dans toutes les expérimentations considérées.

2. Le *Krigeage* porte le nom de son précurseur, l'ingénieur minier sud-africain *D.G. Krige*

3. *DACE*, Design and Analysis of Computer Experiments, <http://www2.imm.dtu.dk/~hbn/dace>

6.5 Evaluation expérimentale

6.5.1 Tests sur des images synthétiques

Tout d'abord, nous avons effectué des tests sur des images synthétiques illustrées en figure 6.5. Nous avons testé les performances des différentes options (dynamique/itérative, robuste/non robuste).

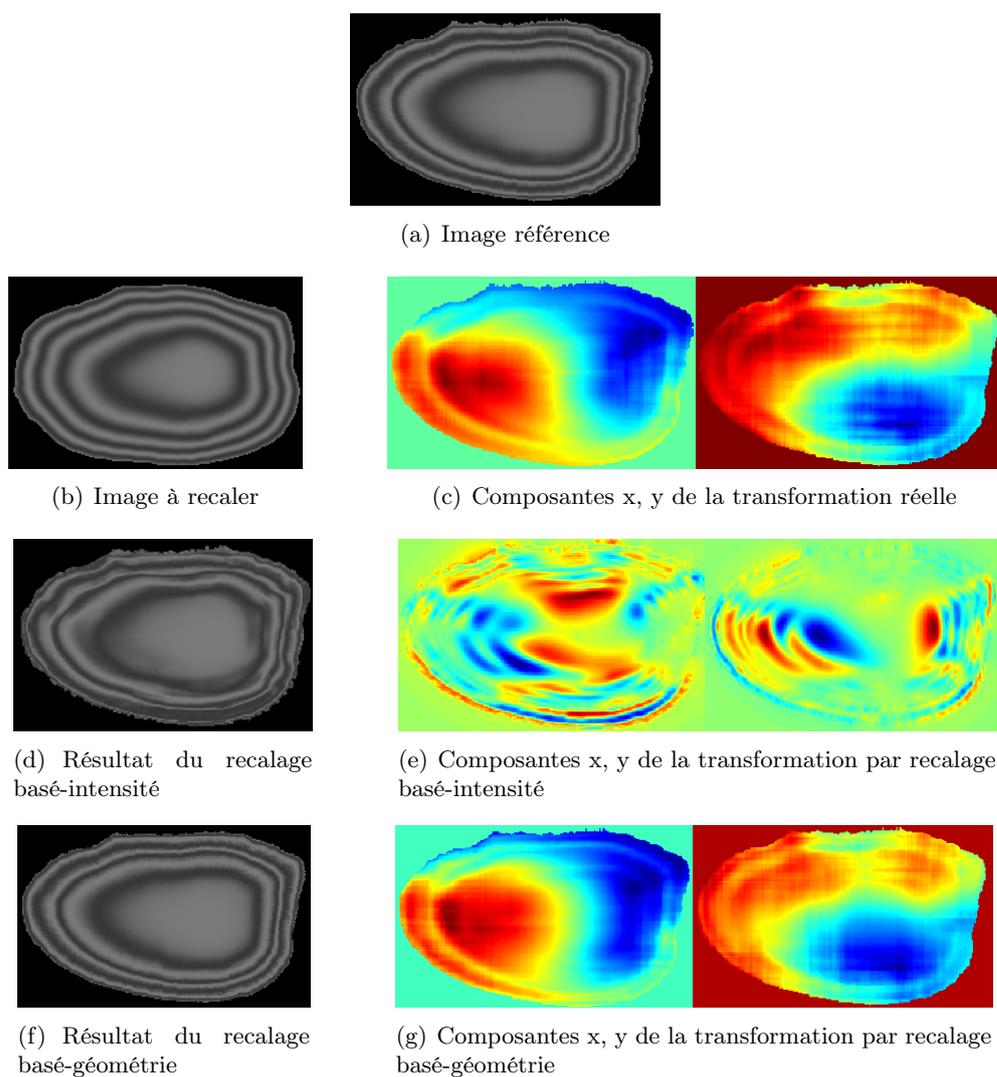
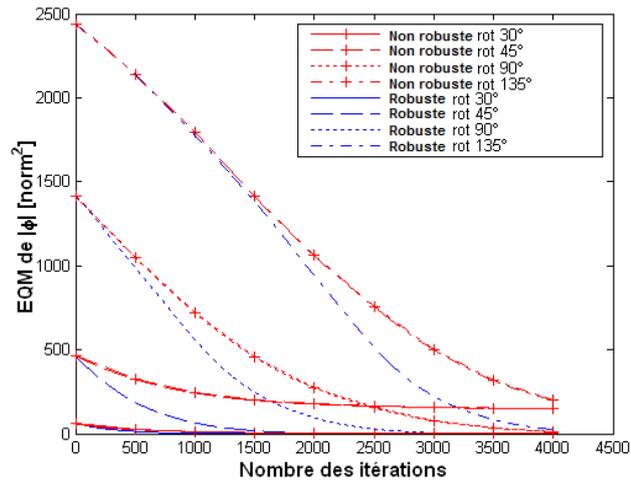
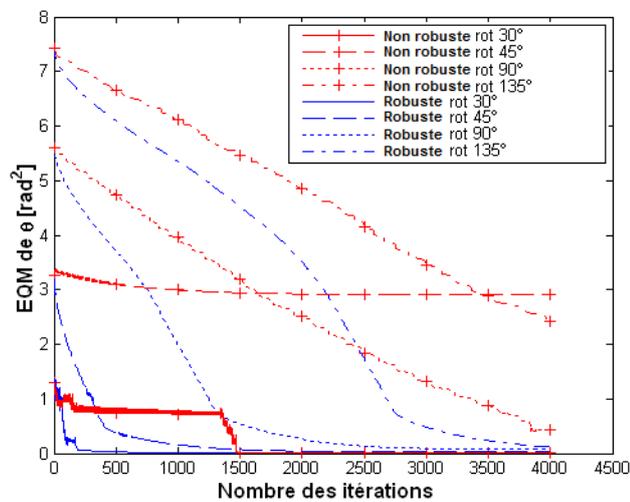


FIGURE 6.5 – Recalage d'images synthétiques. Le recalage basé sur la géométrie est capable de trouver la transformation réelle, celui basé sur l'intensité ne l'est pas.

Dans la méthode itérative, l'intérêt du critère robuste a été testé en initialisant ϕ à différents angles de la solution correcte (30° , 45° , 90° et 135°). Les valeurs de l'erreur quadratique moyenne (EQM) de $|\phi|$ et de l'angle de la tangente θ aux itérations successives sont représentées par la figure 6.6 suivante.



(a)



(b)

FIGURE 6.6 – Variation de l'erreur quadratique moyenne de $|\phi|$ (a) et de θ (b) en fonction du nombre d'itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste. Ici, la légende “**Non robuste**” signifie que l'algorithme itératif a été utilisé sans le critère robuste, tandis que “**Robuste**” désigne l'utilisation de ce critère dans l'algorithme. L'initialisation de ϕ a été placée à différents angles (30° , 45° , 90° et 135°) de la solution correcte.

On remarque que sans le critère robuste, lorsque l'initialisation est placée relativement loin de la solution correcte, il y a risque de convergence vers un minimum local : c'est ce qui est arrivé avec l'initialisation à 45° . Aussi, on constate qu'avec l'utilisation du critère robuste, la convergence vers le minimum global est assurée indépendamment de l'initialisation, et ce plus rapidement que dans le cas non robuste.

Le résultat du recalage avec ces images synthétiques est reporté en figure 6.5 avec une comparaison au recalage basé-intensité. On peut remarquer que le recalage iconique n'aligne pas correctement les structures contenues dans les deux images à recaler. D'autre part, le recalage proposé basé-géométrie est capable de trouver quasiment la transformation réelle, les erreurs géométriques et iconiques trouvées sont négligeables (Tableau 6.1 ci-dessous).

Tableau 6.1 – Comparaison entre le recalage iconique et le recalage proposé basé-géométrie. Sont données ici les erreurs quadratiques moyennes (EQM) de $|\phi|$, de l'intensité des niveaux de gris (les images sont codées sur 256 niveaux) et de θ mesuré en radians.

| Type du recalage | EQM de $ \phi $ | EQM de l'intensité | EQM de θ |
|-----------------------|-----------------|--------------------|-----------------|
| <i>basé-géométrie</i> | 1,01 | 2,25 | 0,06 |
| <i>basé-intensité</i> | 82,01 | 180,63 | 1,28 |

En utilisant la programmation dynamique, les résultats obtenus sont similaires à ceux de la méthode itérative robuste avec un temps de traitement associé beaucoup plus important (plus de 10 fois plus grand).

6.5.2 Recalage des images d'otolithes

6.5.2.1 Intérêt

Lors de l'analyse visuelle des otolithes, l'existence d'une forte variabilité inter-individuelle dans les dépôts de marques (périodiques ou apériodiques) est à l'origine des difficultés rencontrées. Le recalage d'images permet de s'affranchir des variabilités inter-individuelles. L'idée est que grâce au recalage les variations inter-individuelles seront atténuées, les comparaisons entre otolithes pourront ainsi se faire à partir de l'information utile. La nécessité de recaler les images d'otolithes se révèle dans de nombreux problèmes pratiques. Le recalage est souvent nécessaire pour :

- définir une métrique qui mesure la distance entre deux otolithes pour la comparaison entre les formes, voire les séquences de formes, la classification ou plus généralement des études statistiques.
- étudier les structures observées (opacité, forme, périodicité...) suite à une recherche d'exemples similaires dans une base d'images interprétées, comme outil d'aide à la lecture et à l'interprétation des otolithes.
- faire une étude statistique $2D$ conjointe de signatures chimiques ($\delta^{18}O$, Sr , K ...), géométriques (forme, check...), et basées intensité (opacité...) de l'otolithe. Cette étude sur un ensemble d'otolithes nécessite une étape préliminaire de recalage

afin de ramener les images à une référence commune. La fusion de données est nécessaire car les caractéristiques chimiques constituent une source d'information importante pour explorer l'effet de l'environnement et du métabolisme sur les signatures portées par les otolithes et pour appréhender leurs corrélations.

6.5.2.2 Tests et résultats

Nous avons testé l'algorithme proposé sur différentes images d'otolithes de différentes espèces et de différents groupes d'âges. Les résultats obtenus sont très satisfaisants même avec un petit nombre de niveaux échantillonnés (par exemple, un nombre égal à $\hat{age} + 2$ en plus du contour externe).

En figure 6.1, nous avons reporté un exemple de résultat sur deux otolithes de Plie du groupe d'âge 4 ans. Ce résultat est obtenu avec l'algorithme itératif robuste proposé. La comparaison au recalage basé-intensité (figure 6.2) démontre la pertinence de l'approche proposée pour le traitement des images d'otolithes.

Un autre exemple est donné en figure 6.7 pour deux otolithes de Plie d'âge 10 ans. Le résultat obtenu démontre l'efficacité de l'approche proposée malgré le très faible niveau de contraste et la complexité des structures périphériques très fines et très resserrées.

En figures 6.8 et 6.9 nous reportons deux exemples de résultats sur deux otolithes de Lieu d'âge 3 ans.

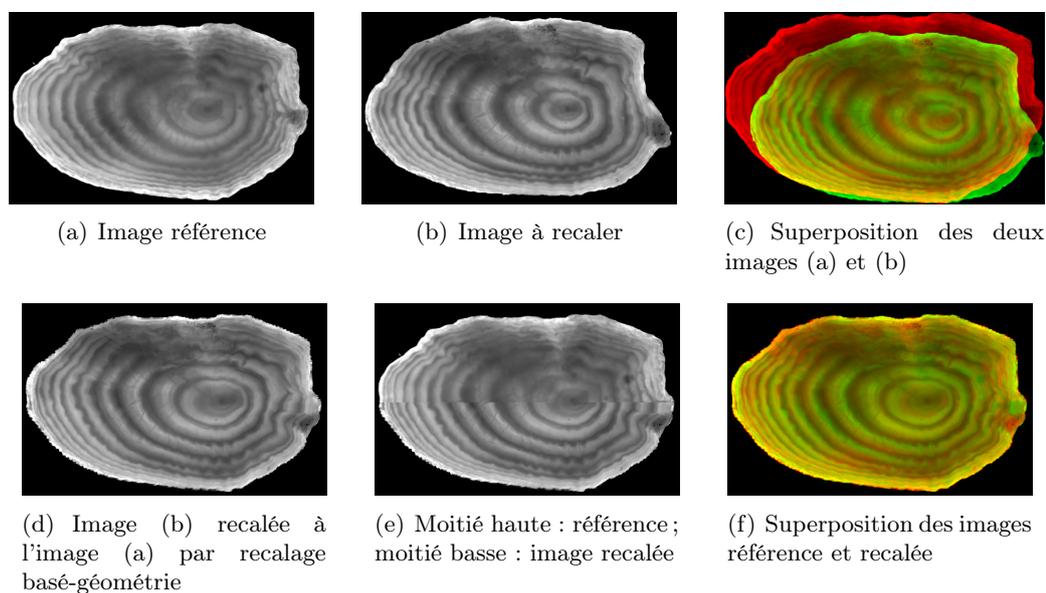


FIGURE 6.7 – Un exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes.

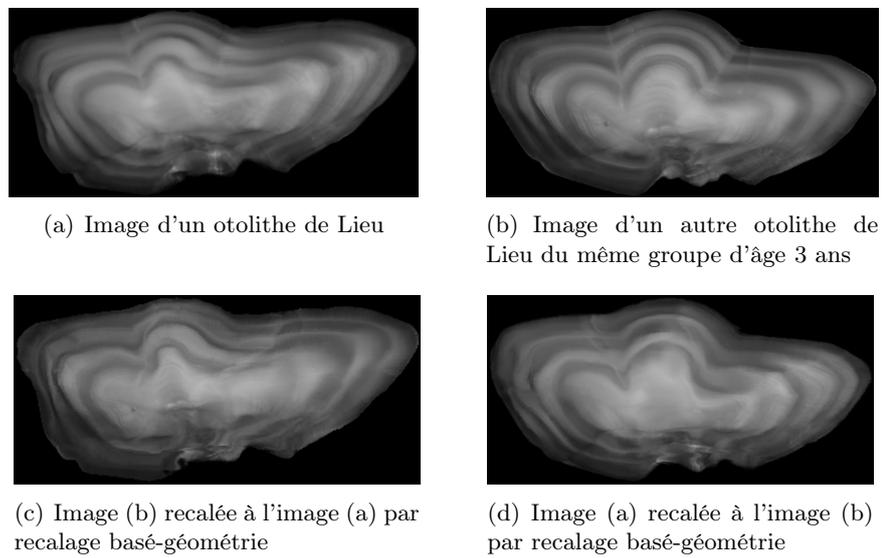


FIGURE 6.8 – Un exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes.

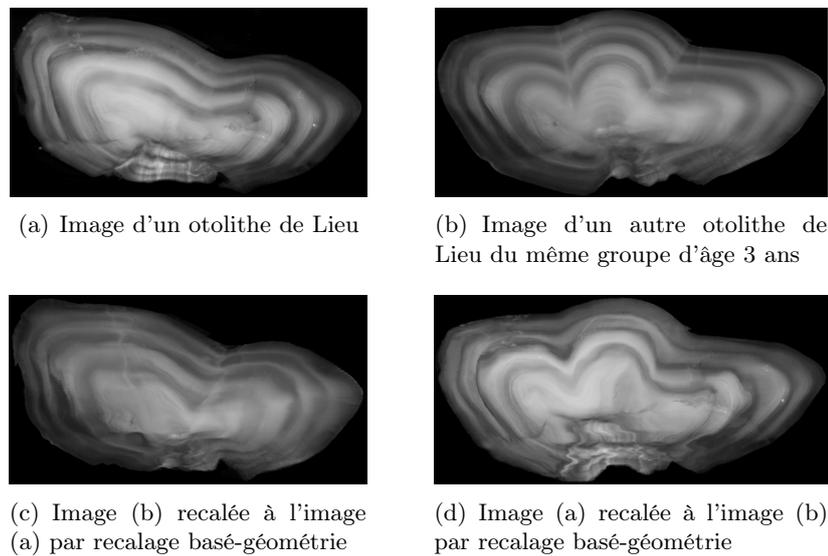


FIGURE 6.9 – Un autre exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes.

6.5.2.3 Aide à l'interprétation

L'application du recalage a ici pour objectif de faire correspondre les structures de même type entre elles et de différencier les structures de type différent. Dans l'exemple de la figure 6.1, le recalage qui a ramené les deux images d'otolithes au même référentiel a révélé l'existence de deux faux anneaux dans l'otolithe de l'image à recaler (figure 6.1(f)). Les faux anneaux traduisent généralement un stress qu'a vécu le poisson durant sa vie à l'année correspondante.

6.5.2.4 Estimation de l'âge du poisson

Nous présentons ici une application du recalage pour l'estimation automatique de l'âge du poisson. L'automatisation de l'estimation de l'âge est hautement attendue car l'estimation visuelle des experts humains pose de nombreux problèmes principalement liés à la subjectivité humaine. L'estimation de l'âge du poisson est indispensable à l'étude de la biologie et de la dynamique des populations exploitées. Certains paramètres de la population comme le taux de croissance, le taux de mortalité et l'âge de la maturité dépendent fortement de la détermination précise de l'âge [Quinn et Deriso, 1999].

Dans cette section nous proposons d'appliquer les techniques de recalage $1D$ et $2D$ à l'estimation automatique de l'âge à partir d'une base de 105 images d'otolithes de Plie dont l'âge s'étale de 2 à 8 ans (15 images par groupe d'âge). L'idée consiste à étudier le résiduel du recalage comme une mesure de similarité pouvant servir à l'estimation automatique de l'âge dans un problème de classification. Cela peut se faire à partir des signaux $1D$, acquis sur un axe standardisé entre le noyau et le bord, ou à partir des images toutes entières. Nous voulons montrer que l'utilisation de toute l'information image (information $2D$) conduirait à améliorer les résultats de l'estimation de l'âge par rapport à l'utilisation d'une information réduite au seul axe $1D$.

Les distances utilisées ont été définies à l'image de celle proposée pour la reconnaissance de formes (équations (5.1) et (5.2)).

– Cas des signaux $1D$:

$$d(S, \tilde{S}) = E_D^{S\tilde{S}}(\phi^*) \quad (6.8)$$

où

$$\phi^* = \operatorname{argmin}_{\phi \in T} E^{S\tilde{S}}(\phi) \quad (6.9)$$

$E_D^{S\tilde{S}}$ et $E^{S\tilde{S}}$ sont respectivement la mesure de similarité et la fonctionnelle d'énergie données en équations (4.3) et (4.4).

– Cas des images :

$$d(U, \tilde{U}) = E_D^{U\tilde{U}}(\phi^*) \quad (6.10)$$

où

$$\phi^* = \operatorname{argmin}_{\phi \in T} E^{U\tilde{U}}(\phi) \quad (6.11)$$

$E_D^{U\tilde{U}}$ et $E^{U\tilde{U}}$ sont respectivement la mesure de similarité et la fonctionnelle d'énergie données en équation (6.5).

Au tableau 6.2, nous avons reporté la matrice de confusion obtenue dans la classification à partir des signaux 1D. Les signaux sont extraits un à un de la base d'apprentissage pour être utilisés à tour de rôle comme signal à classifier (*leave-one-out*). L'algorithme de classification utilisé est celui du plus proche voisin.

Tableau 6.2 – Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage de l'information 1D - matrice de confusion de la classification.

| Classe correcte \ Classe estimée | II | III | IV | V | VI | VII | VIII |
|----------------------------------|-----------|-----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|
| Groupe d'âge II | 11 | 2 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge III | 1 | 10 | 2 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge IV | 0 | 3 | 9 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| Groupe d'âge V | 0 | 0 | 3 | 9 | 1 | 2 | 0 |
| Groupe d'âge VI | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 0 | 3 |
| Groupe d'âge VII | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 3 |
| Groupe d'âge VIII | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 12 |

Le tableau 6.3 donne la matrice de confusion résultante de la classification par recalage 2D des images. Les représentations des images par lignes de niveaux ont toutes été calibrées entre 0 et 1. Là aussi nous avons utilisé la méthode *leave-one-out* et l'algorithme du plus proche voisin.

Tableau 6.3 – Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage des images - matrice de confusion de la classification.

| Classe correcte \ Classe estimée | II | III | IV | V | VI | VII | VIII |
|----------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Groupe d'âge II | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge III | 0 | 13 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge IV | 0 | 1 | 13 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge V | 0 | 0 | 2 | 10 | 3 | 0 | 0 |
| Groupe d'âge VI | 0 | 0 | 0 | 1 | 12 | 2 | 0 |
| Groupe d'âge VII | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 12 | 1 |
| Groupe d'âge VIII | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 12 |

Des résultats obtenus, nous pouvons voir que 82,86% des otolithes sont bien classés par recalage 2D, contre 69,52% par recalage 1D. Le recalage 2D a apporté un gain non négligeable. Les résultats obtenus par cette méthode d'estimation d'âge sont très bons au regard des taux d'agrément inter-experts (qui varient de 40% à 95%, selon l'expérience des lecteurs, sur les groupes d'âge allant de 2 à 6 ans). Un point fort de cette méthode est le taux de réussite obtenu pour les groupes d'âge élevé surpassant les techniques d'estimation développées auparavant à partir de la détection des stries de croissance (tableau 6.4). Par rapport à la méthode utilisant l'apprentissage statistique des profils mono-dimensionnels développée dans [Fablet et Le Josse, 2005], les résultats

sont aussi meilleurs : en moyenne 91% contre 86% sur les groupes d'âge allant de 2 à 4 ans. Pour les groupes d'âge au delà de 5 ans, la méthode de [Fablet et Le Josse, 2005] donne un taux de réussite de 83,5% mais ce taux de classification correspond à une classe 5⁺ confondant tous les échantillons d'âge supérieur ou égal à 5 ans.

Tableau 6.4 – Comparaison des performances des méthodes proposées pour l'estimation de l'âge avec celles des techniques développées auparavant à partir de la détection des stries de croissance.

| Méthode | Groupes d'âge | | |
|---|---------------|--------------|---------------|
| | Jusqu'à 5 ans | De 5 à 8 ans | Jusqu'à 8 ans |
| Détection mono-dimensionnelle [Welleman et Storbeck, 1995] | 50% | | |
| Template qualitatif [Troadec et al., 2000] | 80% | 20% | 50% |
| Démodulation et graphe [Benzinou, 2008] | 90% | 70% | 80% |
| Système multi-agent [Guillaud et al., 2002a] | 82% | 68% | 76% |
| Recalage de profils | 65% | 72% | 70% |
| Recalage d'images | 85% | 77% | 83% |

Nous montrons en figure 6.10 un exemple d'otolithe pour lequel l'estimation de l'âge à partir de l'information 1D n'a pas réussi à cause de la complexité des structures périphériques. C'est l'élément du groupe d'âge 8 ans qui a été estimé comme étant du groupe d'âge 6 ans (tableau 6.2). Les deux derniers anneaux ne sont pas bien représentés sur le profil 1D. En analyse 2D, la perception des anneaux est mieux représentée et par suite l'âge de cet échantillon a été correctement estimé.

L'exploitation du recalage d'images a apporté un gain non négligeable pour l'estimation automatique de l'âge du poisson. L'idée principale derrière cette méthode était de voir ce que pouvait apporter l'utilisation des histoires de formes des otolithes pour l'estimation de l'âge. Les techniques déjà proposées [Benzinou, 2008; Guillaud et al., 2002a; Troadec et al., 2000; Welleman et Storbeck, 1995] sont basées sur la détection des stries de croissance, l'âge est ensuite déduit par dénombrement des anneaux détectés. Nous avons ainsi démontré que l'utilisation de l'histoire de forme de l'otolithe est une bonne piste pour améliorer les résultats d'estimation de l'âge du poisson. Cette étude vient conforter des études récentes montrant que chez certaines espèces à structures d'otolithe parfois très complexes comme la Morue [Bermejo, 2007; Doering-Arjes et al., 2008], le Poisson-Ange [Steward et al., 2009] et le Corégone [Muir et al., 2008], on peut trouver des informations fiables pour l'estimation de l'âge à partir des caractéristiques morphologiques de la forme de l'otolithe. Ces travaux n'ont cependant exploité jusqu'à présent que la forme externe de l'otolithe.

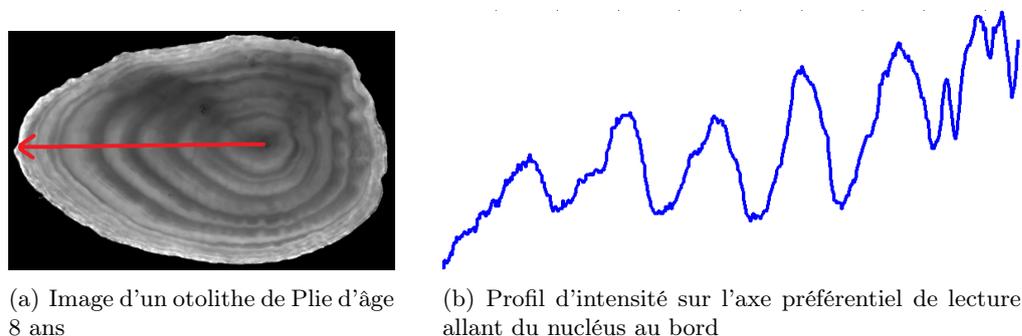


FIGURE 6.10 – Un exemple d'otolithe d'âge 8 ans pour lequel l'estimation de l'âge par recalage des signaux $1D$ n'a pas réussi (âge estimé de 6 ans). Le profil d'intensité montre bien la complexité des structures périphériques.

6.5.3 Autres applications

6.5.3.1 Recalage d'images de la vidéokératographie

La forme de la cornée joue un rôle primordial dans le processus de la vision humaine. Quand il y a un problème de vision, la modification de la forme de la cornée peut grandement améliorer la focalisation des rayons sur la rétine. Afin de faire cette chirurgie ophtalmique, il est nécessaire de développer certains outils pour analyser la forme de la cornée.

La vidéokératographie est un processus qui permet d'évaluer la forme de la cornée par l'étude de l'image déformée d'une mire de test, obtenue par réflexion sur la surface de face de la cornée et capturée avec une caméra vidéo. Le patient se penche sur un disque de Placido, composé d'anneaux concentriques clairs et sombres alternés, placé devant ses yeux. Une caméra vidéo enregistre l'image formée de la réflexion des anneaux lumineux par la cornée.

Quand les anneaux de l'image réfléchie sont circulaires, cela signifie qu'il n'y avait pas d'astigmatisme cornéen. Si l'image montre des déformations elliptiques, cela signifie que la cornée présente un astigmatisme significatif. Lorsque la distance entre les anneaux est courte, la cornée est courbée et d'une puissance dioptrique élevée. Plus cette distance est grande, plus la cornée est plate et caractérisée par un réglage dioptrique faible.

Le recalage d'images peut être utilisé pour assister l'analyse des déformations d'anneaux en recalant l'image déformée au motif de test. Il est aussi très utile quand on veut recaler une image réfléchie à une autre image réfléchie déjà interprétée.

Dans la figure 6.11 nous rapportons un exemple de recalage d'images réalisé dans le but de trouver la transformation géométrique (figure 6.11(e)) due à la réflexion sur la surface de la cornée.

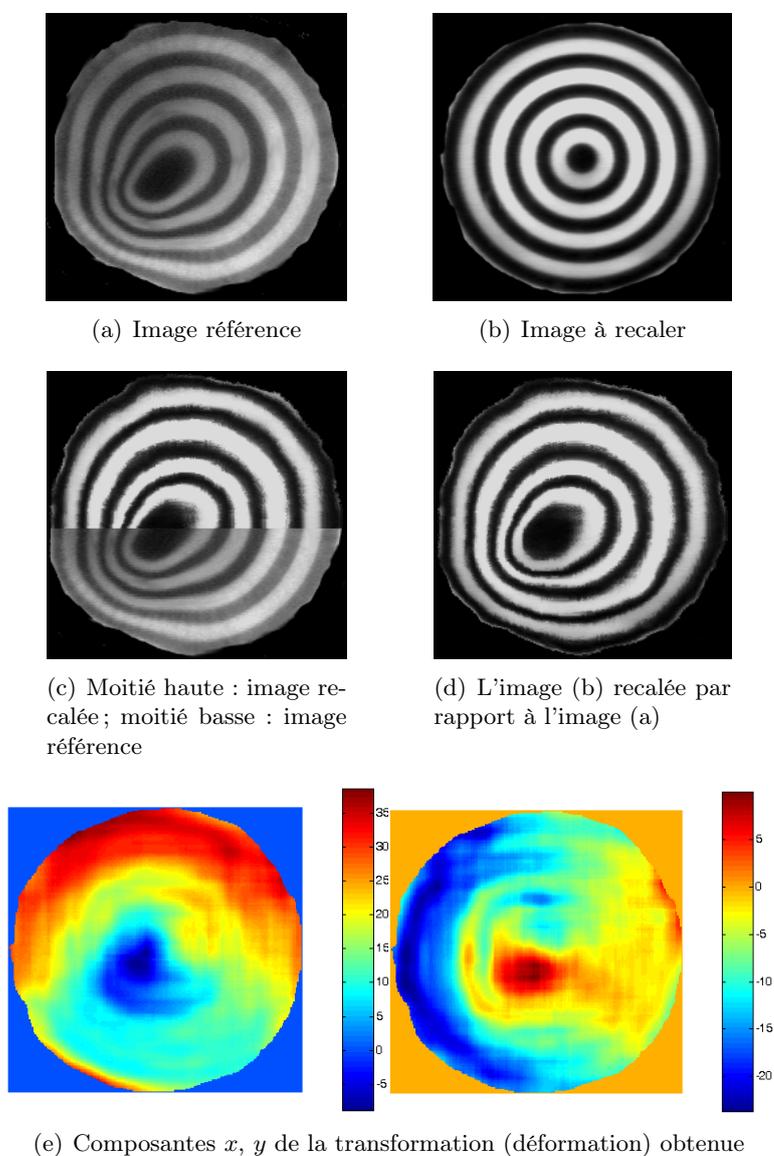


FIGURE 6.11 – Recalage d'images appliqué à la topographie cornéenne.

6.5.3.2 Recalage d'images de troncs d'arbres

Notre approche de recalage pourrait également être utile dans les études biologiques et écologiques relevant de **la dendrochronologie**. Cette discipline qui s'intéresse à la croissance des arbres est utilisée dans des domaines divers et variés comme la climatologie, la géologie, l'archéologie, l'architecture, l'histoire de l'art...

Les différents tissus végétaux du tronc d'arbre se répartissent de façon concentrique. Une coupe transversale du tronc d'arbre montre des cernes concentriques correspondant

aux couches de croissance annuelle (figure 6.12(a)). Leur comptage permet de connaître l'âge de l'arbre au moment de sa coupe. Chaque année, il y a un nouvel ajout de cellules en forme d'un manchon cylindrique formé à l'extérieur du précédent. Sur une coupe transversale de tronc, on le voit sous la forme d'un cerne ou anneau de croissance. Le bois généré à l'année correspond à la partie la plus jeune du tronc et située à la périphérie sous l'écorce. Il est très riche en eau et assure le transport de substances nutritives. Comme il est à la périphérie, ce bois est exposé aux insectes et aux champignons. Enfin les cernes ne sont pas réguliers et leur épaisseurs et formes dépendent des conditions environnementales ou saisonnières comme le climat, la température, la pluviosité, la sécheresse, les attaques parasitiques, la disponibilité d'eau et de lumière, les foudres, la nature du sol... Ainsi un anneau large indique les conditions favorables de croissance, et un anneau étroit indique des conditions relativement difficiles.

Plusieurs études peuvent être faites en se basant sur la structure du bois et des cernes de croissance. Nous citons ci-dessous en ce qui suit quelques études de la dendrochronologie.

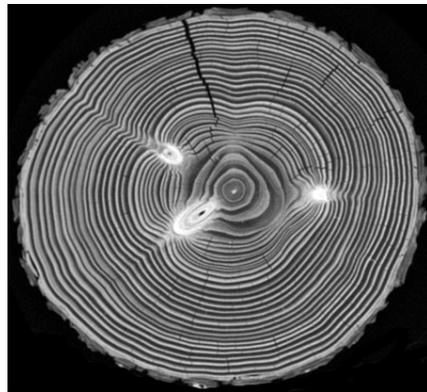
- Le comptage des cernes sur une coupe du tronc permet de déterminer l'âge de l'arbre, ou l'âge d'une branche de l'arbre.
- L'étude détaillée des épaisseurs et des densités des anneaux sur des longues périodes de temps, parfois plus de trois mille ans (sur plusieurs arbres), est utile pour connaître les conditions environnementales qu'a subi cet arbre au cours du temps. L'épaisseur des cernes varie fortement en fonction des conditions climatiques de l'année durant laquelle ils se sont formés. Ce qui permet de reconstituer les conditions climatiques passées en étudiant l'épaisseur relative des cernes.
- Des profils réalisés sur des troncs d'arbres d'une région peuvent être comparés et mis bout à bout pour former des références sur plusieurs centaines d'années. Cette base de références peut être utilisée pour dater de nouveaux échantillons non datés venant par exemple de poutres de bâtiments historiques, de bois archéologiques ou de fossiles d'âges inconnus. Cette étude repose nécessairement sur un outil de synchronisation. Le recalage peut bien servir à ce sujet.

Certaines études de dendrochronologie cherchent à analyser les différences qui apparaissent sur les images de différentes coupes du même tronc d'arbre. Le recalage d'images peut aussi assister ces études.

En figure 6.12 nous avons donné les résultats de recalage des images de deux coupes transversales d'un tronc d'arbre d'âge 30 ans. Les résultats sont très satisfaisants malgré l'épaisseur très finie des cernes de croissance et leur rapprochement. Le recalage aligne bien les cernes tout en préservant leurs structures géométriques.



(a) Coupe transversale d'un tronc d'arbre



(b) Une autre coupe transversale du même tronc



(c) Moitié haute : (b) recalée à (a) ; moitié basse : (a)



(d) L'image (b) recalée par rapport à l'image (a)



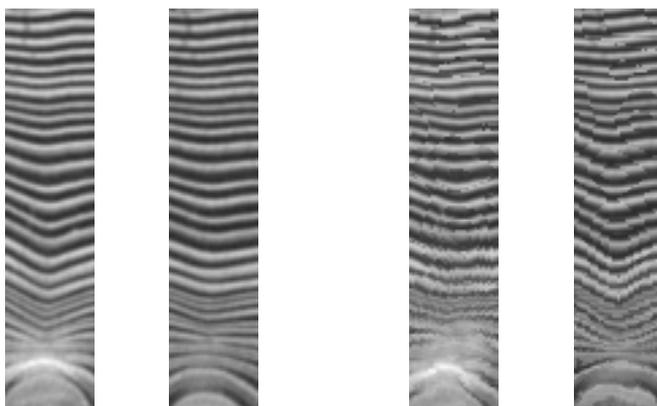
(e) Moitié haute : (a) recalée à (b) ; moitié basse : (b)



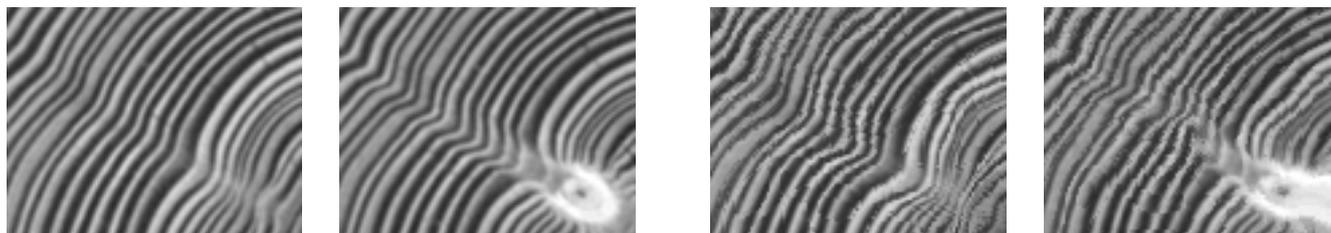
(f) L'image (a) recalée par rapport à l'image (b)

FIGURE 6.12 – Recalage d'images de deux coupes transversales d'un tronc d'arbre d'âge 30 ans.

Comme il peut ne pas être évident de voir facilement les différences entre les images, nous allons nous focaliser sur certaines zones d'intérêt le long de ces images. En figure 6.13 nous présentons différentes coupes sur les images originales que nous avons recalées pour voir de près les différences.



(a) De gauche à droite : coupe 6.12(a), coupe 6.12(b) avec des cernes plus plats, coupe 6.12(a) recalée, coupe 6.12(b) recalée



(b) De gauche à droite : coupe 6.12(a) avec des cernes plus plats, coupe 6.12(b), coupe 6.12(a) recalée, coupe 6.12(b) recalée



(c) De gauche à droite : coupe 6.12(a) avec cerne central elliptique, coupe 6.12(b) avec cerne central circulaire, coupe 6.12(a) recalée, coupe 6.12(b) recalée



(d) De gauche à droite : coupe 6.12(a), coupe 6.12(b), coupe 6.12(a) recalée, coupe 6.12(b) recalée

FIGURE 6.13 – Mise en évidence des différences sur les images originales et recalées de la figure 6.12.

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé et testé une approche de recalage d'images impliquant des séquences de formes. Cette approche de recalage basé-géométrie est plus adaptée aux images peu contrastées, pour lesquelles le recalage basé-intensité manque d'efficacité. L'étude de validation a été menée sur des images synthétiques, puis sur des images réelles issues de la biologie et du milieu médical.

Dans l'étude des otolithes de poissons, les applications présentées ici concernent l'aide à l'interprétation des structures de croissance ainsi qu'un exemple d'estimation automatique de l'âge utilisant l'apprentissage statistique. Une perspective pourrait être la construction d'images de modèles statistiques comme l'image d'un otolithe moyen (par groupe d'âge), à partir d'une base d'images disponibles.

Dans ce travail, nous avons utilisé l'information géométrique pour effectuer le recalage d'images. Bien que le recalage iconique ne donne pas de résultats satisfaisants, l'intégration des informations d'intensité avec la méthode proposée pourrait améliorer les résultats dans certaines applications. Surtout, nous pourrions ajouter, aux contraintes du problème du recalage, des points de repère en fonction des niveaux de gris des pixels.

Conclusion

Conclusion générale et perspectives

Le développement de nouveaux outils fiables pour la caractérisation des ressources halieutiques est un enjeu majeur pour améliorer l'évaluation et la gestion des écosystèmes marins exploités. Les otolithes sont des pièces calcifiées biominérales situées au niveau de l'oreille interne des poissons. Ils enregistrent à la fois les paramètres environnementaux (température, salinité...) et les traits de vie individuels des poissons (âge, croissance, migration...). Considérés comme de véritables archives biologiques, ces pièces sont utilisées dans des analyses en routine pour la détermination de la structuration démographique des pêcheries. Cependant, la forte variabilité inter-individuelle reste à l'origine de beaucoup de difficultés rencontrées par les experts lors de l'analyse visuelle. Dans cette thèse, nous avons développé des outils de recalage de signaux et d'images permettant de ramener les données dans une même référence et s'affranchir ainsi de leur inter-variabilité.

Tout d'abord, une approche variationnelle et robuste est proposée pour le recalage de signaux $1D$. Nous avons introduit le critère robuste dans la définition de la mesure de similarité afin de rendre le recalage insensible aux inter-variabilités biologiques qui généralement mènent à des mesures aberrantes. Puis le recalage $1D$ proposé est utilisé avec le calcul des géodésiques de formes pour le recalage de contours de formes $2D$ à des fins de reconnaissance (classification et recherche). L'approche de recalage des contours est ensuite étendue au recalage d'images présentant des séquences de formes comme les images des otolithes. Cette approche de recalage, basé-géométrie, est particulièrement bien adaptée aux images peu contrastées, pour lesquelles le recalage basé-intensité est peu performant.

Un autre volet de notre contribution est relatif aux problèmes de reconnaissance de signaux, formes et images. Nous avons proposé des distances basées sur le résiduel du recalage. Les distances proposées présentent plusieurs avantages :

- elles s'appuient sur une comparaison locale ;
- elles sont robustes aux données aberrantes et aux inter-variabilités ;
- elles sont invariantes par rapport aux transformations géométriques ;
- elles sont symétriques ;
- elles peuvent être utilisées dans un cadre multi-échelle, ce qui permet de résoudre certains problèmes rencontrés avec les méthodes purement globales ou purement locales ;
- elles autorisent la définition de points repères.

Au niveau des applications, nous avons visé celles qui exigent de ramener les données à un système de référence commun afin de mesurer la similarité et/ou les différences entre signaux, formes ou images. Les représenter de cette façon permet d'analyser les inter-variabilités ou d'en construire des modèles statistiques. Dans la bibliographie, on constate que la plupart des travaux sur l'automatisation de l'analyse de l'otolithe ont traité le problème de la détection des anneaux de croissance dans le but de l'estimation de l'âge et de la croissance des poissons, mais on ne trouve pas de travaux développant des outils de synchronisation de signaux et d'images afin de les ramener à un référentiel commun. Grâce aux techniques de recalage proposées dans cette thèse, les variations inter-individuelles ont été atténuées, et les études de comparaison sont faites à partir de l'information véritablement utile.

Les approches de recalage proposées ont été testées sur des données synthétiques puis réelles afin d'évaluer les performances et de les comparer aux méthodes déjà utilisées et proposées dans la littérature. Ces comparaisons montrent que ces approches sont assez performantes.

Le recalage de signaux $1D$ est appliqué tout d'abord à des signatures structurelles issues d'images d'otolithes pour l'aide à l'interprétation des marques de croissance. Par la suite, nous avons proposé de recalculer des signatures chimiques mesurées sur les otolithes avec des signaux environnementaux temporels connus pour être en corrélation avec ces derniers, dans le but d'estimer la loi de croissance nécessaire pour la gestion des stocks halieutiques. Ce recalage aboutit à une relation espace-temps qui n'est autre que la loi de croissance biologique. Finalement le recalage $1D$ a été appliqué pour l'estimation de l'âge des poissons. Dans cette application, 69,52% des otolithes traités avaient un âge correctement estimé.

L'approche proposée pour la reconnaissance de formes a été validée dans un premier temps sur la base d'images MPEG-7, une base d'images largement testée dans la littérature par les méthodes de reconnaissance de formes. Cette comparaison a montré l'efficacité des géodésiques pour la reconnaissance de formes : 99,44% des formes de la base ont été correctement classées par l'algorithme SVM. Le tableau 6.5 reporte les différents résultats obtenus selon la distance et l'algorithme de classification utilisés, ainsi que les scores *Bull's eye* obtenus par l'approche proposée.

Tableau 6.5 – Taux de réussite en classification et en recherche, selon la distance utilisée, obtenus sur la base d'images MPEG-7.

| | Classification | | | Recherche |
|-------------------------------|---------------------------|------------------------|------------|-------------------|
| | <i>Plus proche voisin</i> | <i>Forêt aléatoire</i> | <i>SVM</i> | <i>Bull's eye</i> |
| Distance mono-échelle | 95,05% | 96,10% | 97,66% | 85,7% |
| Distance multi-échelle | 98,86% | 99,02% | 99,44% | 89,05% |

Cet outil de reconnaissance de formes a montré ensuite son utilité pour l'identi-

cation de l'espèce et/ou du stock de poisson et de la coquille *Saint-Jacques*, à partir de la forme externe des pièces. Ces données sont notoirement complexes et présentent des variabilités inter-individuelles très importantes. L'approche géodésique a donné des résultats qui surpassent nettement les autres approches couramment utilisées par les biologistes. Le tableau 6.6 reporte les meilleurs résultats obtenus dans ces expérimentations, avec une comparaison aux résultats obtenus avec les descripteurs de Fourier, l'outil le plus utilisé par les biologistes. Notons ici qu'un pourcentage de 100% absolu n'est pas tout le temps atteignable car différents facteurs endogènes et environnementaux interviennent dans la forme externe.

Tableau 6.6 – Résultats de la classification de formes - Pourcentage des formes correctement classées.

| <i>Expérience</i> | <i>Avec les descripteurs de Fourier</i> | <i>Avec la métrique proposée</i> |
|--|---|--|
| <i>Identification d'espèces de poissons</i> | 81,60% | 96,67% |
| <i>Identification de stocks de poissons</i> | 58,98% | 78,05% |
| <i>Identification de stocks de coquilles</i> | 47,24% | 53,16% |

L'approche de recalage d'images a été appliquée tout d'abord pour l'aide à l'interprétation des structures de croissance. L'autre application a concerné l'estimation automatique de l'âge en utilisant une distance là-aussi basée sur le résiduel du recalage. Dans cette application, 82,86% des otolithes traités avaient un âge correctement estimé. D'autres applications à des images de coupes de troncs d'arbres et de vidéokératographie ont été présentées.

Comme perspectives, nous proposons poursuivre l'étude des géodésiques de formes pour la caractérisation et le décryptage des archives biologiques marines. D'un point de vue méthodologique, quatre aspects vont être approfondis :

1. la méthode de calcul des géodésiques retenue dans cette thèse est celle proposée par [Younes, 2000] sous la forme variationnelle car elle est stable et empêche le croisement des courbes. L'espace tangent d'une forme étant l'ensemble des déformations infinitésimales qui peuvent lui être appliquées, un produit scalaire dans cet espace attribue un coût à une déformation. Au lieu d'en choisir un en particulier, [Charpiat, 2009] a récemment proposé un cadre pour apprendre différentes métriques de formes à partir d'une série d'exemples de formes. Ce cadre est conçu pour être en mesure de traiter des ensembles de formes avec des déformations très variées. Un produit scalaire peut donc être vu comme un *a priori* sur les déformations. La tâche dans le travail de [Charpiat, 2009] est de trouver les métriques optimales, c'est-à-dire les produits scalaires dans les espaces tangents qui conviennent le mieux possible à une variété empirique de formes donnée. Ce problème est posé en termes de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie formulée sur les différentes métriques utilisées. Cet aspect pourra être considéré comme

perspective intéressante de ce travail.

2. la détermination de modèles statistiques devrait être approfondie à la lumière des travaux développés dans [Charpiat et al., 2005; Klassen et al., 2004]. Les variations de formes peuvent être mieux représentées et modélisées en exploitant les analyses en composantes principales géodésiques sur les espaces de formes [Huckemann et Hotz, 2009; Huckemann et Ziezold, 2006].
3. l'approche de classification proposée avec l'apprentissage statistique (SVM, forêt) devrait être plus étudiée afin de trouver d'autres paramètres de formes toujours issus des géodésiques mais qui soient plus efficaces pour l'apprentissage. Les caractéristiques que nous avons utilisées dans l'apprentissage de l'algorithme SVM et celles utilisées à l'éclatement des feuilles dans l'algorithme de la forêt aléatoire sont les distances géodésiques calculées entre les formes deux à deux. Ce type d'attribut s'est montré efficace, mais d'autres attributs extraits de l'analyse dans l'espace de formes pourraient être encore plus efficaces. Nous pensons plus spécialement à des mesures locales de déformations.
4. dans l'approche du recalage d'images, nous avons utilisé l'information géométrique. Bien que le recalage iconique ne donne pas de résultats satisfaisants, l'intégration des informations d'intensité avec la méthode proposée pourrait améliorer les résultats dans certaines applications. Nous pourrions en particulier ajouter, aux contraintes du problème du recalage, des points de repère en fonction des niveaux de gris des pixels.

D'un point de vue applicatif, nous pourrions aborder l'extension des méthodes développées au traitement d'autres données non montrées dans cette thèse à cause d'indisponibilité dans la plupart des cas. Parmi ces applications, citons :

1. l'utilisation de la séquence de formes d'otolithe dans le processus de reconnaissance, au lieu de la forme extérieure seule, pour parvenir à une identification plus précise de l'espèce et/ou du stock du poisson.
2. l'étude statistique $2D$ conjointe de signatures chimiques, géométriques, et basées intensité de l'otolithe dans une analyse multi-variable. Sur les signatures recalées, la fusion de données pourrait constituer une source d'information importante pour explorer l'effet de l'environnement et du métabolisme sur ces signatures portées par les otolithes afin d'appréhender leurs corrélations.

Publications et bibliographie

Publications

Revue internationale avec comité de lecture

- [RI-1] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2010. Variational shape matching for shape classification and retrieval. *Pattern Recognition Letters* 31(12), 1650-1657.
- [RI-2] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2009. Shape geodesics for the classification of calcified structures : beyond Fourier shape descriptors. *Fisheries Research* 98(1-3), 8-15.
- [RI-3] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2009. Signal and image registration : application to decrypt marine biological archives / Recalage de signaux et d'images : application au décryptage d'archives biologiques marines. *Traitement du Signal* 26(4), 255-268.

Conférences internationales avec comité de lecture et actes

- [CI-1] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2009. Shape geodesics for boundary-based object recognition and retrieval. In : 16th IEEE International Conference on Image Processing. 4 pages.
- [CI-2] Nasreddine, K., Benzinou, A., Parisi-Baradad, V., Fablet, R., 2009. Variational 1D signal registration and shape geodesics for shape classification : application to marine biological archives. In : 16th IEEE International Conference on Digital Signal Processing. 6 pages.
- [CI-3] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2008. Non-rigid registration of shape sequence images : applications to biological and medical images. In : 9th IEEE International Conference on Signal Processing. pp. 828-831.
- [CI-4] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2008. Non-rigid registration of fish otolith images. In : 8th IASTED International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing. pp. 174-179.

Conférences nationales avec comité de lecture et actes

- [CN-1] Nasreddine, K., Benzinou, A., Fablet, R., 2009. Recalage de signaux et d'images : application à l'analyse d'otolithe du poisson. *Orasis'09 : Congrès des jeunes cher-*

cheurs en vision par ordinateur. 8 pages.

Communications orales sans actes dans un congrès national

- [CO-1] Nasreddine, K., 2008. Fusion de données à partir de signatures chimiques et structurales portées par les otolithes de poissons. Doctoriales Bretagne. Sélectionnée meilleure affiche pour affichage sur des panneaux publics du 10 au 24 Novembre 2008.

Bibliographie

- Adams, D., Rohlf, F., Slice, D., 2004. Geometric morphometrics : ten years of progress following the 'revolution'. *Italian Journal of Zoology* 71, 5–16.
- Ahrenholz, D., Fitzugh, G., Rice, J., Nixon, S., Pritchard, W., 1995. Confidence of otolith ageing through the juvenile stage for atlantic menhaden, *brevortia tyrannus*. *Fishery Bulletin* 93, 209–216.
- Aldebert, Y., Recasens, L., 1996. Comparison of methods for stock assessment of european hake *merluccius merluccius* in the gulf of lions (northwestern mediterranean). *Aquatic living resources* 9 (1), 13–22.
- Ali, W., Cohen, F., 1998. Registering coronal histological 2-D sections of a rat brain with coronal sections of a 3-D brain atlas using geometric curve invariants and b-spline representation. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 17 (6), 957–966.
- Alvarez, L., Guichard, F., Lions, P., Morel, J., 1993. Axioms and fundamental equations of image processing. *Archive for Rational Mechanics and Analysis* 16 (9), 200–257.
- Amezcuca, F., 2006. Use of otoliths to determine age and growth of a tropical flatfish *cyclopsetta querna* (paralichthyidae) from the southeast coast of the gulf of california, mexico. *Ichthyological Research* 53, 70–74.
- Amit, Y., Geman, D., 1997. Shape quantization and recognition with randomized trees. *Neural Computation* 9 (7), 1545–1588.
- Andrew, A., 2000. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods. *Robotica* 18 (6), 687–689.
- Arbter, K., Snyder, W., Burkhardt, H., Hirzinger, G., 1990. Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12 (7), 640–647.
- Attalla, E., Siy, P., 2005. Robust shape similarity retrieval based on contour segmentation polygonal multiresolution and elastic matching. *Pattern Recognition* 38 (12), 2229–2241.

- Ayache, N., Faugeras, O., 1986. Hyper : a new approach for the recognition and positioning to two-dimensional objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (1), 44–54.
- Bagenal, T., 1974. The ageing of fish. Unwin Brothers Ltd, Old Woking, Surrey, UK.
- Bai, X., Yang, X., Latecki, L., 2008. Detection and recognition of contour parts based on shape similarity. *Pattern Recognition* 41 (7), 2189–2199.
- Bajcsy, R., Kovačič, S., 1989. Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 46 (1), 1–21.
- Bala, E., Cetin, A., 2004. Computationally efficient wavelet affine invariant functions for shape recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26 (8), 1095–1099.
- Banerjee, S., Mukherjee, D., Majumdar, D. D., 1995. Point landmarks for registration of CT and MR images. *Pattern Recognition Letters* 16 (10), 1033–1042.
- Barats, A., Amouroux, D., Pécheyran, C., Chauvaud, L., Donard, O., 2008. High-frequency archives of manganese inputs to coastal waters (bay of seine, france) resolved by the la-icp-ms analysis of calcitic growth layers along scallop shells (*pecten maximus*). *Environmental Science and Technology* 42 (1), 86–92.
- Begg, G., Brown, R., 2000. Stock identification of haddock *melanogrammus aeglefinus* on georges bank based on otolith shape analysis. *Transactions of the American Fisheries Society* 129 (1), 935–945.
- Begg, G., Friedland, K., Pearce, J., 1999. Stock identification and its role in stock assessment and fisheries management : an overview. *Fisheries Research* 43 (1-3), 1–8.
- Begg, G., Overholtz, W., Munroe, N., 2000. The use of internal otolith morphometrics for identification of haddock (*melanogrammus aeglefinus*) stocks on georges bank. *Fishery Bulletin* 99 (1), 1–14.
- Bellman, R., Kalaba, R., 1959. On adaptive control processes. *IRE Transactions on Automatic Control* 4 (2), 1–9.
- Belongie, S., Malik, J., Puzicha, J., 2002. Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (4), 509–522.
- Benzinou, A., 2000. Vers un système de vision par ordinateur pour la reconnaissance de structures sur des pièces calcifiées (otolithes et statolithes). Application à la détermination de l'âge et de paramètres de croissance de poissons et de céphalopodes. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale.

- Benzinou, A., 2008. Détection et modélisation des stries de croissance sur les images d'otolithes par démodulation et construction de graphe. *Traitement du Signal* 25 (1-2), 105–118.
- Benzinou, A., Troadec, H., Le Bihan, J., Rodin, V., de Pontual, H., Tisseau, J., 1997. The locally deformable b-bubble model : an application to growth ring detection on fish otoliths. In : 10th Scandinavian Conference on Image Analysis. Vol. 1. pp. 181–187.
- Bermejo, S., 2007. Fish age classification based on length, weight, sex and otolith morphological features. *Fisheries Research* 84 (2), 270–74.
- Bermejo, S., Monegal, B., 2007. Fish age analysis and classification with kernel methods. *Pattern Recognition Letters* 28 (10), 1164–1171.
- Bermejo, S., Monegal, B., Cabestany, J., 2007. Fish age categorization from otolith images using multi-class support vector machines. *Fisheries Research* 84 (2), 247–253.
- Bernard, S., Adam, S., Heutte, L., 2007. Using random forests for handwritten digit recognition. In : 9th International Conference on Document Analysis and Recognition. IEEE Computer Society, pp. 1043–1047.
- Besl, P., McKay, N., 1992. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (2), 239–256.
- Bhattacharya, D., Sinha, S., 1997. Invariance of stereo images via the theory of complex moments. *Pattern Recognition* 30 (9), 1373–1386.
- Bigot, J., 2003. Recalage de signaux et analyse de variance fonctionnelle par ondelettes. Applications au domaine biomédical. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier.
- Bird, J., Eppler, D., Checkley, D., 1986. Comparison of herring otoliths using Fourier series shape analysis. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 43 (6), 1228–1234.
- Bishop, C., 1995. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press.
- Black, M., Rangarajan, A., 1996. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision. *International Journal of Computer Vision* 19 (5), 57–92.
- Blacker, R. W., 1969. Chemical composition of the zones in cod (*gadus morhua* l.) otoliths. *ICES Journal of Marine Science* 33 (1), 107–108.
- Bolles, K., Begg, G., 2000. Distinction between silver hake (*merluccius bilinearis*) stocks in u.s. waters of the northwest atlantic using whole otolith morphometric. *Fishery Bulletin* 98 (3), 451–462.

- Bookstein, F., 1986. Size and shape spaces for landmark data in two dimensions (with discussion). *Statistical Science* 1 (2), 181–242.
- Bookstein, F., 1996. Landmark methods for forms without landmarks : localizing group differences in outline shape. In : 1st IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis. pp. 279–289.
- Boser, B., Guyon, I., Vapnik, V., 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. In : 5th Workshop on Computational Learning Theory. pp. 144–152.
- Breiman, L., 1996. Bagging predictors. *Machine Learning* 24 (2), 123–140.
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning* 45 (1), 5–32.
- Breiman, L., Friedman, J., 1988. Tree-structured classification via generalized discriminant analysis (with discussion). *Journal of the American Statistical Association* 83 (403), 725–727.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., Stone, C. J., 1984. *Classification and regression trees*. Chapman & Hall, New York, NY.
- Brivio, P., Ventura, A., Rampini, A., Schettini, R., 1992. Automatic selection of control-points from shadow structures. *International Journal of Remote Sensing* 13 (10), 1853–1860.
- Brostaux, Y., 2005. Etude du classement par forêts aléatoires d'échantillons perturbés à forte structure d'interaction. Thèse de doctorat, Faculté Universitaire des Sciences Agronomiques de Gembloux, Belgique.
- Brown, L., 1992. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys* 24 (4), 325–376.
- Buntine, W., Niblett, T., 1992. A further comparison of splitting rules for decision-tree induction. *Machine Learning* 8 (1), 75–85.
- Burel, C., Person-Le-Ruyet, J., Gaumet, F., Le Roux, A., Sévère, A., Boeuf, G., 1996. Effects of temperature on growth and metabolism in juvenile turbot. *Journal of Fish Biology* 49 (4), 678–692.
- Burke, J., Peters, D., Hanson, P., 1993. Morphological indices and otolith microstructure of atlantic croaker, *micropogonias undulatus*, as indicators of habitat quality along an estuarine pollution gradient. *Environmental Biology of Fishes* 36 (1), 25–33.
- Calderon, F., Romero, L., 2007. An accurate image registration method using a projective transformation model. In : 8th Mexican International Conference on Current Trends in Computer Science. pp. 58–64.
- Campana, S., 1999. Chemistry and composition of fish otoliths : pathways, mechanisms and applications. *Marine Ecology Progress Series* 188, 263–297.

- Campana, S., Neilson, J., 1985. Microstructure of fish otoliths. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 42 (5), 1014–1032.
- Campana, S., Thorrold, S., 2001. Otoliths, increments, and elements : keys to a comprehensive understanding of fish populations? *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 58, 30–38.
- Campana, S. E., 2005. Otolith science entering the 21st century. *Marine and Freshwater Research* 56 (5), 485–495.
- Campana, S. R., Neilson, J. D., 1982. Daily growth increments in otoliths of starry flounder (*platichthys stellatus*) and the influence of some environmental variables in their production. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 39 (7), 937–942.
- Canny, J., 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (6), 679–698.
- Cao, F., Fablet, R., 2006. Automatic morphological detection of otolith nucleus. *Pattern Recognition Letters* 27 (6), 658–666.
- Cardinale, M., Doering-Arjes, P., Kastowsky, M., Mosegaard, H., 2004. Effects of sex, stock, and environment on the shape of known-age atlantic cod (*gadus morhua*) otoliths. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 61 (2), 158–167.
- Castro-Pareja, C., Shekhar, R., 2005. Adaptive reduction of intensity levels in 3D images for mutual information-based registration. *Medical Imaging 2005 : Image Processing* 5747 (1), 1201–1212.
- Celebi, M., Aslandogan, Y., 2005. A comparative study of three moment-based shape descriptors. In : 6th International Conference on Information Technology : Coding and Computing. Vol. 1. pp. 788–793.
- Ceritoglu, C., Oishi, K., Li, X., Chou, M., Younes, L., Albert, M., Lyketsos, C., van Zijl, P., Miller, M., Mori, S., 2009. Multi-contrast large deformation diffeomorphic metric mapping for diffusion tensor imaging. *Neuroimage* 47 (2), 618–627.
- Charpiat, G., 2009. Learning shape metrics based on deformations and transport. In : 2nd IEEE Workshop on Non-Rigid Shape Analysis and Deformable Image Alignment. pp. 328–335.
- Charpiat, G., Faugeras, O., Keriven, R., 2005. Approximations of shape metrics and application to shape warping and empirical shape statistics. *Foundations of Computational Mathematics* 5 (1), 1–58.
- Chauvaud, L., Thouzeau, G., Paulet, Y., 1998. Effects of environmental factors on the daily growth rate of *pecten maximus* juveniles in the bay of Brest (France). *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 227 (1), 83–111.

- Chessel, A., 2007. Vision par ordinateur et otolithe : de la perception visuelle à une représentation des connaissances. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1.
- Christensen, G., Rabbitt, R., Miller, M., 1996. Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE Transactions on Image Processing* 5 (10), 1435–1447.
- Chuang, G., Kuo, C., 1996. Wavelet descriptor of planar curves : theory and applications. *IEEE Transactions on Image Processing* 5 (1), 56–70.
- Cohen, I., Herlin, I., 1998. Tracking meteorological structures through curves matching using geodesic paths. In : 6th International Conference on Computer Vision. pp. 396–401.
- Collignon, A., Maes, F., Delaere, D., Vandermeulen, D., Suetens, P., Marchal, G., 1995. Automated multi-modality image registration based on information theory. In : 14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. pp. 263–274.
- Costa, L., Cesar, R., 2001. Shape analysis and classification, theory and practice. CRC Press, Boca Raton, Florida.
- Cremers, D., Kohlberger, T., Schnörr, C., 2002. Nonlinear shape statistics in mumford-shah based segmentation. In : 7th European Conference on Computer Vision. Vol. 2. pp. 93–108.
- Daliri, M., Torre, V., 2008. Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval. *Pattern Recognition* 41 (5), 1799–1815.
- De Pontual, H., Groison, A., Pineiro, C., Bertignac, M., 2006. Evidence of underestimation of european hake growth in the bay of biscay, and its relationship with bias in the agreed method of age estimation. *ICES Journal of Marine Science* 63 (9), 1674–1681.
- Del Bimbo, A., Pala, P., 1999. Shape indexing by multiscale representation. *Image and Vision Computing* 17 (3), 245–261.
- Diplaros, A., Milios, E., 2002. Matching and retrieval of distorted and occluded shapes using dynamic programming. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (11), 1501–1516.
- Direkoglu, C., Nixon, M., 2008. Shape classification using multiscale Fourier-based description in 2-D shape. In : 9th IEEE International Conference on Signal Processing. Vol. 1. pp. 820–823.
- Doering-Arjes, P., Cardinale, M., Mosegaard, H., 2008. Estimating population age structure using otolith morphometrics : a test with known-age atlantic cod (*gadus morhua*) individuals. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 65 (11), 2342–2350.
- Dryden, I., Mardia, K., 1998. Statistical shape analysis. John Wiley and Sons, Chichester.

- Duan, W., Kuester, F., Gaudiot, J.-L., Hammami, O., 2008. Automatic object and image alignment using Fourier descriptors. *Image Vision Computing* 26 (9), 1196–1206.
- Duarte-Neto, P., Lessa, R., Stosic, B., Morize, E., 2008. The use of sagittal otoliths in discriminating stocks of common dolphinfish (*Coryphaena hippurus*) off northeastern Brazil using multishape descriptors. *ICES Journal of Marine Science* 65 (7), 1144–1152.
- Dunkelberger, D., Dean, J., Watabe, N., 1980. The ultrastructure of the otolithic membrane and otolith in the juvenile mummichog, *Fundulus heteroclitus*. *Journal of Morphology* 163 (3), 367–377.
- Eckstein, I., Pons, J., Tong, Y., Kuo, C., Desbrun, M., 2007. Generalized surface flows for mesh processing. In : 5th Eurographics Symposium on Geometry Processing. pp. 183–192.
- Efrat, A., Venkatasubramanian, S., Fan, Q., 2007. Curve matching, time warping, and light fields : new algorithms for computing similarity between curves. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 27 (3), 203–216.
- Ehlers, M., Fuller, M., 1991. Region-based matching for image integration in remote sensing databases. In : 11th IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Vol. 4. pp. 2231–2234.
- Fablet, R., 2006a. Semi-local extraction of ring structures in images of biological hard tissues : application to the bayesian interpretation of fish otoliths for age and growth estimation. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Science* 63 (7), 1414–1428.
- Fablet, R., 2006b. Statistical learning applied to computer-assisted fish age and growth estimation from otolith images. *Fisheries Research* 81 (2-3), 219–228.
- Fablet, R., Chessel, A., Carbini, S., Benzinou, A., de Pontual, H., 2009. Reconstructing individual shape histories of fish otoliths : a new image-based tool for otolith growth analysis and modeling. *Fisheries Research* 96 (2-3), 148–159.
- Fablet, R., Daverat, F., de Pontual, H., 2007. Unsupervised bayesian reconstruction of individual life histories from otolith signatures : case study of Sr : Ca transects of eel (*Anguilla anguilla*) otoliths. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 64 (1), 152–165.
- Fablet, R., Le Josse, N., 2005. Automated fish age estimation from otolith images using statistical learning. *Fisheries Research* 72 (2-3), 279–290.
- Fablet, R., Le Josse, N., Benzinou, A., 2004. Automatic fish age estimation from otolith images using statistical learning. In : 17th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. 4. pp. 503–506.

- Fablet, R., Pujolle, S., Chessel, A., Benzinou, A., Cao, F., 2006. Variational level-set reconstruction of accretionary morphogenesis from images. In : 13th International Conference on Image Processing, ICIP'2006, Atlanta. pp. 221–224.
- Fablet, R., Pujolle, S., Chessel, A., Benzinou, A., Cao, F., 2008. 2D image-based reconstruction of shape deformation of biological structures using a level-set representation. *Computer Vision and Image Understanding* 111 (3), 295–306.
- Fan, X., Qi, C., Liang, D., Huang, H., 2005. Probabilistic contour extraction using hierarchical shape representation. In : 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Vol. 1. pp. 302–308.
- Fay, R., 1984. The goldfish ear codes the axis of acoustic particle motion in three dimensions. *Science* 225 (4665), 951–954.
- Fayyad, U., Irani, K., 1992. The attribute selection problem in decision tree generation. In : 10th AAAI National Conference on Artificial Intelligence. pp. 104–110.
- Felzenszwalb, P., Schwartz, J., 2007. Hierarchical matching of deformable shapes. In : 20th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 1–8.
- Fix, E., Hodges, J., 1989. Discriminatory analysis - nonparametric discrimination : consistency properties. *International Statistical Review* 57 (3), 238–247.
- Flusser, J., 1992. Invariant shape description and measure of object similarity. In : 4th International Conference on Image Processing and its Applications. pp. 139–142.
- Flusser, J., Saic, S., Suk, T., 1994. Registration of images with affine geometric distortion by means of moment invariants. *Image and Signal Processing for Remote Sensing* 2315 (1), 843–852.
- Flusser, J., Suk, T., 1993. Pattern recognition by affine moment invariants. *Pattern Recognition* 26 (1), 167–174.
- Fonseca, L., Costa, M., 1997. Automatic registration of satellite images. In : 10th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. pp. 219–226.
- Fookes, C., Bennamoun, M., 2002. The use of mutual information for rigid medical image registration : a review. In : IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Vol. 4. p. 6 pp.
- Freund, Y., Schapire, R., 1996. Experiments with a new boosting algorithm. In : 3th International Conference on Machine Learning. pp. 148–156.
- Gaemers, P., 1988. Taxonomic position of the cichlidae (pisces, perciformes) as demonstrated by the morphology of their otoliths. *Journal of Fish Biology* 33 (6), 899–903.

- Gagliano, M., McCormick, M., 2004. Feeding history influences otolith shape in tropical fish. *Marine Ecology* 278, 291–296.
- Gavrila, D., Davis, L., 1995. Towards 3-D model-based tracking and recognition of human movement : a multi-view approach. In : *International Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition*. pp. 272–277.
- Gdalyahu, Y., Weinshall, D., 1999. Flexible syntactic matching of curves and its application to automatic hierarchical classification of silhouettes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 21 (12), 1312–1328.
- Gerber, R., Smit, N., Pieterse, G., Durholtz, D., 2009. Age estimation, growth rate and size at sexual maturity of tigerfish *hydrocynus vittatus* from the okavango delta, Botswana. *African Journal of Aquatic Science* 34, 239–247.
- Geurts, P., Ernst, D., Wehenkel, L., 2006. Extremely randomized trees. *Machine Learning* 63 (1), 3–42.
- Gholipour, A., Kehtarnavaz, N., Briggs, R., Devous, M., Gopinath, K., 2007. Brain functional localization : a survey of image registration techniques. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 26 (4), 427–451.
- Golden, J., 1980. Terrain contour matching (tecom) : a cruise missile guidance aid. In : *Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*. Vol. 238. pp. 10–18.
- Goshtasby, A., Stockman, G., 1985. Point pattern matching using convex hull edges. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 15, 631–637.
- Goshtasby, A., Stockman, G., Page, C., 1986. A region-based approach to digital image registration with subpixel accuracy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 24 (3), 390–399.
- Govindu, V., Shekhar, C., Chellappa, R., 1998. Using geometric properties for correspondence-less image alignment. In : *14th IAPR International Conference on Pattern Recognition*. Vol. 1. p. 37.
- Gower, J.C. et Dijksterhuis, G., 2004. *Procrustes problems*. Oxford University Press.
- Grenander, U., 1993. *General Pattern Theory*. Oxford University Press.
- Grove, S., Tonjes, R., 1997. A knowledge based approach to automatic image registration. In : *4th IEEE International Conference on Image Processing*. Vol. 3. pp. 228–231.
- Guillaud, A., 2000. Un système multi-agent pour la reconnaissance de formes sur des pièces calcifiées - aide à l'estimation de l'âge de poissons et de céphalopodes. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale.

- Guillaud, A., Benzinou, A., Troadec, H., Rodin, V., Le Bihan, J., 2002a. Autonomous agents for edge detection and continuity perception on otolith images. *Image and Vision Computing* 20 (13-14), 955–958.
- Guillaud, A., Troadec, H., Benzinou, A., Le Bihan, J., Rodin, V., 2002b. A multiagent system for edge detection and continuity perception on fish otolith images. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 2002 (1), 746–753.
- Guo, Y., Suri, J., Sivaramakrishna, R., 2005. Image registration for breast imaging : a review. In : 27th International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society. pp. 3379 –3382.
- Hao, Z., Malik, J., 2003. Learning a discriminative classifier using shape context distances. In : 16th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol. 1. pp. 242–247.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2001. *The elements of statistical learning*. Springer-Verlag, New York.
- Helm, M., 1991. Towards automatic rectification of satellite images using feature based matching. In : 11th IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Vol. 4. pp. 2439–2442.
- Hermosillo, G., 2002. Variational methods for multimodal image matching. Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis.
- Ho, T. K., 1998. The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (8), 832–844.
- Hsieh, J., Liao, H., Fan, K., Ko, M., 1996. A fast algorithm for image registration without predetermining correspondences. In : 13th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. 1. pp. 765–769.
- Hsieh, Y., McKeown, D., Perlant, F., 1992a. Performance evaluation of scene registration and stereo matching for cartographic feature extraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (2), 214–238.
- Hsieh, Y., McKeown, D., Perlant, F., 1992b. Performance evaluation of scene registration and stereo matching for cartographic feature extraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (2), 214–238.
- Hu, M., 1962. Visual pattern recognition by moment invariants. *IEEE Transactions on Information Theory* 8 (2), 179–187.
- Huber, P., 1981. *Robust statistics*. John Wiley and Sons, New York.
- Huckemann, S., Hotz, T., 2009. Principal component geodesics for planar shape spaces. *Journal of Multivariate Analysis* 100 (4), 699–714.

- Huckemann, S., Ziezold, H., 2006. Principal component analysis for riemannian manifolds, with an application to triangular shape spaces. *Advances in Applied Probability* 38 (2), 299–319.
- Jeannin, S., Bober, M., 1999. Description of Core Experiments for MPEG-7 Motion/Shape. MPEG7, ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N2690, document N2690, Seoul.
- Jin, K., Cao, M., Kong, S., Lu, Y., 2006. Homocentric polar-radius moment for shape classification. In : 8th International Conference on Signal Processing. Vol. 3. pp. 1851–1854.
- Jobling, M., Breiby, A., 1986. The use and abuse of fish otoliths in studies of feeding habits of marine piscivores. *Sarsia* 71 (3-4), 265–274.
- Johnson, H., Christensen, G., 2002. Consistent landmark and intensity-based image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 21 (5), 450–461.
- Johnson, J., Ross, R., McKenna, J., Lewis, G., 2006. Estimating the size of fish consumed by double-crested cormorants : considerations for better understanding cormorant-fish interactions. *Journal of Great Lakes Research* 32 (1), 91–101.
- Jones, C., 2000. Fitting growth curves to retrospective size-at-age data. *Fisheries Research* 46 (1-3), 123 – 129.
- Jonsdottir, I., Campana, S., Marteinsdottir, G., 2006. Otolith shape and temporal stability of spawning groups of icelandic cod (*gadus morhua*). *ICES Journal of Marine Science* 63 (8), 1501–1512.
- Jost, J., 2002. *Riemannian geometry and geometric analysis*. Springer, Berlin.
- Kass, G., 1980. An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. *Applied Statistics* 29 (2), 119–127.
- Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., 1987. Snakes : active contour models. *International Journal of Computer Vision* 1 (4), 321–331.
- Kauppinen, H., Seppanen, T., Pietikainen, M., 1995. An experimental comparison of autoregressive and Fourier-based descriptors in 2-D shape classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17 (2), 201–207.
- Kendall, D., 1984. Shape manifolds, procrustean metrics, and complex projective spaces. *Bulletin of the London Mathematical Society* 16 (2), 81–121.
- Keogh, E., Pazzani, M., 1999. Scaling up dynamic time warping to massive dataset. In : 3rd European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery. pp. 1–11.
- Kessler, M., 2006. Image registration and data fusion in radiation therapy. *British Journal of Radiology* 79 (1), 99–108.

- Khotanzad, A., Hong, Y., 1990. Invariant image recognition by Zernike moments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12 (5), 489–497.
- Kim, J., Fessler, J., 2004. Intensity-based image registration using robust correlation coefficients. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (11), 1430–1444.
- Kim, W., Kim, Y., 2000. A region-based shape descriptor using Zernike moments. *Signal Processing : Image Communication* 16 (1-2), 95–102.
- Kimura, D., Chikuni, S., 1987. Mixtures of empirical distributions : an iterative application of the age-length key. *Biometrics* 43 (1), 23–35.
- Klassen, E., Srivastava, A., 2002. Geometric analysis of planar shapes using geodesic paths. In : 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Vol. 1. pp. 468–472.
- Klassen, E., Srivastava, A., Mio, M., Joshi, S., 2004. Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26 (3), 372–383.
- Knight, K., 1999. *Mathematical statistics*. Chapman & Hall/CRC, Florida.
- Knops, Z., Maintz, J., Viergever, M., Pluim, J., 2006. Normalized mutual information based registration using k-means clustering and shading correction. *Medical Image Analysis* 10 (3), 432–439.
- Kruskall, J., Liberman, M., 1983. The symmetric time warping algorithm : from continuous to discrete. In : *Time warps, string edits and macromolecules*. Addison-Wesley.
- Kuhl, F., Giardina, C., 1982. Elliptic Fourier features of a closed contour. *Computer Graphics and Image Processing* 18, 236–258.
- Kunttu, I., Lepistö, L., Rauhamaa, J., Visa, A., 2006. Multiscale Fourier descriptors for defect image retrieval. *Pattern Recognitions Letter* 27 (2), 123–132.
- Kutkuhn, J., 1981. Stock definition as a necessary basis for cooperative management of great lakes fish resources. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 38 (12), 1476–1478.
- L'abee-Lund, J., 1984. Otolith shape discriminates between juvenile atlantic salmon, *salmo salar* l., and brown trout, *salmo trutta* l. *Netherlands Journal of Zoology* 34 (4), 566–595.
- Lagardère, F., Troadec, H., 1991. L'estimation de l'âge des larves de poissons : vers une méthode objective par utilisation d'une technique de reconnaissance de forme. In : *Acte du Colloque National : Tissus durs et âge individuel des vertébrés*. pp. 79–91.
- Lagardère, F., Troadec, H., 1997. Age estimation in common sole *solea larvea* : validation of daily increments and evaluation of a pattern recognition technique. *Marine Ecology Progress Series* 155, 223–237.

- Laing, I., 2000. Effect of temperature and ration on growth and condition of king scallop (*pecten maximus*) spat. *Aquaculture* 183 (3-4), 325–334.
- Laing, I., 2002. Effect of salinity on growth and survival of king scallop spat (*pecten maximus*). *Aquaculture* 205 (1-2), 171–181.
- Landa, J., Pérez, N., Piñeiro, C., 2002. Growth patterns of the four spot megrim (*lepidorhombus boscii*) in the northeast atlantic. *Fisheries Research* 55 (1-3), 141–152.
- Latecki, L., Lakaemper, R., 2002. Application of planar shape comparison to object retrieval in image databases. *Pattern Recognition* 35 (1), 15–29.
- Latecki, L., Lakemper, R., 2000. Shape similarity measure based on correspondence of visual parts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22 (10), 1185–1190.
- Latecki, L. J., Lakaemper, R., Wolter, D., 2005a. Optimal partial shape similarity. *Image Vision Computing* 23 (2), 227–236.
- Latecki, L. J., Megalooikonomou, V., Wang, Q., Lakaemper, R., Ratanamahatana, C. A., Keogh, E., 2005b. Partial elastic matching of time series. In : 5th IEEE International Conference on Data Mining. pp. 701–704.
- Laurec, A., Le Guen, J., 1981. Dynamique des populations marines exploitées, Tome 1. Concepts et modèles, rapports scientifiques et techniques 45. CNEXO/Centre Océanographique de Bretagne, Brest, France.
- Le Moigne, J., Morisette, J., Cole-Rhoades, A., Netanyahu, N., Eastman, R., Stone, H., 2003. Earth science imagery registration. In : 23th IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Vol. 1. pp. 161–163.
- Lecomte-Finiger, R., 1999. L’otolithe : la “boîte noire” des téléostéens. *L’Année Biologique* 38 (2), 107–122.
- Lefébure, M., Cohen, L., 2001. Image registration, optical flow and local rigidity. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 14 (2), 131–147.
- Lehmann, T., 1998. A two stage algorithm for model-based registration of medical images. In : 14th Interantional Conference on Pattern Recognition. pp. 344–352.
- Lemoine, D., Barillot, C., Gibaud, B., Pasqualini, E., 1991. An anatomic-based 3D registration system of multimodality and atlas data in neurosurgery. In : 12th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. pp. 154–164.
- Lester, H., Arridge, S., Jansons, K., Lemieux, L., Hajnal, J., Oatridge, A., 1999. Non-linear registration with the variable viscosity fluid algorithm. In : 16th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. pp. 238–251.

- Lester, N., Shuter, B., Abrams, P., 2004. Interpreting the von bertalanffy model of somatic growth in fishes : the cost of reproduction. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B : Biological Sciences* 271 (1548), 1625–1631.
- Li, H., Manjunath, B., Mitra, S., 1995. A contour-based approach to multisensor image registration. *IEEE Transactions on Image Processing* 4 (3), 320–334.
- Li, S., Kittler, J., Petrou, M., 1992. Matching and recognition of road networks from aerial images. In : *2nd European Conference on Computer Vision*. pp. 857–861.
- Likar, B., Pernuš, F., 1999. Automatic extraction of corresponding points for the registration of medical images. *Medical Physics* 26 (8), 1678–1686.
- Lin, I., Kung, S., 1997. Coding and comparison of dag's as a novel neural structure with applications to on-line handwriting recognition. *IEEE Transactions on Signal Processing* 45 (11), 2701–2708.
- Ling, H., Jacobs, D., 2007. Shape classification using the inner-distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 29 (2), 286–299.
- Liyang, W., Weidong, S., 2009. A review of range image registration methods with accuracy evaluation. In : *Joint Urban Remote Sensing Event*. pp. 1–8.
- Loh, W., 2009. Improving the precision of classification trees. *DOI Annals of Applied Statistics* 3 (4), 1710–1737.
- Loh, W., Shih, Y., 1997. Split selection methods for classification trees. *Statistica Sinica* 7, 815–840.
- Lorrain, A., Gillikin, D., Paulet, Y., Chauvaud, L., Le Mercier, A., Navez, J., Andre, L., 2005. Strong kinetic effects on sr/ca ratios in the calcitic bivalve pecten maximus. *Geology* 33 (12), 965–968.
- Lou, D., Mapstone, B., Russ, G., Davies, C., Begg, G., 2005. Using otolith weight-age relationships to predict age-based metrics of coral reef fish populations at different spatial scales. *Fisheries Research* 71 (3), 279–294.
- Lu, G., Sajjanhar, A., 1999. Region-based shape representation and similarity measure suitable for content-based image retrieval. *Multimedia Systems* 7 (2), 165–174.
- Luan, H., Qi, F., Xue, Z., Chen, L., Shen, D., 2008. Multimodality image registration by maximization of quantitative-qualitative measure of mutual information. *Pattern Recognition* 41 (1), 285–298.
- Macchi, G., Pájaro, M., Militelli, M., Radovani, N., Rivas, L., 2006. Influence of size, age and maternal condition on the oocyte dry weight of argentine hake (*merluccius hubbsi*). *Fisheries Research* 80 (2-3), 345 – 349.

- Maes, F., Collignon, A., Vandermeulen, D., Marchal, G., Suetens, P., 1997. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 16 (2), 187–198.
- Maintz, J., Viergever, M., 1998. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis* 2 (1), 1–36.
- Mairteinsdottir, G., Begg, G., 2002. Essential relationships incorporating the influence of age, size and condition on variables required for estimation of reproductive potential in atlantic cod gadus morhua. *Marine ecology. Progress series* 235, 235–256.
- Maître, H., Wu, Y., 1987. Improving dynamic programming to solve image registration. *Pattern Recognition* 20 (4), 443–461.
- Makela, T., 2003. Data registration and fusion for cardiac applications. Thèse de doctorat, Helsinki University of Technology.
- Makela, T., Clarysse, P., Sipila, O., Pauna, N., Pham, Q. C., Katila, T., Magnin, I., 2002. A review of cardiac image registration methods. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 21 (9), 1011–1021.
- Mangasarian, O., 1998. Generalized support vector machines. In : Smola, A., Bartlett, P., Scholkopf, B., Schuurmans, C. (Eds.), *Advances in large margin classifiers*. MIT Press, pp. 135–146.
- Manjunath, B., Shekhar, C., Chellappa, R., 1996. A new approach to image feature detection with applications. *Pattern Recognition* 29 (4), 627–640.
- Mardia, K., Dryden, I., 1989. Shape distributions for landmark data. *Advances in Applied Probability* 21 (4), 742–755.
- Marr, D., Hildreth, E., 1980. Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society London* 207 (1167), 187–217.
- Martucci, O., Pietrelli, L., Consiglio, C., 1993. Fish otoliths as indicators of the cormorant phalacrocorax carbo diet (aves, pelecaniformes). *Bolletino di Zoologia* 60 (4), 393–396.
- McNeill, G., Vijayakumar, S., 2006. Hierarchical procrustes matching for shape retrieval. In : 19th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol. 1. pp. 885–894.
- McNeill, G., Vijayakumar, S., 2006. A probabilistic approach to robust shape matching. In : 13th International Conference on Image Processing. pp. 937–940.
- Mehre, B., Kankanhalli, M., Lee, W., 1997. Shape measures for content based image retrieval : a comparison. *Information Processing and Management* 33 (3), 319–337.

- Mellon, C., de Pontual, H., Metral, L., Quemener, L., 2010. Growth of european hake (merluccius merluccius l.) in the gulf of lions based on conventional tagging. *ICES Journal of Marine Science* 67 (1), 62–70.
- Mercer, J., 1909. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* 209, 415–446.
- Michor, P., Mumford, D., 2003. Riemannian geometries on spaces of plane curves. *Journal of the European Mathematical Society* 8 (1), 1–48.
- Michor, P., Mumford, D., 2007. An overview of the riemannian metrics on spaces of curves using the hamiltonian approach. *Applied and Computational Harmonic Analysis. Special Issue on Mathematical Imaging* 23 (1), 74–113.
- Michor, P., Mumford, D., Shah, J., Younes, L., 2008. A metric on shape space with explicit geodesics. *Rendiconti Lincei - Matematica e Applicazioni* 9, 25–57.
- Miller, M., Younes, L., 2001. Group actions, homeomorphisms, and matching : a general framework. *International Journal of Computer Vision* 41 (1-2), 61–84.
- Miller, M. I., Trouvé, A., Younes, L., 2006. Geodesic shooting for computational anatomy. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 24 (2), 209–228.
- Mio, W., Bowers, J., Liu, X., 2009. Shape of elastic strings in euclidean space. *International Journal of Computer Vision* 82 (1), 96–112.
- Mio, W., Srivastava, A., Joshi, S., 2007. On shape of plane elastic curves. *International Journal of Computer Vision* 73 (3), 307–324.
- Modersitzki, J., 2004. *Numerical methods for image registration*. Oxford University Press, New York.
- Mokhtarian, F., Abbasi, S., Kittler, J., 1996. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space. In : *1st International Workshop on Image DataBases and Multimedia Search*. pp. 35–42.
- Mokhtarian, F., Bober, M., 2003. *Curvature scale space representation : theory, applications, and MPEG-7 standardization*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA.
- Mokhtarian, F., Mackworth, A., 1986. Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (1), 34–43.
- Moon, Y., Yeung, H., Chan, K., Chan, S., 2004. Template synthesis and image mosaicking for fingerprint registration : an experimental study. In : *29th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Vol. 5. pp. 409–412.

- Morales-Nin, B., 1986. Structure and composition of merluccius capensis otoliths. *South African Journal of Marine Sciences* 4, 3–10.
- Mori, G., Malik, J., 2002. Estimating human body configurations using shape context matching. In : 7th European Conference on Computer Vision. Vol. 3. pp. 666–680.
- Moss, S., Hancock, E. R., 1997. Multiple line-template matching with the em algorithm. *Pattern Recognition Letters* 18 (11-13), 1283–1292.
- Mérigot, B., Letourneur, Y., Lecomte-finiger, R., 2007. Characterization of local populations of the common sole *solea solea* (pisces, soleidae) in the nw mediterranean through otolith morphometrics and shape analysis. *Marine Biology* 151 (3), 997–1008.
- Muir, A., Ebener, M., He, J., Johnson, J., 2008. A comparison of the scale and otolith methods of age estimation for lake whitefish in lake huron. *North American Journal of Fisheries Management* 28 (3), 625–635.
- Mukundan, R., 2004. A new class of rotational invariants using discrete orthogonal moments. In : 6th IASTED Conference on Signal and Image Processing. pp. 80–84.
- Mukundan, R., Ong, S., Lee, P., 2001. Image analysis by Tchebichef moments. *IEEE Transactions on Image Processing* 10 (9), 1357–1364.
- Mukundan, R., Ramakrishnan, K., 1998. Moment functions in image analysis : theory and applications. World Scientific Publication Company, Singapore.
- Muller, K., Ohm, J., 1999. Contour description using wavelets. In : 2nd International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. pp. 77–80.
- Neilson, J., Geen, G., 1982. Otoliths of chinook salmon (*oncorhynchus tshawytscha*) : daily growth increments and factors influencing their production. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 39 (10), 1340–1347.
- Nguyen, H. S., Nguyen, S. H., 2005. Fast split selection method and its application in decision tree construction from large databases. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems* 2 (2), 149–160.
- Nicoli, L., Anagnostopoulos, G., 2008. Shape-based recognition of targets in synthetic aperture radar images using elliptical Fourier descriptors. In : 18th International Society for Optical Engineering, Automatic Target Recognition. Vol. 6967. pp. 1–12.
- Nikhil, P., Sankar, P., 1993. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition* 26 (9), 1277–1294.
- Nixon, M., Aguado, A., 2007. Feature extraction and image processing. Academic Press, London, UK.
- Nolf, D., 1993. A survey of perciform otoliths and their interest for phylogenetic analysis, with an iconographic synopsis of the percoidei. *Bulletin of Marine Science* 52 (1), 220–239.

- Nolf, D., 1995. Studies on fossil otoliths - the state of the art. In : Secor, D., Dean, J., Campana, S. (Eds.), Recent developments in fish otolith research. University of South Carolina press, Stuttgart and New York, pp. 513–544.
- Nolf, D., Brzobohaty, R., 2002. Otolithes de poissons du paléocanyon de saubrigues (chattien à langhien), aquitaine méridionale, France. *Revue de Micropaléontologie* 45 (4), 261 – 296.
- Oliver, M., Webster, R., 1990. Kriging : a method of interpolation for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information science* 4 (3), 313–332.
- Olsson, O., North, A., 1997. Diet of the king penguin *aptenodytes patagonicus* during three summers at south georgia. *IBIS The International Journal of Avian Science* 139 (3), 504–512.
- Panfili, J., de Pontual, H., Troadec, H., Wright, P. (Eds.), 2003. *Manual of Fish Sclerochronology*, Ifremer-IRD Edition. Brest, France.
- Parisi-Baradad, V., Lombarte, A., Garcia-Ladona, E., Cabestany, J., Piera, J., Chic, O., 2005. Otolith shape contour analysis using affine transformation invariant wavelet transforms and curvature scale space representation. *Marine and Freshwater Research* 56, 795–804.
- Penney, G., Weese, J., Little, J., Desmedt, P., Hill, D., Hawkes, D., 1998. A comparison of similarity measures for use in 2-D-3-D medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 17 (4), 586–595.
- Pentland, A., 1987. Recognition by parts. In : 1st International Conference on Computer Vision. pp. 612–620.
- Persoon, E., Fu, K., 1986. Shape discrimination using Fourier descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (3), 388–397.
- Petitjean, C., 2003. Recalage non rigide d'images par approches variationnelles statistiques. Application à l'analyse et à la modélisation de la fonction myocardique en IRM. Thèse de doctorat, Université Paris V.
- Pino, C., Cubillos, L., Araya, M., Sepúlveda, A., 2004. Otolith weight as an estimator of age in the patagonian grenadier, *macrurus magellanicus*, in central-south chile. *Fisheries Research* 66 (2-3), 145–156.
- Pluim, J., Maintz, J., Viergever, M., 2003. Mutual-information-based registration of medical images : a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22 (8), 986–1004.
- Ponton, D., 2006. Is geometric morphometrics efficient for comparing otolith shape of different fish species ? *Journal of Morphology* 267 (6), 750–757.

- Pop, D., Jichici, C., Negru, V., 2005. A combinative method for decision tree construction. In : 7th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing. pp. 139–143.
- Popper, A., Hoxter, B., 1981. The fine structure of the sacculus and lagena of a teleost fish. *Hearing Research* 5 (2-3), 245–263.
- Popper, A., Lu, Z., 2000. Structure-function relationships in fish otolith organs. *Fisheries Research* 46 (1-3), 15–25.
- Pothin, K., Gonzalez Salas, C., Chabanet, P., Lecomte Finiger, R., 2006. Distinction between *mulloidichthys flavolineatus* juveniles from reunion island and mauritius island (south-west indian ocean) based on otolith morphometrics. *Journal of Fish Biology* 69 (1), 38–53.
- Pothin, K., Tessier, E., Chabanet, P., Lecomte Finiger, R., 2006. Larval life history traits and larval growth of *gnathodentex aurolineatus* (lethrinidae) before and after settlement in a sandy bay of reunion island (sw indian ocean). *Cybiuim* 30, 27–33.
- Quinlan, J., 1993. C4.5 : programs for machine learning. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, USA.
- Quinn, J., Deriso, R., 1999. Quantitative fish dynamics. Oxford University Press, New York.
- Radhakrishnan, K., He, W., Liu, M., Xie, S., 2009. Otoliths - the biological CD-ROMs of fish. *Current Science* 97 (8), 1121–1122.
- Ramirez, L., Durdle, N., Raso, V., 2003. Medical image registration in computational intelligence framework : a review. In : IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Vol. 2. pp. 1021–1024.
- Rath, T. M., Manmatha, R., 2003. Word image matching using dynamic time warping. In : 16th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol. 2. pp. 521–527.
- Reichenbacher, B., Kowalke, T., 2009. Neogene and present-day zoogeography of killifishes (*aphanius* and *aphanolebias*) in the mediterranean and paratethys areas. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 281 (1-2), 43–56.
- Reveillac, E., Feunteun, E., Berrebi, P., Gagnaire, P.-A., Lecomte-Finiger, R., Bosc, P., Robinet, T., 2008. *Anguilla marmorata* larval migration plasticity as revealed by otolith microstructural analysis. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 65, 2127–2137.
- Richard, F., 2002. Une nouvelle technique de recalage d'images avec des contraintes aux bords libres : application aux mammographies. In : 13ème Conférence en Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle. Vol. 2. pp. 453–462.

- Richard, F., Cohen, L., 2003. A new image registration technique with free boundary constraints : application to mammography. *Computer Vision and Image Understanding* 89 (2-3), 166–196.
- Richard, S., 2005. Reconstruction géométrique de la cornée par vidéokératographie. Thèse de doctorat, Université Aix-Marseille II.
- Richards, J., 1986. Remote sensing digital image analysis : an introduction. Springer-Verlag, Berlin.
- Ristad, E., Yianilos, P., 1998. Learning string edit distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence* 20 (5), 522–532.
- Robirtson, S., Morison, A., 1998. Development of an artificial neural network for automated age estimation. Technical Report 98/105, Marine and Freshwater Resources Institute, Queenscliff, Australia.
- Roche, A., Malandain, G., Ayache, N., 2000. Unifying maximum likelihood approaches in medical image registration. *International Journal of Imaging Systems and Technology : Special Issue on 3D Imaging* 11 (1), 71–80.
- Rodin, V., Benzinou, A., Guillaud, A., Ballet, P., Harrouet, F., Tisseau, J., Le Bihan, J., 2004. An immune oriented multi-agent system for biological image processing. *Pattern Recognition* 37 (4), 631–645.
- Rodin, V., Troadec, H., de Pontual, H., Benzinou, A., Tisseau, J., Le Bihan, J., 1996. Growth ring detection on fish otoliths by a graph construction. In : 3rd IEEE International Conference on Image Processing. Vol. 2. pp. 685–688.
- Rodriguez, J., Kuncheva, L., Alonso, C., 2006. Rotation forest : a new classifier ensemble method. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 28 (10), 1619–1630.
- Rohlf, F., Marcus, L., 1993. A revolution in morphometrics. *Trends in Ecology and Evolution* 8 (7), 129–132.
- Rohr, K., 1994. Localization properties of direct corner detectors. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 4 (2), 139–150.
- Rohr, K., 2001. Landmark-based image analysis : using geometric and intensity models. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA.
- Rohr, K., Fornefett, M., Stiehl, H., 1999. Approximating thin plates splines for elastic registration : integration of landmarks errors and orientation attributes. In : 16th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. pp. 252–265.

- Ross, R., Johnson, J., Adams, C., 2005. Use of fish-otolith-length regressions to infer size of double-crested cormorant prey fish from recovered otoliths in lake ontario. *Northeastern Naturalist* 12 (2), 133–140.
- Roux, M., 1996. Automatic registration of spot images and digitized maps. In : 3rd IEEE International Conference on Image Processing. Vol. 2. pp. 625–628.
- Rucklidge, W., 1996. Efficient visual recognition using the Hausdorff distance. Springer, Berlin.
- Ruprecht, D., Müller, H., 1995. Image warping with scattered data interpolation. *IEEE Computer Graphics and Application* 15 (2), 37–43.
- Rusnell, B., Pierson, R., Singh, J., Adams, G., Eramian, M., 2008. Level set segmentation of bovine corpora lutea in *ex situ* ovarian ultrasound images. *Reproductive Biology and Endocrinology* 6 (33), 1–16.
- Saber, E., Xu, Y., Tekalp, A., 2005. Partial shape recognition by sub-matrix matching for partial matching guided image labeling. *Pattern Recognition* 38 (10), 1560–1573.
- Sakoe, H., Chiba, S., 1978. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* 26 (1), 43–49.
- Sankoff, D., Kruskal, J., 1983. Time warps, string edits, and macromolecules : the theory and practice of sequence comparison. Advanced Book Program, Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts.
- Schmidt, F., Clausen, M., Cremers, D., 2006. Shape matching by variational computation of geodesics on a manifold. In : 28th DAGM Symposium on Pattern Recognition. Vol. 4174. pp. 142–151.
- Schmill, M., Oates, T., Cohen, P., 1999. Learned models for continuous planning. In : 7th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics. pp. 278–282.
- Sebastian, T., Klein, P., Kimia, B., 2003. On aligning curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 25 (1), 116–125.
- Secor, D., Henderson-Arzapalo, A., Piccoli, P., 1995. Can otolith microchemistry chart patterns of migration and habitat utilization in anadromous fishes ? *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology* 192 (1), 15–33.
- Sester, M., Sester, M., Hild, H., Hild, H., Fritsch, D., Fritsch, D., 1998. Definition of ground-control features for image registration using gis-data. In : ISPRS Symposium on Object Recognition and Scene Classification from Multispectral and Multisensor Pixels. pp. 537–543.

- Shams, R., Sadeghi, P., Kennedy, R., Hartley, R., 2010. A survey of medical image registration on multicore and the GPU. *IEEE Signal Processing Magazine* 27 (2), 50–60.
- Shannon, C., 1948. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal* 27, 379–423 and 623–656.
- Sharon, E., Mumford, D., 2006. 2D-shape analysis using conformal mapping. *International Journal of Computer Vision* 70 (1), 55–75.
- Shih, Y., 1999. Families of splitting criteria for classification trees. *Statistics and Computing* 9 (4), 309–315.
- Shih, Y., 2004. A note on split selection bias in classification trees. *Computational Statistics & Data Analysis* 45 (3), 457–466.
- Shin, D., Pollard, J., Muller, J., 1997. Accurate geometric correction of ATSR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35 (4), 997–1006.
- Silberschneider, V., Gray, C., Stewart, J., 2009. Age, growth, maturity and the overfishing of the iconic sciaenid, *argyrosomus japonicus*, in south-eastern, australia. *Fisheries Research* 95 (2-3), 220–229.
- Silva, E., Stewart, D., 2006. Age structure, growth and survival rates of the commercial fish *prochilodus nigricans* (bocachico) in north-eastern ecuador. *Environmental Biology of Fishes* 77 (1), 63–77.
- Small, C., 1996. *The statistical theory of shape*. Springer, New York.
- Smith, S., Brady, J., 1997. SUSAN - a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision* 23 (1), 45–78.
- Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., 1998. *Image processing, analysis, and machine vision*, 2nd Edition. Chapman & Hall, London, UK.
- Srivastava, A., Joshi, S., Kaziska, D., Wilson, D., 2005. Applications of planar shape analysis to image-based inferences. In : 30th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Vol. 5. pp. 1037–1040.
- Stevenson, J., Secor, D., 1999. Age determination and growth of hudson river atlantic sturgeon, *acipenser oxyrinchus*. *Fishery Bulletin* 98 (1), 153–166.
- Steward, C., DeMaria, K., Shenker, J., 2009. Using otolith morphometrics to quickly and inexpensively predict age in the gray angelfish (*pomacanthus arcuatus*). *Fisheries Research* 99 (2), 123–129.
- Stockman, G., Kopstein, S., Benett, S., 1982. Matching images to models for registration and object detection via clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 4 (3), 229–241.

- Studholme, C., Hill, D., Hawkes, D., 1995. Multiresolution voxel similarity measures for MR-PET registration. In : 14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. Vol. 3. pp. 287–298.
- Summerfelt, R., Hall, G., 1987. Age and growth of fish. Iowa State University Press, Iowa, USA.
- Super, B., 2003. Improving object recognition accuracy and speed through nonuniform sampling. In : Casasent, D., Hall, E., Rönning, J. (Eds.), Intelligent robots and computer vision XXI : algorithms, techniques, and active vision. Proceedings of the SPIE. Etats-Unis, pp. 228–239.
- Super, B., 2006. Retrieval from shape databases using chance probability functions and fixed correspondence. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 20 (8), 1117–1138.
- Svedlow, M., McGillem, C., Anuta, P., 1976. Experimental examination of similarity measures and preprocessing methods used for image registration. In : 3rd Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data. pp. 4A9–4A17.
- Tanase, M., Veltkamp, R. C., 2005. Part-based shape retrieval. In : 13th ACM international conference on Multimedia. pp. 543–546.
- Tang, Y., Suen, C., 1993. Image transformation approach to nonlinear shape restoration. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 23 (1), 155–172.
- Tavolga, W., Popper, A., Fay, R., 1981. Hearing and sound communication in fishes. Springer, New York.
- Taylor, P., Silverman, B., 1993. Block diagrams and splitting criteria for classification trees. *Statistics and Computing* 3 (4), 147–161.
- Teague, M., 1980. Image analysis via the general theory of moments. *Journal of Optical Society of America* 70 (8), 920–930.
- Thayananthan, A., Stenger, B., Torr, P., Cipolla, R., 2003. Shape context and chamfer matching in cluttered scenes. In : 16th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol. 1. pp. 127–133.
- Thevenaz, P., Unser, M., 2000. Optimization of mutual information for multiresolution image registration. *IEEE Transactions on Image Processing* 9 (12), 2083–2099.
- Ton, J., Jain, A., 1989. Registering landsat images by point matching. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 27 (5), 642–651.
- Torres, G., Lombarte, A., Morales-Nin, B., 2000. Sagittal otolith size and shape variability to identify geographical intraspecific differences in three species of the genus *merluccius*. *Journal of the Marine Biological Association of the UK* 80 (2), 333–342.

- Tort, A., 2003. Elliptical Fourier functions as a morphological descriptor of the genus *stenosarina* brachiopoda, terebratulida, new caledonia. *Mathematical Geology* 35, 873–885.
- Treble, M., Campana, S., Wastle, R., Jones, C., Boje, J., 2008. Growth analysis and age validation of a deepwater arctic fish, the greenland halibut (*reinhardtius hippoglossoides*). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 65 (6), 1047–1059.
- Troadec, H., 1991. Frequency demodulation on otolith numerical images for the automation of fish age estimation. *Aquatic Living Resources* 4, 207–219.
- Troadec, H., 1992. Reconnaissance de structures sur des pièces calcifiées par imagerie numérique dans un but de suivi d'un stock halieutique. Thèse de doctorat, Université Paris 7.
- Troadec, H., Benzinou, A., 2002. Estimation de l'âge assistée par ordinateur. In : Panfili, J., de Pontual, H., Troadec, H., Wright, P. (Eds.), *Manuel de sclérochronologie des poissons*, Ifremer-IRD Edition. Brest, France, pp. 201–242.
- Troadec, H., Benzinou, A., Rodin, V., Le Bihan, J., 2000. Use of deformable templates for otolith 2D growth ring detection by digital image processing. *Fisheries Research* 46 (1-3), 155–163.
- Trouvé, A., Younes, L., 2000. Diffeomorphic matching problems in one dimension : designing and minimizing matching functionals. In : 6th European Conference on Computer Vision. Vol. 1842. pp. 573–587.
- Tschumperlé, D., 2006. Fast anisotropic smoothing of multi-valued images using curvature-preserving pde's. *International Journal of Computer Vision* 68 (1), 65–82.
- Ullman, S., 1996. *High-level vision*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Van den Elsen, P., Pol, E., Viergever, M., 1993. Medical image matching-a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 12 (1), 26–29.
- Vapnik, V., 1995. *The nature of statistical learning theory*. Springer-Verlag, New York, USA.
- Veldkamp, R., 1995. Diet of cormorants *phalacrocorax carbo sinensis* at wanneperveen, the netherlands, with special reference to bream *abramis brama*. *Ardea* 83 (1), 143–155.
- Veltkamp, R., 2001. Shape matching : similarity measures and algorithms. In : 1st International Conference on Shape Modeling and Applications. pp. 188–197.
- Veltkamp, R., Hagedoorn, M., 2001. State of the art in shape matching. *Principles of Visual Information Retrieval*, 87–119.

- Vial, J., Nogairi, H., Sassiati, P., Mallipatu, S., Cognon, G., Thiébaud, D., Teillet, B., Rutledge, D. N., 2009. Combination of dynamic time warping and multivariate analysis for the comparison of comprehensive two-dimensional gas chromatograms : application to plant extracts. *Journal of Chromatography A* 1216 (14), 2866–2872.
- Viola, P., Wells, W., 1997. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision* 24 (2), 137–154.
- Volk, E., Bottom, D., Jones, K., Simenstad, C., 2010. Reconstructing juvenile chinook salmon life history in the salmon river estuary, oregon, using otolith microchemistry and microstructure. *Transactions of the American Fisheries Society* 139 (2), 535–549.
- Von Bertalanffy, L., 1938. A quantitative theory of organic growth (inquiry on growth laws II). *Human Biology* 10 (181-213).
- Vujovic, N., Brzakovic, D., 1997. Establishing the correspondence between control points in pairs of mammographic images. *IEEE Transactions on Image Processing* 6 (10), 1388–1399.
- Wang, C., Sun, H., Yada, S., Rosenfeld, A., 1983. Some experiments in relaxation image matching using corner features. *Pattern Recognition* 16 (2), 167–182.
- Wang, W., Chen, Y., 1997. Image registration by control points pairing using the invariant properties of line segments. *Pattern Recognition Letters* 18 (3), 269–281.
- Weickert, J., 1998. *Anisotropic diffusion in image processing*. Teubner-Verlag, Stuttgart.
- Welleman, H., Storbeck, F., 1995. Automatic ageing of plaice (*pleuronectes platessa* l.) otoliths by means of image analysis. In : D. Secor, J. D., Campana, S. (Eds.), *Recent developments in fish otolith research*. University of South Carolina Press, pp. 271–282.
- West, K., Walker, W., Baird, R., White, W., Levine, G., Brown, E. Schofield, D., 2009. Diet of pygmy sperm whales (*kogia breviceps*) in the hawaiian archipelago. *Marine Mammal Science* 25 (4), 931–943.
- Witkin, A., Terzopoulos, D., Kass, M., 1987. Signal matching through scale space. In : *Readings in computer vision : issues, problems, principles, and paradigms*. Morgan Kaufmann Readings Series, San Francisco, CA, USA, pp. 759–764.
- Wu, J., Kim, M., Peters, J., Chung, H., Samant, S., 2009. Evaluation of similarity measures for use in the intensity-based rigid 2D-3D registration for patient positioning in radiotherapy. *Medical Physics* 36 (12), 5391–5403.
- Xie, S., Watanabe, Y., Saruwatari, T., Masuda, R., Yamashita, Y., Sassa, C., Konishi, Y., 2005. Growth and morphological development of sagittal otoliths of larval and early juvenile *trachurus japonicus*. *Journal of Fish Biology* 66 (6), 1704–1719.

- Younes, L., 1998. Computable elastic distances between shapes. *SIAM Journal on Applied Mathematics* 58 (2), 565–586.
- Younes, L., 2000. Optimal matching between shapes via elastic deformations. *Image and Vision Computing* 17 (5), 381–389.
- Yu, J., Wann, N., 2009. Validation of annulus in otolith and estimation of growth rate for japanese eel *anguilla japonica* in tropical southern taiwan. *Environmental Biology of Fishes* 84 (1), 79–87.
- Yuille, A., Cohen, D., Hallinan, P., 1988. Facial feature extraction by deformable templates. Technical Report No. 88-2, Harvard Robotics Laboratory.
- Zhang, D., Lu, G., 2003. Comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 14 (1), 41–60.
- Zhang, G., Ma, Z., Tong, Q., He, Y., Zhao, T., 2008. Shape feature extraction using Fourier descriptors with brightness in content-based medical image retrieval. In : 4th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. pp. 71–74.
- Zhang, H., Shu, H., Haigron, P., Li, B., Luo, L., 2010. Construction of a complete set of orthogonal Fourier-Mellin moment invariants for pattern recognition applications. *Image Vision Computing* 28 (1), 38–44.
- Zhang, J., Zhang, X., Krim, H., Walter, G., 2003. Object representation and recognition in shape spaces. *Pattern Recognition* 36 (5), 1143–1154.
- Zhang, Y., 2001. A review of recent evaluation methods for image segmentation. In : 6th International Symposium on Signal Processing and its Applications. Vol. 1. pp. 148–151.
- Zhang, Z., 1994. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *International Journal of Computer Vision* 13 (2), 119–152.
- Zhang, Z., Huang, K., Tan, T., 2006. Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes. In : 18th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. 3. pp. 1135–1138.
- Zhao, D., Chen, J., 1997. Affine curve moment invariants for shape recognition. *Pattern Recognition* 30 (6), 895–901.
- Zheng, Q., Chellappa, R., 1992. A computational vision approach to image registration. In : 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. 1. pp. 193–197.
- Zheng, Z., Wang, H., Teoh, E. K., 1999. Analysis of gray level corner detection. *Pattern Recognition Letters* 20 (2), 149–162.

-
- Zijlstra, M., Van Eerden, M., 1995. Pellet production and the use of otoliths in determining the diet of cormorants *phalacrocorax carbo sinensis* : trials with captive birds. *Ardea* 83 (1), 123–131.
- Ziou, D., Tabbone, S., 1998. Edge detection techniques - an overview. *International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis* 8 (4), 537–559.
- Zitova, B., Flusser, J., 2003. Image registration methods : a survey. *Image and Vision Computing* 21 (11), 977–1000.
- Zitova, B., Flusser, J., Sroubek, F., 2002. Application of image processing for the conservation of the medieval mosaic. In : 9th IEEE International Conference on Image Processing. Vol. 3. pp. 993–996.

Résumé

Une approche variationnelle robuste est proposée pour le recalage de signaux $1D$ puis appliquée au calcul des géodésiques de formes pour la classification. L'approche est ensuite étendue au recalage d'images de séquences de formes. Cette approche de recalage, basé-géométrie, est particulièrement bien adaptée aux images peu contrastées, pour lesquelles le recalage basé-intensité manque d'efficacité.

Une étude de validation est menée sur des signaux et des images issus de la biologie et du milieu médical. La reconnaissance de formes (classification et recherche) a aussi été validée sur la base d'images MPEG-7 largement utilisée dans la littérature scientifique.

L'application principale visée concerne le traitement des signaux et des images issus d'archives biologiques marines (otolithes de poissons et coquilles Saint-Jacques), qui présentent une grande variabilité inter-individuelle et où les approches de recalage sont d'un intérêt tout particulier. Les méthodes proposées ont été appliquées avec succès à l'identification de l'espèce et/ou du stock du poisson et de la coquille Saint-Jacques, à l'estimation de l'âge et de la croissance du poisson, comme aide à l'interprétation des marques de croissance et à l'établissement de modèles statistiques de formes.

Mots-clés Recalage de signaux, recalage d'images, géodésiques dans l'espace des formes, optimisation, reconnaissance de formes, otolithes de poissons, coquilles Saint-Jacques.

Abstract

A robust variational method is proposed for $1D$ signal registration and applied in order to compute shape geodesics for shape classification issues. It is then extended to be applied for matching images of shape sequences. This geometric approach is mainly applied to poorly contrasted images where the intensity-based registration fails.

Experiments are carried out on real signals and images issued from biological and medical applications. Shape recognition (classification and retrieval) has also been validated on the image database MPEG-7.

The main application of this study concerns the processing of signals and images issued from marine biological archives (fish otoliths and seashells) which depict a high individual variability such that registration-based approaches are of particular interest. The proposed methods were applied successfully to the identification of species and/or stock of fish and seashells, to the estimation of fish age and growth, to assist growth pattern interpretation and to establish statistical modeling of shapes.

Keywords Signal registration, image registration, geodesics in shape space, optimization, shape recognition, fish otoliths, seashells.