



La simulation numérique : de la prévision de l'irradiation solaire aux sciences du vivant

Cyril Voyant

► To cite this version:

Cyril Voyant. La simulation numérique : de la prévision de l'irradiation solaire aux sciences du vivant. Recherche d'information [cs.IR]. Université de Corse Pascal Paoli, 2019. tel-02146041

HAL Id: tel-02146041

<https://theses.hal.science/tel-02146041>

Submitted on 24 Jun 2019

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.



UNIVERSITE DE CORSE-PASCAL PAOLI
UMR CNRS 6134
Sciences Pour l'Environnement



*Synthèse de l'activité scientifique en
vue d'obtention de l'Habilitation à
Diriger des Recherches*

Soutenue publiquement par
CYRIL VOYANT
Le 21 Juin 2019

**La simulation numérique : de la prévision de l'irradiation
solaire aux sciences du vivant**

Directeur :

M. Marc Muselli, Professeur, Université de Corse

Rapporteurs :

M. Ted Soubdhan, Professeur, Université des Antilles

M. Philippe Lauret, Professeur, Université de la Réunion

M. Jean-François Muzy, Directeur de Recherche, Université de Corse

Jury :

M. Ted Soubdhan, Professeur, Université des Antilles

M. Philippe Lauret, Professeur, Université de la Réunion

M. Jean-François Muzy, Directeur de recherche, Université de Corse

M. Cédric Join, Professeur, Université de Lorraine

M. Marc Muselli, Professeur, Université de Corse

M. Gilles Notton, Maître de conférences HDR, Université de Corse

M. Fawaz Massouh, Maître de conférences HDR, ENSAM

*Synthèse de l'activité scientifique en
vue d'obtention de l'Habilitation à
Diriger des Recherches*

Soutenue publiquement par
CYRIL VOYANT
Le 21 Juin 2019

**La simulation numérique : de la prévision de l'irradiation
solaire aux sciences du vivant**

Directeur :

M. Marc Muselli, Professeur, Université de Corse

Rapporteurs :

M. Ted Soubdhan, Professeur, Université des Antilles

M. Philippe Lauret, Professeur, Université de la Réunion

M. Jean-François Muzy, Directeur de Recherche, Université de Corse

Jury :

M. Ted Soubdhan, Professeur, Université des Antilles

M. Philippe Lauret, Professeur, Université de la Réunion

M. Jean-François Muzy, Directeur de recherche, Université de Corse

M. Cédric Join, Professeur, Université de Lorraine

M. Marc Muselli, Professeur, Université de Corse

M. Gilles Notton, Maître de conférences HDR, Université de Corse

M. Fawaz Massouh, Maître de conférences HDR, ENSAM

Sommaire

CHAPITRE 1 : PRESENTATION

1.	ETAT CIVIL.....	8
2.	CURSUS SCOLAIRE.....	9
3.	ACTIVITE PROFESSIONNELLE UNIVERSITAIRE	11
4.	ACTIVITE PROFESSIONNELLE HOSPITALIERE.....	12
5.	LISTE DES PUBLICATIONS	15
6.	DISTINCTIONS ET ROLE DANS DES CONGRES ET REVUES SCIENTIFIQUES.....	25
7.	PARTICIPATION A DES PROJETS DE RECHERCHE	26
8.	ROLE D'ENCADREMENT	27

CHAPITRE 2 : MODELISATION ET SIMULATION NUMERIQUE

1.	INTRODUCTION : (AP)PRENDRE OU A LAISSER, NOUS AVONS CHOISI !.....	30
2.	MODELES MATHEMATIQUES ET SIMULATION	31
3.	INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	35
4.	APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	36
5.	CONCLUSION	39
6.	REFERENCES.....	39

CHAPITRE 3 : ACTIVITE DE RECHERCHE EN PREVISION DE LA RESSOURCE SOLAIRE

1.	POURQUOI MODELISER LA RESSOURCE SOLAIRE	43
2.	SERIES TEMPORELLES ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	45
2.1.	SERIES TEMPORELLES OU CHRONIQUES.....	46
2.2.	APPROCHE STOCHASTIQUE	47
2.3.	LES DIFFERENTS OUTILS TESTES	48
2.4.	CONCLUSION	50
3.	DU NOIR AU GRIS ... UTILISATION DE MODELES DE CONNAISSANCE	50

3.1.	LE MODELE CIEL CLAIR.....	50
3.2.	LE RAYONNEMENT GLOBAL SUR UNE SURFACE INCLINEE	52
3.3.	CONCLUSION	55
4.	BENCHMARK DES DIFFERENTS PREDICTEURS.....	55
4.1.	VALIDATION DE L'APPROCHE ENDOGENE	55
4.2.	UTILISATION DE VARIABLES EXOGENES	58
4.3.	EN QUETE D'AMELIORATION	60
4.4.	VERS UNE APPROCHE SURFACIQUE : DU 1D AU 2D.....	62
4.5.	ET SI L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE N'ETAIT PAS LA SOLUTION.....	64
4.5.1.	LA PERSISTANCE INTELLIGENTE	64
4.5.2.	LA DERIVEE D'UN SIGNAL BRUITE	66
4.5.3.	LE FILTRE DE KALMAN	68
4.5.4.	LA PERSISTANCE STOCHASTIQUE	69
4.6.	LA PREVISION NE SUFFIT PAS, IL FAUT L'ENCADRER !.....	72
4.7.	NECESSITE DE MODIFIER NOS SIMULATIONS ET NOS METHODES DE PREVISION	74
4.7.1.	METHODES BASEES SUR LES ARBRES DE REGRESSIONS	75
4.7.2.	METHODES BASEES SUR LA MODELISATION PERIODIQUE	80
4.8.	CONCLUSION	82
5.	CONCLUSION DU CHAPITRE	82
6.	BIBLIOGRAPHIE.....	83

CHAPITRE 4 : ACTIVITE DE RECHERCHE DANS LE DOMAINE DE LA SANTE

1.	INTRODUCTION	96
2.	UTILISATION DES NEUTRONS ATMOSPHERIQUES A DES FINS THERAPEUTIQUES.....	97
2.1.	LA BNCT	99
2.2.	SIMULATIONS NUMERIQUES.....	100
2.2.1.	LA DOSE ABSORBEE	101
2.2.2.	FACTEUR D'ATTENUATION OU DE CAPTURE NEUTRONIQUE.....	104
2.2.3.	LIBRE PARCOURS MOYEN	105
2.2.4.	INTERACTION ELASTIQUE.....	105
2.2.5.	RESULTAT DOSIMETRIQUE	105
2.3.	CONCLUSION	107
3.	LA RADIOBIOLOGIE	108
3.1.	INTRODUCTION	108
3.2.	LES MODELES CONCERNANT LES VOLUMES CIBLES.....	110
3.2.1.	$D > DT$	110
3.2.2.	$D \leq DT$	111
3.3.	LES MODELES CONCERNANT LES ORGANES A RISQUE	111
3.3.1.	$D > DT$	111
3.3.2.	$D \leq DT$	112
3.4.	ESTIMATION DE L'EQUIVALENT DE DOSE	113

3.5.	CALCUL DES NTCP	114
3.6.	CALCUL DES OCCURRENCES DE CANCER RADIO-INDUITS	114
3.7.	CONCLUSION	115
4.	ETUDES CLINIQUES	115
4.1.	APPORT DE LA LYMPHISCINTIGRAPHIE (LS) EN RADIOTHERAPIE	115
4.1.1.	DESCRIPTIF DE L'ETUDE.....	116
4.1.2.	METHODOLOGIE	117
4.1.3.	RESULTATS.....	118
4.1.4.	CONCLUSION.....	119
4.2.	CANCERS PROSTATIQUES ET ARCTHERAPIE	119
4.2.1.	INTRODUCTION	119
4.2.2.	PATIENTS ET METHODE.....	120
4.2.3.	RESULTATS.....	123
4.2.4.	CONCLUSION.....	123
4.3.	INCERTITUDES DOSIMETRIQUES LIEES A L'ELASTICITE DES PAROIS VESICALES ET RECTALES : ADENOCARCINOME DE LA PROSTATE.....	124
4.3.1.	INTRODUCTION	125
4.3.2.	METHODE	126
4.3.3.	RESULTATS.....	127
4.3.4.	CONCLUSION.....	129
5.	REFLEXION SUR LE CONTROLE DE QUALITE EN MEDECINE NUCLEAIRE	130
5.1.	INTRODUCTION	130
5.2.	PRINCIPE DU CQI EN MEDICINE NUCLEAIRE	131
5.2.1.	CONTROLES LIES A LA CAMERA A SCINTILLATION.....	132
5.2.2.	CONTROLES LIES A LA PARTIE TDM	134
5.2.3.	CONTROLES DE L'ACTIVIMETRE.....	135
5.3.	DELEGATIONS	136
5.4.	TEMPS ET MOYENS IMPARTIS	137
5.5.	CONCLUSION	138
6.	PREVISION DE LA QUALITE DE L'AIR.....	139
6.1.	INTRODUCTION	139
6.2.	DONNEES UTILISEES	139
6.3.	RESULTATS	141
6.4.	CONCLUSION	144
7.	CONCLUSION	145
8.	BIBLIOGRAPHIE.....	147
CHAPITRE 5 : CONCLUSION GENERALE.....		149
TABLE DES ILLUSTRATIONS.....		153

Présentation

SOMMAIRE

1.	ETAT CIVIL.....	8
2.	CURSUS SCOLAIRE	9
3.	ACTIVITE PROFESSIONNELLE UNIVERSITAIRE	11
4.	ACTIVITE PROFESSIONNELLE HOSPITALIERE.....	12
5.	LISTE DES PUBLICATIONS	15
6.	DISTINCTIONS ET ROLE DANS DES CONGRES ET REVUES SCIENTIFIQUES.....	25
7.	PARTICIPATION A DES PROJETS DE RECHERCHE.....	26
8.	ROLE D'ENCADREMENT	27

1

1. Etat civil

Né le 06 octobre 1977 à Givors (69)
Situation familiale : célibataire

Nationalité : Française
2 enfants

Adresse au laboratoire

Université de Corse
UMR CNRS 6134
Campus Grimaldi
20250 Corte
☎ : 04 95 29 36 00
✉ : c.voyant@univ-corse.fr
🌐 : <http://spe.univ-corse.fr>

Adresse administrative

Rue del Pellegrino
Res. du centre, bat C2
20090 Ajaccio
☎ : +90 (212) 227 44 80
✉ : cyrilvoyant@gmail.com
🌐 : <http://cyrilvoyant.com>

2. Cursus scolaire

Ma scolarité s'est déroulée dans différentes localités, elle a commencé sur Narbonne (11) et a fini à Corte (2A) en passant par Paris (91 et 94), Toulouse (31) et Montpellier (34).

2011	Doctorat : séries temporelles et rayonnement global (CNU 62), Université de CORSE
2003	Diplôme de Qualification en Physique Radiologique et Médical (DQPRM) à l'Institut National des Sciences et Techniques Nucléaires de SACLAY
2003	Diplôme de Personne Compétente en Radioprotection (PCR) à l'IGR de VILLEJUIF
2002	DEA Radiations et Imagerie Médicale à l'UPS de TOULOUSE
2001	MAITRISE de Physique Fondamentale à l'Université MONTPELLIER II
2000	LICENCE de Physique Fondamentale à l'Université MONTPELLIER II
1999	DEUG Mathématiques et informatique (MIAS) à l'Université MONTPELLIER II
1996	Baccalauréat scientifique (mathématiques) au Lycée Dr Lacroix de NARBONNE.

Voulant devenir mathématicien depuis le lycée, je me suis vite rendu compte que les mathématiques enseignées à l'université ne correspondaient pas avec ce que j'avais imaginé : trop d'abstraction et pas assez de corrélations avec le monde qui m'entourait. Je me suis tourné vers la physique fondamentale à partir de la licence.

C'est en étudiant les sciences physiques et que je me suis réconcilié avec les mathématiques... j'adorais résoudre des équations, entendre parler d'équations aux dérivées partielles, de physique statistique ou encore de quantification de la matière. Je me suis passionné pour toutes ces matières, à tel point que moi, l'étudiant jusque-là relativement moyen et sans grande motivation, me suis retrouvé propulsé major de promotion avec une mention très bien en fin de deuxième cycle. Durant cette année charnière de maîtrise, j'ai eu la chance de faire un stage de quatre mois dans un laboratoire de recherche (Centre d'Electronique de Montpellier) durant lequel j'ai pu côtoyer l'univers médical et plus précisément celui de la radiothérapie par le biais de tests sur la tenue aux radiations de certains composants électroniques. Ma tâche était de confectionner un dosimètre, et pour se faire, j'avais accès à un accélérateur linéaire de particules du CRLCC Val d'Aurelle (à Montpellier). Mon dosimètre devait être capable de quantifier tant la dose et les dégâts générés par des photons de hautes énergies que les effets induits par des neutrons atmosphériques d'énergie inférieure à 1MeV. Grâce à ce stage j'ai pu voir une application directe de toutes les théories (ou du moins une partie) que j'avais décortiquées d'un point de vue scolaire : interaction rayonnement/matière, théorie de la fluorescence, physique des semi-

conducteurs, chocs relativistes élastiques ou non de particules, etc... Outre le fait que je me sentais sincèrement grandi d'un tel stage et que je me félicitais de toutes ces connaissances que j'avais eu la chance d'acquérir, cette période m'a aussi permis d'appréhender un métier dont j'ignorais jusqu'alors l'existence: radiophysicien ! En effet, en les regardant travailler je me projetais aisément dans cette profession qui alliait physique et médecine, théorie et pratique.

Un profond questionnement et une peur de continuer la théorie en troisième cycle sans débouché, m'a permis de décider que je devais tenter une entrée dans l'école de formation des physiciens médicaux. Il fallait, à un moment, sortir du cursus purement théorique et appliquer ses connaissances, faire preuve de pragmatisme pour ne pas se perdre ! C'est dans ce sens que je me suis inscrit et que j'ai postulé pour le DEA de rayonnement et imagerie de Toulouse. A ce moment-là, c'était la seule voie d'accès au métier de physicien médical. Ma candidature a été acceptée et j'ai pu commencer à apprendre un métier. C'était la première fois et ce fut assez déstabilisant : pas de théorie ou d'équation à résoudre. Je n'avais pas forcément le profil de ce genre d'études, j'avais du mal à faire abstraction des considérations théoriques. Je me suis tout de même investi et j'ai eu l'opportunité de poursuivre en intégrant le diplôme de qualification en physique radiologique et médicale de l'Institut National des Sciences et Techniques Nucléaires de Saclay (INSTN). Cette formation des plus pratiques, m'a permis de me présenter sur le marché du travail avec un agrément de physicien me permettant alors de travailler assez rapidement dans la plupart des hôpitaux français utilisant des rayonnements ionisants à visée curative.

Pendant presque 10 ans je me suis façonné une expérience et un savoir-faire dans le petit domaine de la radiothérapie, gardant en tête la résolution d'équations et les aspects bien plus théoriques qui me fascinaient tant et qui me faisaient un peu, voire totalement défaut ! C'est ainsi qu'en 2009 je me suis inscrit en doctorat pour effectuer une thèse sur un sujet totalement différent de ce que je pouvais faire sur l'hôpital : la modélisation des processus stochastiques météorologiques et plus particulièrement de la prévision de l'irradiation solaire en utilisant le formalisme des séries temporelles et les outils issus de l'intelligence artificielle. Le fait de cumuler pendant trois ans mon activité clinique et les simulations météorologiques a été autant fatigant qu'épanouissant, rythmant mes journées de manière « quasi-schizophrénique » : la pratique via la médecine le jour et la théorie via la météorologie et les mathématiques appliquées la nuit.

3. Activité professionnelle universitaire

Mon activité académique a commencé en 2002 à l'université de Nîmes. A ce moment-là, je n'étais qu'étudiant en troisième cycle quand on m'a demandé de faire des TD de physique nucléaire en deuxième année de DEUG A. Une semaine avant de commencer mes interventions, des problèmes de santé ont contraints l'enseignant qui avait la charge des CM et de l'examen de renoncer à ses cours. Il m'a alors demandé de le remplacer et me suis retrouvé seul enseignant pour le module de physique nucléaire et des particules, avec comme charge, d'effectuer les CM et les TD et d'évaluer la centaine d'étudiants inscrits à cette matière. Ce fut une expérience très enrichissante qui m'a permis de bien appréhender le rôle de l'enseignant au sein de l'université. Elle m'a en outre motivé tout au long de mon cursus à intégrer le corps des enseignants-chercheurs au sein de l'université. Durant les années qui ont suivies j'ai continué d'avoir un contact avec les étudiants par le biais d'une dizaine d'encadrements de stage relatifs à la physique médicale et à la radiothérapie. Ce n'est qu'en 2008 que j'ai réitéré mes interventions à la faculté des Sciences de Corte en tant que vacataire et en effectuant les TD et tutorats de la première année de médecine, de la CPI de l'Université de Corse, du Master SEER et de l'école d'ingénieur Paoli-Tech de Corte. Ci-dessous, le détail de mes enseignements :

Depuis 2018	TP en 2 ^{ème} et 3 ^{ème} année de l'école d'ingénieur PaoliTech de Corte sur l'estimation d'un modèle ciel clair sur Ajaccio et la prévision de la ressource solaire en utilisant le formalisme des séries temporelles et une optimisation de type MCO ;
2015-2018	TP en 2 ^{ème} et dernière année de l'école d'ingénieur PaoliTech de Corte. Modélisation Matlab, thermographie infra-rouge, échangeur de chaleur, régulation PID, isolation thermique ;
2015	TP de physique en CPI de l'Université de Corse ;
2014-2015	CM-TD-TP sur la ressource éolienne au Master1 SEER de l'Université de Corse ;
2008-2012	Formation continue pour les professionnels de santé (radioprotection des patients pour les manipulateurs, dosimétristes et médecins) à l'Université de Corse et formation continue des manipulateurs de radiothérapie à la l'imagerie de positionnement à l'institut Paoli Calmettes ;
Depuis 2008	TD de physique et de biophysique au département santé de l'université de Médecine de Corte (PCEM and PACES). Mécanique des fluides, physiques nucléaire, optique, électromagnétisme, membranes biologiques, acoustique etc ;

Depuis 2006	Encadrement d'étudiants issus des Masters, RIM de Toulouse, OSE de l'Ecole des Mines de Paris, rayonnements et interactions de l'IJF de Grenoble (6 stagiaires au total) ;
2003-2006	Encadrement d'étudiants de l'IUP Santé (M1) de Montpellier et de L3 de Clermont-Ferrand (3 stagiaires au total) ;
2002	CM-TD de physique nucléaire à l'Université de Nîmes (DEUG science de la matière).

En parallèle de ces activités d'enseignement, mon rôle et mon statut au sein de l'université n'a cessé de changer et d'évoluer, passant de stagiaire, vacataire, chercheur invité, associé et PAST comme le montre l'énumération ci-dessous :

Depuis 2018	Chercheur associé à l'université de la Réunion au sein du laboratoire de physique et ingénierie mathématique pour l'énergie, l'environnement et le bâtiment (PIMENT) ;
2015-2018	PAST à l'Université de Corse (laboratoire SPE/UMR 6134) ;
2013-2015	Chercheur invité à l'Université de Corse (laboratoire SPE/UMR 6134) ;
2012	Qualification aux fonctions de Maître de Conférences dans la 62 ^{ème} section ;
Depuis 2008	Membre expert au sein de la Société Française de Physique Médicale ;
Depuis 2008	Membre du groupe médecine et rayonnement Synchrotron du collège de Polytechnique ;
2002	Stage au CEM2 sur la dosimétrie des neutrons atmosphériques ;
2002	CDD au CEM2 sur le développement d'un dosimètre OSL ;
2001	Stage au Centre d'Electronique de Montpellier (CEM2 ; Neutrons detection with OSL detectors).

4. Activité professionnelle hospitalière

Depuis la fin de mes études de physique médicale en 2003, j'ai intégré le monde hospitalier et la routine clinique. Mes différentes activités de recherche, tant dans le domaine médical que scientifique universitaire, furent effectuées en plus de cette tâche. Mon domaine de prédilection est la radiothérapie et le traitement des cancers mais j'ai aussi travaillé en imagerie comme le montre le récapitulatif de mon parcours professionnel hospitalier.

2017	« Secondline physicist LINAC and MLC » au centre d'enseignement Elekta à Boxmeer (Pays bas) ;
2016	Firstline training pour les accélérateurs LINAC Elekta ;
2008-2015	Responsable du Contrôle de Qualité au GIP de médecine nucléaire d'Ajaccio ;
2008-2011	Responsable du Contrôle de Qualité du scanographe de la polyclinique Maymard de Bastia ;
Depuis 2006	Physicien médical (PSRPM et PCR) au CHD Castelluccio d'Ajaccio, unité de radiophysique ;
2004	Habilitation des intervenants en électricité (locaux General Electric, Suresnes 92) ;
2003-2006	Physicien médical (PSRPM et PCR) à la polyclinique Saint-Roch de Montpellier, unité de radiothérapie et de curiethérapie.

4.1. La radiothérapie et la curiethérapie

Le rôle du physicien médical ou PSRPM (Personne Spécialisée en Radiophysique Médicale) en radiothérapie est clairement décrit par le code de santé publique (R. 1333-59 à R. 1333-64). En règle générale, mon rôle est de m'assurer que les équipements, les données et procédés de calcul utilisés pour déterminer et délivrer les doses et activités administrées au patient dans toute procédure d'exposition aux rayonnements ionisants sont appropriés. Dans le domaine particulier de la radiothérapie, ma fonction consiste à garantir que la dose de rayonnements reçue par les tissus faisant l'objet de l'exposition correspond à celle prescrite par le médecin demandeur. Les cinq grandes missions que j'ai essayé de garantir tout au long de mon activité sont :

- contribuer à la mise en œuvre de l'assurance de qualité, y compris le contrôle de qualité des équipements (accélérateur de particules, scanner, sources radioactives, informatique, logiciel) ;
- contribuer à l'identification et à la gestion des risques liés à toute procédure d'exposition aux rayonnements ionisants ;
- contribuer au développement, au choix et à l'utilisation des techniques ainsi que des équipements utilisés dans les expositions médicales aux rayonnements ionisants ;

- contribuer à l'élaboration des conseils donnés en vue de limiter l'exposition des patients, de leur entourage, du public et les éventuelles atteintes à l'environnement ;
- participer à l'enseignement et à la formation du personnel médical et paramédical dans le domaine de la radiophysique médicale.

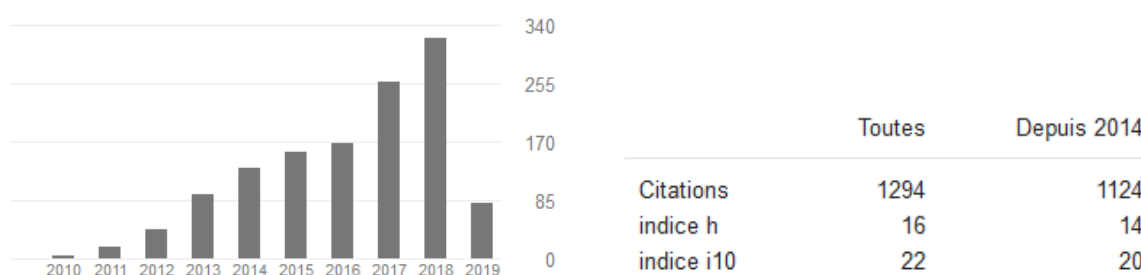
J'ai débuté la radiothérapie en 2003 dans le secteur privée à Montpellier en intégrant une petite équipe d'une dizaine de personnes dans un service de radiothérapie externe (un accélérateur linéaire de type SATURN) et de curiethérapie (endocavitaire avec source de Césium). Outre les fonctions classiques (décrites dans le paragraphe précédent et incombant à la PSRPM) et les différents encadrements de stage de niveau BAC+4 que j'ai pu effectuer, j'avais un rôle administratif assez important étant donné que je faisais partie des principaux interlocuteurs concernant les demandes d'autorisation au niveau de l'autorité de sûreté nucléaire (ASN), les demandes concernant la radioprotection au niveau de l'établissement et l'élaboration de dossiers de proposition d'achat de petit et gros matériel liée aux traitements des patients. Durant cette période j'ai contribué aux traitements par rayonnements ionisants d'un millier de patients, j'ai assuré le contrôle qualité de l'accélérateur en veillant à respecter les dispositions réglementaires, j'ai été responsable de la radioprotection du service de radiothérapie mais aussi des blocs opératoires de la clinique. Avant de quitter ce service j'ai aussi pu mettre en place la curiethérapie de prostate. Le premier patient a pu bénéficier de cette technique une semaine après mon départ. C'est en 2006 que j'ai décidé d'intégrer la fonction publique hospitalière dans le service de radiothérapie du CHD Castelluccio d'Ajaccio (~400 patients par an). C'est dans ce service que j'ai réellement pu trouver des conditions et un environnement de travail compatibles avec mes ambitions, tant hospitalières qu'universitaires. Dès 2012, nous avons préparé la mise en place et l'implantation d'un nouveau service de radiothérapie qui a été inauguré en 2015. Toutes les phases liées à cette installation m'ont permis de participer à l'élaboration et la validation des appels d'offres, le suivi des travaux ainsi qu'à la vérification préclinique. Dans ce nouveau service doté de deux accélérateurs linéaires de particules (ELEKTA Agility) avec imageurs embarqués de type cone beam (CBCT) et d'un scanner 4D large tunnel, la mise en place de techniques dites « spéciales » utilisant la modulation d'intensité est à la phase de validation clinique et sera proposée aux patients dans le courant du premier semestre 2019.

4.2. Imagerie : radiodiagnostic et médecine nucléaire

Un des rôles de la PSRPM est de procéder à l'estimation de la dose reçue par le patient au cours des procédures diagnostiques réalisées (selon les protocoles prévus à l'article R. 1333-69 du code de santé publique). Lors de mon contrat avec la SCM radiologie-radiothérapie de la polyclinique Saint-Roch de Montpellier, j'ai bénéficié de vacations au sein de la clinique, relatives aux amplificateurs de luminances et à leur utilisation. Ainsi, j'ai pu dresser des études de poste des différents intervenants. Mon rôle en imagerie concerne aussi les scanners étant donné qu'au CHD Castelluccio, le service de radiothérapie est pourvu d'un tomodynamomètre dédié et que son contrôle et sa bonne utilisation dépendent du service de radiophysique. Entre 2008 et 2010, j'ai effectué des vacations dans le service de radiodiagnostic de la clinique Maynard de Bastia et j'avais la charge du contrôle de qualité de leur scanner. C'est aussi à cette date que le service de radiophysique de Castelluccio (2 PSRPM et 1 dosimétriste) a eu la charge (vacations périodiques) du contrôle de qualité des équipements (activimètre et deux gamma cameras dont une hybride) du GIP de médecine d'Ajaccio.

5. Liste des publications

En Janvier 2019, je peux recenser une trentaine de publications dans des revues scientifiques internationales dont certaines ont eu la chance d'être validées par des citations comme le montrent les indices bibliométriques classiques (h-index et i10).



Ci-dessous la liste exhaustive de mes publications en Janvier 2019 avec le nombre de citations pour chacune :

The electrical energy situation of French islands and focus on the Corsican situation		2019
G Notton, JL Duchaud, ML Nivet, C Voyant, K Chalvatzis, A Fouilloy Renewable Energy 135, 1157-1165		
Forecasting of three components of solar irradiation for building applications		2019
G Notton, C Voyant, A Fouilloy, JL Duchaud, ML Nivet Clima 2019 in Bucharest, Romania		
Difficulties of solar PV integration in island electrical networks – case study in the French islands		2019
G Notton, C Voyant, JL Duchaud Clima 2019 in Bucharest, Romania		
Solar Radiation Forecasting using Artificial Neural Network and Random Forest Methods: Application to Normal Beam, Horizontal Diffuse and Global Components	5	2019
L Benali, G Notton, A Fouilloy, C Voyant, R Dizene Renewable Energy 132, 871-884		
Some Applications of ANN to Solar Radiation Estimation and Forecasting for Energy Applications		2019
G Notton, C Voyant, A Fouilloy, JL Duchaud Applied Sciences 9 (209)		
Multi-Objective Particle Swarm Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage		2019
JL Duchaud, G Notton, C Darras, C Voyant Renewable Energy 131, 1156-1167		
Solar irradiation prediction with machine learning: Forecasting models selection method depending on weather variability	1	2018
A Fouilloy, C Voyant, G Notton, F Motte, C Paoli, ML Nivet, E Guillot, ... Energy 165, 620-629		
Periodic Autoregressive Forecasting of Global Solar Irradiation Without Knowledge-based Model Implementation		2018
C Voyant, J De Gooijer, G Notton Solar Energy 174, 121-129		
Prediction intervals for global solar irradiation forecasting using regression trees methods	5	2018
C Voyant, F Motte, G Notton, A Fouilloy, ML Nivet, JL Duchaud Renewable Energy 126, 332-340		

Wind, solar and battery micro-grid optimal sizing in Tilos Island JL Duchaud, G Notton, A Fouilloy, C Voyant REM2018, Renewable Energy Integration with Mini/Microgrid in Rhodes, Greece		2018
Solar irradiation nowcasting by stochastic persistence: a new parsimonious, simple and efficient forecasting tool C Voyant, G Notton Renewable & Sustainable Energy Reviews 92, 343-352		2018
Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage JL Duchaud, G Notton, C Darras, C Voyant International Conference on Energy Engineering and Smart Grids ESG 2018 in ...		2018
Machine Learning Methods for Solar Irradiation Forecasting: A Comparison in a Mediterranean Site A Fouilloy, C Voyant, G Notton, ML Nivet, JL Duchaud 13th SWEDES Conference, Palermo, Italy		2018
Intermittent and stochastic character of renewable energy sources: consequences, cost of intermittence and benefit of forecasting G Notton, ML Nivet, C Voyant, C Darras, F Motte, C Paoli Renewable & Sustainable Energy Reviews 87, 96-105	13	2018
Overview of the energy situation of French islands and focus on the Corsican situation G Notton, JL Duchaud, ML Nivet, C Voyant, A Fouilloy Clean Energy in European Islands in Athènes, Greece		2018
Regression trees and solar radiation forecasting : the boosting, bagging and ensemble learning cases A Fouilloy, C Voyant, G Notton, JL Duchaud 2nd International Web Conference on Forecasting (IWCF'2018)		2018
Multi-Objective Particle Swarm Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage JL Duchaud, G Notton, C Darras, C Voyant 13th SWEDES Conference, Palermo, Italy		2018
Prediction bands for solar energy: New short-term time series forecasting techniques M Fliess, C Join, C Voyant Solar Energy 166, 519-528	2	2018
Power ramp-rate control algorithm with optimal State of Charge reference via Dynamic Programming JL Duchaud, G Notton, C Darras, C Voyant Energy 149, 709-717	2	2018
Forecasting of Intermittent Solar Energy Resource G Notton, C Voyant Advances in Renewable Energies and Power Technologies 1, 77-114	2	2018

Global Irradiation Interval Forecasts Based on Artificial Neural Network		2017
A Fouilloy, C Voyant, G Notton, ML Nivet, JL Motte, Fabrice , Duchaud, ... 1st International Web Conference on Forecasting – IWCF'2017		
Solar potential for building integrated solar collectors: Application in Bulgaria, Romania & France		2017
G Notton, E Rebillout, C Voyant, A Damian, R Frunzulica, V Lazarov, ... 15th International Conference on Electrical Machines, Drives and Power ...		
Kalman filtering and classical time series tools for global irradiation forecasting		2017
C Voyant, F Motte, A Fouilloy, G Notton, ML Nivet, C Paoli ESCC2017 Santorini (Greece) "4th International Conference on Energy ...		
Tilos, the first autonomous renewable green island in Mediterranean: A Horizon 2020 project	2	2017
G Notton, D Zafirakis, ML Nivet, F Motte, C Voyant, A Fouilloy 15-th INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES, DRIVES in Sofia ...		
Bounded global irradiation prediction based on multilayer perceptron and time series formalism		2017
C Voyant, G Notton, ML Nivet, F Motte, A Fouilloy, C Paoli 15th International Conference on Electrical Machines, Drives and Power ...		
Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review	166	2017
C Voyant, G Notton, S Kalogirou, ML Nivet, C Paoli, F Motte, A Fouilloy Renewable Energy 105, 569-582		
Uncertainties in global radiation time series forecasting using machine learning: The multilayer perceptron case	12	2017
C Voyant, G Notton, C Paoli, A Fouilloy, F Motte, C Darras Energy 125, 248-257		
A Short Synthesis Concerning Biological Effects and Equivalent Doses in Radiotherapy		2017
C Voyant, D Julian Journal of Radiology and Oncology, 39-45		
Forecasting method for global radiation time series without training phase: comparison with other well-known prediction methodologies	11	2017
C Voyant, F Motte, A Fouilloy, G Notton, C Paoli, ML Nivet Energy 120, 199-208		
Multi-layer Perceptron and Pruning		2017
C Voyant, C Paoli, G Notton, ML Nivet, A Fouilloy, F Motte Turkish Journal of Forecasting 1 (1), 1-6		
A New Method for the Benchmarking of Irradiance Predictions		2016
A Guérin de Montgareuil, L Bellemare, R Blondou, M David, T Hedde, ... EU PVSEC Munich (Germany)		
Solar energy production: Short-term forecasting and risk management	10	2016
C Join, M Fliess, C Voyant, F Chaxel		

8th IFAC Conference on Manufacturing Modelling Management & Control ...

- | | |
|---|---------|
| Applications of ANN Methods for Solar Radiation Estimation | 2016 |
| G Notton, K Dahmani, R Dizene, ML Nivet, C Voyant, C Paoli
International Journal of Computer Research 23 (1), 103 | |
| Prediction du rayonnement solaire global à Ajaccio: Etude comparative de prédicteurs | 2016 |
| A Foulloy, F Motte, G Notton, ML Nivet, C Paoli, C Voyant
Journée des doctorants (Corte) | |
| Application of ANN Methods for Solar Radiation Estimation | 2016 |
| G Notton, K Dahmani, R Dizene, ML Nivet, C Voyant, C Paoli
Artificial Neural Networks: New Research, chapter 5 | |
| Multilayer Perceptron approach for estimating 5-min and hourly horizontal global irradiation from exogenous meteorological data in locations without solar measurements | 13 2016 |
| K Dahmani, G Notton, C Voyant, R Dizene, ML Nivet, C Paoli, W Tamas
renewable energy 90, 267-282 | |
| Estimating short time solar irradiation on a tilted plane from horizontal one using Artificial Neural Networks | 2015 |
| G Notton, K Dahmani, R Dizene, C Voyant, ML Nivet, C Paoli
Conference on Energy Efficiency and Agricultural Engineering in RUSE ... | |
| Statistical parameters as a means to a priori assess the accuracy of solar forecasting models | 24 2015 |
| C Voyant, T Soubdhan, P Lauret, M David, M Muselli
Energy 90, 671-679 | |
| On meteorological forecasts for energy management and large historical data: A first look | 4 2015 |
| C Voyant, C Join, M Fliess, ML Nivet, M Muselli, C Paoli
International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'15 ... | |
| A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context | 73 2015 |
| P Lauret, C Voyant, T Soubdhan, M David, P Poggi
Solar Energy 112, 446-457 | |
| La radiobiologie dans les services de radiothérapie | 2015 |
| C Voyant, D Julian
Atelier national de radiothérapie pédiatrique, 23 - 26 Septembre 2015 ... | |
| Hybridization of Air Quality Forecasting Models Using Machine Learning and Clustering: An Original Approach to Detect Pollutant Peaks | 8 2015 |
| W Tamas, G Notton, C Paoli, ML Nivet, C Voyant
Aerosol and Air Quality Research 16 (2), 405-416 | |
| Influence of global solar radiation typical days on forecasting models error | 2015 |

T Soubdhan, C Voyant, P Lauret The Third Southern African Solar Energy Conference (SASEC2015) in the ...		
Short-term solar irradiance and irradiation forecasts via different time series techniques: A preliminary study	5	2014
C Join, C Voyant, M Fliess, M Muselli, ML Nivet, C Paoli, F Chaxel 3rd International Symposium on Environment-Friendly Energies and ...		
Meteorological time series forecasting with pruned multi-layer perceptron and 2-stage Levenberg-Marquardt method	2	2014
C Voyant, WW Tamas, ML Nivet, G Notton, C Paoli, A Balu, M Muselli International Journal of Modelling, Identification and Control 23 (3), 287-294		
Twenty four hours ahead global irradiation forecasting using multi-layer perceptron	35	2014
C Voyant, P Randimbivololona, ML Nivet, C Paoli, M Muselli Meteorological Applications 21 (3), 644-655		
Urban ozone concentration forecasting with artificial neural network in Corsica	2	2014
W Tamas, G Notton, C Paoli, C Voyant, ML Nivet, A Balu Mathematical Modelling in Civil Engineering 1, 33-42		
Estimation of 5-min time-step data of tilted solar global irradiation using ANN (Artificial Neural Network) model	32	2014
K Dahmani, R Dizene, G Notton, C Paoli, C Voyant, ML Nivet Energy 70, 374-381		
Meteorological time series forecasting based on MLP modelling using heterogeneous transfer functions	6	2014
C Voyant, ML Nivet, C Paoli, M Muselli, G Notton International conference on mathematical modeling in physical sciences (ICM ...		
Time series modeling and large scale global solar radiation forecasting from geostationary satellites data	18	2014
C Voyant, P Haurant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet Solar Energy 102, 131-142		
Numerical weather prediction or stochastic modeling: an objective criterion of choice for the global radiation forecasting	9	2014
C Voyant, G Notton, C Paoli, ML Nivet, M Muselli, K Dahmani International Journal of Energy Technology and Policy 12 (2)		
Gobal solar radiation time series modeling from geostationary satellites data		2014
C Voyant Colloque Martinique Energie et Environnement 2014, 2014 Schoeler (La ...		
Heterogeneous transfer functions MultiLayer Perceptron (MLP) for meteorological time series forecasting	1	2014
C Voyant, ML Nivet, C Paoli, M Muselli, G Notton International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing		

Biological effects and equivalent doses in radiotherapy: a software solution C Voyant, D Julian, R Roustit, K Biffi, CL Marcovici Reports of Practical Oncology & Radiotherapy 19 (1), 47-55	13	2014
Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models C Voyant, C Paoli, M Muselli, ML Nivet Renewable and Sustainable Energy Reviews 28, 44-52	44	2013
Multi-horizon Irradiation Forecasting Using Time Series Models C Paoli, C Voyant, M Muselli, ML Nivet 2013 ISES Solar World Congress in Cancún, Mexico	3	2013
Clear sky models assessment for an operational PV production forecasting solution S Cros, O Liandrat, N Sébastien, N Schmutz, C Voyant 28th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition (28th EU ...	9	2013
Hourly global radiation prediction from geostationary satellite data P Haurant, C Voyant, M Muselli, ML Nivet, C Paoli 28th EU PVSEC 2013 in Paris (France)	3	2013
The global radiation forecasting based on NWP or stochastic modeling: an objective criterion of choice C Voyant, D Kahina, G Notton, C Paoli, ML Nivet, M Muselli, P Haurant International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable ...	1	2013
Estimation of 5-min solar global irradiation on tilted planes by ANN method in Bouzareah, Algeria K Dahmani, G Notton, R Dizene, C Paoli, C Voyant, ML Nivet, K Karouk International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable ...	1	2013
Bayesian rules and stochastic models for high accuracy prediction of solar radiation C Voyant, C Darras, M Muselli, C Paoli, ML Nivet, P Poggi Applied Energy 114, 218-226	39	2013
Time series modeling with pruned multi-layer perceptron and 2-stage damped least-squares method C Voyant, WW Tamas, C Paoli, A Balu, M Muselli, ML Nivet, G Notton International conference on mathematical modeling in physical sciences (ICM ...	3	2013
Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet Renewable Energy 53, 1-11	50	2013
Imagerie de positionnement et « Record and Verify » C Voyant Formation continue des MERM: "De radiothérapie à l'imagerie de ...		2013

Action CHANGE : Changements globaux en milieu insulaire G Pergent, JF Santucci, L Capocchi, F Casabianca, F Charrier, F Huneau, ... Journée de la pluridisciplinarité en recherche organisée par le Fédération ...		2013
L'intelligence artificielle au service de la prédiction de phénomènes aléatoires : applications à l'environnement et aux énergies renouvelables A Balu, C Paoli, G Notton, ML Nivet, W Tamas, C Voyant Journée de la pluridisciplinarité en recherche organisée par le Fédération ...		2013
Comparisons of clear-sky models performance for a photovoltaic energy production forecasting tool S Cros, O Liandrat, C Voyant, N Schmutz European Meteorological society (EMS2013) in Reading, UK		2013
Prédiction de concentration horaire d'ozone et de PM10 avec des Réseaux de Neurones Artificiels W Tamas, G Notton, C Paoli, C Voyant, ML Nivet Charmex SOP (Special Observation Period) in Toulouse, France		2013
PV output power fluctuations smoothing: The MYRTE platform experience C Darras, M Muselli, P Poggi, C Voyant, JC Hoguet, F Montignac International Journal of hydrogen energy 37 (19), 14015-14025	53	2012
A Bayesian Model Committee Approach to Forecasting Global Solar Radiation P Lauret, A Rodler, M Muselli, M David, H Diagne, C Voyant World Renewable Energy Forum 2012. Denver Colorado, USA	4	2012
Numerical weather prediction (NWP) and hybrid ARMA/ANN model to predict global radiation C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet Energy 39 (1), 341-355	120	2012
Etude dosimétrique rétrospective sur l'apport du couple tomolymphoscintigraphie – TDM dans la radiothérapie externe des aires ganglionnaires mammaires C Voyant, F Fideli, B Dedienne, J Laurin, S de Simone, K Biffi, C Lantieri 50° colloque de médecine nucléaire de langue Française , 2012 ...		2012
Atmospheric Pollutants concentration forecasting in Corsica W Tamas, G Notton, C Paoli, JL Savelli, ML Nivet, C Voyant, A Balu 3rd Charmex International Workshop in Cargese (France)		2012
Prédiction de séries temporelles de rayonnement solaire global et de production d'énergie photovoltaïque à partir de réseaux de neurones artificiels C Voyant Thèse de l'Université de Corse	22	2011
Dosimetric uncertainties related to the elasticity of bladder and rectal walls: Adenocarcinoma of the prostate	4	2011

C Voyant, K Biffi, D Leschi, J Briancon, C Lantieri
Cancer/Radiothérapie 15 (4), 270-278

Problématique de la prédiction du rayonnement global et de l'énergie
PV : Approche connexionniste 2011

C Voyant, A Rodler, M Muselli, C Paoli, ML Nivet
Journée des doctorants , 2011. Corte (France)

Prévision de la ressource solaire pour le pilotage des moyens de
production 2011

C Voyant, A Rodler, M Muselli, C Paoli, ML Nivet
Inauguration de l'Antenne de l'INES : INSEME 2011. Ajaccio (France)

Therapeutic potential of atmospheric neutrons 7 2011

C Voyant, R Roustit, J Tatje, K Biffi, D Leschi, J Briançon, CL Marcovici
Reports of Practical Oncology & Radiotherapy 16 (1), 21-31

Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate
forecasting of daily global radiation 117 2011

C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet
Energy 36 (1), 348-359

Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using
neural networks 256 2010

C Paoli, C Voyant, M Muselli, ML Nivet
Solar Energy 84 (12), 2146-2160

Use of exogenous data to improve an artificial neural networks
dedicated to daily global radiation forecasting 8 2010

C Paoli, C Voyant, M Muselli, ML Nivet
9th International Conference on Environment and Electrical Engineering ...

Use of artificial neural network and exogenous data to the daily global
radiation forecasting 2010

C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet
Journée des doctorants , 2010 . Corte (France)

Contrôle de qualité d'une gamma camera TEMP - TDM selon les
recommandations de l'AFSSAPS 2010

C Voyant, K Biffi
ACOMEN, 2010 ; Ajaccio (France)

Optimization of an artificial neural network (ANN) dedicated to the daily
global radiation and PV plant production forecasting using exogenous
data 1 2010

C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet
25th EU PVSEC 2010 in Valencia, Spain.

Mise en œuvre du contrôle de qualité d'une caméra TEMP-TDM 2010

C Voyant
Médecine Nucléaire, 01.002

Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks	51	2009
C Paoli, C Voyant, M Muselli, ML Nivet International Conference on Intelligent Computing in Ulsan, Korea, 898-907		
Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks	3	2009
C Voyant, C Paoli, M Muselli, ML Nivet Emerging Intelligent Computing technology and Applications, 898-907		
Use of artificial intelligence and an ad-hoc time series preprocessing for solar insolation forecasting over a mountainous island		2009
C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet, P Poggi Accepted in the 4th IASME / WSEAS International Conference on ENERGY ...		
Predictability of PV power grid performance on insular sites without weather stations: use of artificial neural networks	17	2009
C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet, P Poggi, P Haurant 24th PVSEC 2009, Hambourg (Germany)		
Comparaison dosimétrique de trois balistiques prostatiques: radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle, arcthérapie coplanaire et arcthérapie non-coplanaire	2	2008
C Voyant, A Baadj, K Biffi, D Leschi, C Lantieri Cancer/Radiothérapie 12 (5), 343-351		
Etude des séries chronologiques d'une source renouvelable d'énergie		2008
C Voyant, M Muselli, C Paoli, ML Nivet, P Poggi Journée des doctorants, 2008 (Corte)		
Property of a cerium and samarium codoped strontium sulfide for the neutron detection		2003
K Idri, C Voyant 5e Journées Nationales du Réseau Doctoral de Microélectronique. Toulouse ...		

Ci-dessous, le récapitulatif du nombre de publications depuis le début de ma thèse (par année et par type de publication) :

Année	Pub Int. (dont rang A)	Pub-Com Nationales	Chapitres	Com avec actes
2008	1(1)	2	0	0
2009	0(0)	1	1	2
2010	1(1)	4	0	0
2011	3(2)	2	0	0
2012	2(2)	2	0	1
2013	3(3)	3	0	7
2014	7(3)	0	0	3
2015	3(3)	0	0	4
2016	1(1)	1	1	3
2017	6(4)	0	0	5
2018	7(7)	0	1	6
2019	4(4)	0	0	2
TOTAL	38 (31)	15	3	33

6. Distinctions et rôle dans des congrès et revues scientifiques

- Membre du comité scientifique lors du « International Wireless Communications & Mobile Computing Conference – IWCMC 2019 (Tanger, Maroc) ;
- Membre du comité de rédaction du « Turkish Journal of Forecasting » depuis 2017 ;
- Membre du comité scientifique du « 1st International Web Conference on Forecasting – IWCF’2017 » (conférence internet Mai 2017) ;
- Membre du comité de rédaction du « Journal of radiology and oncology » (Heighten Science) depuis 2016 ;
- Membre du comité scientifique lors du « 8th International Ege Energy Symposium & Exhibition, 2016 » (Afyonkarahisar, Turquie) ;
- Membre du comité scientifique (section « remote sensing on pollution, air quality and radiation») à l’« International Symposium on Remote Sensing for Climate and Earth Monitoring, ENVIROSENS 2015 », 24-29 Mai 2015 Rome (Italie) ;
- Membre de l’International Solar Energy Society (ISES) depuis 2013 ;
- Membre du comité scientifique (section « renewable energy ») lors de l’« International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy ICNCRE’13 », 22-23 septembre 2013 House of Culture, Jijel (Algérie) ;
- Prix de la ville de Nice décerné par l’Accademia Corsa en Juin 2012 ;
- Award dans la thématique des systèmes photovoltaïques (1583 candidats) lors du PVSEC 2009 à Hambourg ;
- Reviewer pour IEEE transactions on industrial electronics (IF=7.17), renewable & sustainable energy reviews (IF=6.8), Journal of Cleaner Production (IF=5.6), applied energy (IF=5.1), radiotherapy and oncology (IF=4.3), solar energy (IF=2.5), journal of the Franklin institute (IF=3.6), energy (IF=3.5), european journal of operational research (IF=3.4), renewable energy (IF=3.3); computer methods and programs in biomedicine (IF=2.8), energies (IF=2.7), computer methods and programs in biomedicine (IF=2.7), energy

conversion and management (IF=2.2), biosystems and engineering (IF=1.4), applied science (IF=1.7); international journal of forecasting (IF=1.39), journal of solar energy engineering (IF=1.37), international journal of photoenergy (IF=1.2), journal of power and energy (IF=0.69), international journal of physical sciences (IF=0.5), journal of cancer therapy (IF=0.14), advancement in science and technology research (IF~0) et sustainable energy technologies and assessments (IF~0), la météorologie (IF~0), journal of radiology and oncology (IF~0), data in brief (IF~0), reports of practical oncology and radiotherapy (IF~0).

7. Participation à des projets de recherche

Durant ma carrière, j'ai pu participer à 5 projets de recherches dont voici la liste :

- Chercheur au sein de la plateforme MYRTE (Mission hYdrogène Renouvelable pour l'inTégration au réseau Electrique), ~21M€ : prévision à courte et très courte échéance de l'énergie produite dans le but d'optimiser la gestion du stockage hydrogène dans les réservoirs et de piloter au plus fin le système énergétique en fonction de la charge à alimenter ;
- Membre du projet Horizon2020 -LCE-2014-3- Tilos, Technology Innovation for the Local Scale, Optimum Integration of Battery Energy Storage, coût total 11 M€, Part UdC : 400 k€ (2014-2017) ;
- Membre du projet ISERBATURB (Intégration de Systèmes à Energies Renouvelables dans le Bâtiment et en Milieu Urbain) de l'Agence Universitaire de la Francophonie (AUF) et de l'Institut Roumain de Physique Atomique (IFA). Coût total 30 k€ ;
- Collaboration Franco-Polonaise : représentant de l'institut français de Pologne (avec le Dr HDR Gilles Notton) lors du séjour d'information à Varsovie sur les projets H2020 dans le domaine des énergies renouvelables : « Problematic of the integration of intermittent renewable energy systems into a micro-grid (islands) » ;
- ERASMUS de l'Université Technique de Sofia dans le cadre de la convention Erasmus qui nous lie, nous mettons en place actuellement une école d'été sur les énergies renouvelables à destinations des étudiants de Master de l'Université Technique de Sofia ; celle-ci se déroulera en Juin 2019 dans les locaux de l'IUT de Corse.

8. Rôle d'encadrement

Voici la liste des étudiants en thèse que j'ai pu accompagner :

- 2017** Examineur de la thèse d'Adrian Grantham. « Mathematical tools for maximising solar energy utilisation in electricity supply ». University of south Australia ;
- 2015-2019** Co-encadrant de thèse d'Alexis FOUILLOY. « Machine learning et prévision de rayonnement global solaire au sol ». Université de Corse, soutenance prévue Juin 2019.
- 2012-2015** Participation à l'encadrement de thèse de Wani TAMAS à l'université de Corse. « Prévision statistique de la qualité de l'air et d'épisodes de pollution atmosphérique en Corse ». These soutenue le 17 novembre 2015 à L'université de Corse (Mention très honorable), durée de la thèse : 3ans ;
- 2012-2015** Participation à l'encadrement de thèse de Kahina DAHMANI : « Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour l'estimation du potentiel solaire en Algérie ». Université de Corse / Université Houari Boumédiène d'Alger (USTHB), Thèse soutenue le 23 Avril 2015 à l'USTHB, Alger, (Mention Très honorable) - Durée de la thèse : 3 ans - Devenir : Maître de conférences à l'Université M'Hamed Bougara de Boumerdes ;

Voici la liste des étudiants en Master et Ecole d'ingénieur que j'ai pu accompagner (stage d'une durée supérieure à 6 mois) :

- 2014** Co-encadrement de Laurène Cabrera. Aide à la recherche : Traitement de données météorologiques. Stage de 2ème année école d'ingénieur Paoli'Tech, Université de Corse ;
- 2014** Co-encadrement de Joris Pognant-Gros. Influence d'un revêtement épais pour cellules PV. Stage de 2ème année école d'ingénieur Paoli'Tech, Université de Corse ;

2013	Co-encadrement de Wan ZHAO : « Prediction of wind energy capacity using artificial intelligence methods », Master International, Ecole des Arts et Métiers ParisTech ;
2011	Participation à l'encadrement d'Auline RODLER : « Modèles Bayesiens et prévision du rayonnement solaire global. Master ENR Université de Corse ;
2011	Encadrement de Florence FIDELI : « Etude dosimétrique rétrospective sur l'apport du couple tomolymphoscintigraphie - TDM dans la radiothérapie externe des aires ganglionnaires mammaires. Master RIM de Toulouse ;
2011	Encadrement de Daniel JULIAN : « nouvelle méthodologie de calcul d'équivalent de dose en radiothérapie ». Master RIM de Toulouse ;
2010	Co-encadrant de Prisca RANDIMBIVOLOLONA : Prédiction du rayonnement solaire global horizontal à l'horizon H+24 », Master OSE, Mines ParisTech ;
2010	Encadrement de Ruddy ROUSTIT : « potentiel thérapeutique des neutrons atmosphériques ». Master RIM de Toulouse ;
2009	Co-encadrant de Michael UGER : « Intérêt des techniques de stockage pour le développement des ENR à caractère aléatoire », Master OSE, Mines ParisTech ;
2009	Encadrement de Jennifer TATJE : « BNCT et neutrons atmosphériques ». Master RIM de Toulouse ;
2008	Encadrement d'Amel BAADJ : « Apport dosimétrique de l'arcthérapie ». Master RIM de Toulouse.

Outre ces étudiants, j'ai aussi encadré des étudiants de M1 et de L3 sur des durées plus courtes :

- Listes des étudiants de L3 : M. Paul DE SIMONE et M. Sébastien SIMEON ;
- Listes des étudiants de M1 : Mme Sandrine HUGER, Mme Sabrina VOLLMAR, Mme Florence FIDELI et M. Daniel JULIAN.

Modélisation et simulation numérique

SOMMAIRE

1.	INTRODUCTION : (AP)PRENDRE OU A LAISSER, NOUS AVONS CHOISI !.....	30
2.	MODELES MATHEMATIQUES ET SIMULATION	31
3.	INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	35
4.	APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	36
5.	CONCLUSION	39
6.	REFERENCES.....	39

2

1. Introduction : (Ap)prendre ou à laisser, nous avons choisi !

L'informatique ne peut pas tout ! Il a été démontré dans le cadre de l'informatique théorique que pour certain problème il n'existait pas d'algorithme. Ces problèmes pour lesquels il n'existe aucune méthode de résolution sont appelés problèmes indécidables. Cette notion a été formalisée il y a plus d'un demi-siècle par le logicien Gödel. Le problème de l'arrêt ("halting problem" en anglais) est un exemple très connu de problème indécidable (Paoli, 2014). En effet, il n'existe pas d'algorithme qui permette de s'assurer qu'un algorithme ne bouclera pas à l'infini. Cependant même si un problème est indécidable et qu'il ne faut donc pas perdre son temps à en chercher une solution, on peut chercher un problème dérivé plus simple qui lui en admet une. Dans le cas des différents travaux que je présenterai ci-après, cette étape qui consiste à proposer une vision schématique d'un problème complexe est liée à ce que l'on appelle la modélisation d'un processus. On observe un phénomène, on essaie de décrire mathématiquement ces observations, puis de les ancrer dans une démarche intelligible par le biais d'équations bien posées. A ce niveau-là, pour bon nombre de problèmes, la solution théorique n'existe pas et il convient de simplifier les hypothèses afin de proposer un modèle simple capable de décrire le phénomène étudié. Que ce soit dans le cadre de la dosimétrie des neutrons atmosphériques (Voyant et al., 2011b), de la prévision du rayonnement solaire (Lauret et al., 2015) ou encore du calcul d'équivalent de dose prenant en compte les effets radiobiologiques (Voyant et al., 2013b), il convient de modéliser le plus simplement possible le problème posé. Sans cette étape de modélisation, qui est certes approximative, mais qui a aussi le mérite de poser les bases d'un problème avec solution, le problème étudié devient indécidable et aucune simulation numérique ne pourra répondre à nos attentes. La modélisation est sans doute l'étape la plus importante de tout type de simulation. Cependant, l'étude théorique ne s'arrête pas là, on doit ensuite déterminer la calculabilité. En

effet, savoir qu'un problème est décidable, c'est-à-dire qu'il existe des algorithmes qui le résolvent, ne suffit pas. Il faut aussi que l'algorithme soit efficace, c'est-à-dire en utilisant des ressources raisonnables, en temps de calcul et en espace mémoire. La théorie de la complexité permet ainsi de définir un critère d'efficacité qui ne dépende pas de la machine sur laquelle sera exécuté l'algorithme, ou du langage de programmation dans lequel il sera écrit. Les outils de calcul que j'ai utilisés dans la suite sont pour la plupart issus de l'intelligence artificielle et plus particulièrement de son sous-domaine appelé l'apprentissage automatique (Voyant et al., 2017). D'un point de vue mathématique, cela revient à proposer des méthodes d'optimisation d'une certaine fonction « bien posée » que l'on appelle fonction coût (ou fonction objectif) et de la minimiser ou maximiser suivant le cas (Voyant et al., 2013b). Cette recherche d'extrema permet d'obtenir la paramétrisation idéale du problème étudié. On est alors capable de simuler numériquement les mécanismes et interactions d'un phénomène physique sans pour autant proposer un modèle qui prenne en compte toutes les équations ou le savoir relatifs à la thématique. Dans ce contexte, il devient possible d'étudier les neutrons atmosphériques (Voyant et al., 2011b) sans faire appel à la théorie de l'interaction forte, d'étudier les effets radiobiologiques (Voyant, Cyril, 2015) sans utiliser de modèle de connaissance basé sur la femto-chimie ou encore d'estimer le potentiel solaire (Paoli et al., 2009) sans tenter de résoudre les équations de l'atmosphère. Dans la suite de ce chapitre, nous allons voir plus en détail les différentes notions énoncées dans ce paragraphe, à savoir, le principe de la simulation numérique, qu'est-ce qu'un outil issu de l'intelligence artificielle ou encore, quelles sont les méthodes d'apprentissage capables de solutionner un problème décidable et calculable.

2. Modèles mathématiques et simulation

La modélisation joue un rôle très important dans l'étude des phénomènes et des processus naturels. En général, un modèle a été défini comme la reconstruction d'un objet trouvé ou créé dans le monde réel, une représentation simplifiée d'une forme plus complexe. Il est lié à un processus déjà connu ou même à une idée novatrice, peu importe, à partir du moment où il permet d'améliorer la compréhension et de faciliter la prévision, on le qualifiera de « bon modèle ». L'objet observé et issu du modèle réel est appelé le système d'origine, ou prototype. Le modèle et le prototype peuvent avoir la même nature physique, mais pas

forcément... c'est ce que l'on verra dans la suite lors de l'étude de phénomènes météorologiques par le biais d'une modélisation stochastique ad-hoc basée sur l'étude de la mesure pyranométrique. Les modèles physiques corrects doivent satisfaire aux conditions de similitude des paramètres étudiés, ce n'est que ce critère qui permettra de juger de la pertinence d'un modèle et non pas sa complexité elle-même, il convient d'ailleurs de remarquer que le principe de parcimonie qui s'applique souvent en apprentissage automatique, reste valable dans le cadre général de la modélisation (Voyant et al., 2013d) : les modèles les plus simples sont souvent ceux qui donnent les meilleurs résultats et aussi les plus généralisables. Les modèles physiques ont été largement utilisés dans l'ingénierie et la biomédecine, on peut même penser que c'est le principal outil de recherche si l'on écarte la recherche théorique ainsi que les études cliniques médicales. Dans ce chapitre, nous présenterons les définitions et la terminologie relatives aux modèles mathématiques, ainsi que quelques considérations sur les simulations informatiques.

Les modèles mathématiques représentent une description mathématique du phénomène original, basée sur des lois générales connues et des données expérimentales. Il est important de constater que certains systèmes de natures physiques différentes peuvent avoir la même description mathématique, ce qui conduit à un type particulier de modèles mathématiques : les modèles à analogie directe. C'est ce type de modèles que l'on a utilisés pour la prévision de séries temporelles météorologiques par le biais d'outils initialement conçus pour la prévision des marchés financiers (Paoli et al., 2010). Les formidables progrès liés au matériel informatique et aux logiciels de simulation ont largement contribué quant à l'utilisation des modèles mathématiques pour la simulation de problèmes non linéaires (les plus répandus !) qui ne peuvent être résolus analytiquement. Le principe de base lié à la modélisation mathématique peut se résumer par la Figure 2.1. En effet, d'après ce schéma il « suffit » de proposer une interprétation mathématique du système S, cette tâche reste cependant compliquée dans bien des cas.

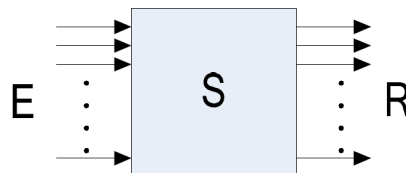


Figure 2.1. La relation cause-effet entre excitation (E) et réponse (R) relative au système (S)

La modélisation mathématique facilite la solution de trois problèmes majeurs en ingénierie : l'analyse, la synthèse et le contrôle (Darras et al., 2012). Le problème de l'analyse est parfois appelé problème direct, alors que les problèmes de synthèse et de contrôle sont qualifiés de problèmes inverses. Un problème direct a généralement une solution unique. En revanche, le problème inverse donne un nombre infini de solutions. Pour trouver une solution unique, des conditions supplémentaires et des contraintes doivent être spécifiées séparément. Pour élaborer le modèle le plus performant, il faut souvent faire preuve d'un esprit de déduction et autoriser sa réflexion à aller au-delà du problème lui-même afin de piocher des idées ou des méthodologies générales dans les disciplines voisines : tirer des connaissances de principes connus pour les appliquer à de nouveaux problèmes.

L'alternative à la déduction est l'induction qui est basée sur l'étude spécifique d'un problème afin d'en déduire quelque chose de plus général. En utilisant l'induction, nous devons accepter la possibilité que le modèle ne soit pas unique et que ses prévisions seront certainement moins fiables que lorsque le modèle est purement déductif. Par conséquent, en théorie un tel modèle aura moins de validité prédictive (définie comme la capacité du modèle à prédire le comportement du système d'origine). En recherche, la plupart des modèles mathématiques utilisés sont semi-phénoménologiques. Cela signifie qu'une partie de la méthodologie découle de l'utilisation de modèles de connaissances (induction) alors que l'autre est basée sur l'interprétation mathématique des résultats expérimentaux (déduction). C'est typiquement ce que nous proposons en prévision de la ressource solaire (voir chapitre 3) lorsque nous stationnarisons nos séries avec le modèle SOLIS (Paoli et al., 2010) (induction) avant d'utiliser notre système prédictif basé sur la modélisation stochastique (déduction par sous-systèmes à analogie directe). Certaines hypothèses simplifiées de caractère général sont utilisées dans la modélisation mathématique :

- La séparation permet de diviser l'ensemble du système en sous-systèmes et de les étudier indépendamment (avec la possibilité d'ignorer certaines interactions) (Darras et al., 2012) ;
- La sélectivité permet de sélectionner un nombre restreint de stimuli et de paramètres (Tamas et al., 2015) ;
- La causalité permet de trouver des relations de cause à effet afin de ne considérer que les paramètres importants (Voyant et al., 2013c). Ainsi il ne suffit pas

d'observer que la variable y apparaît toujours après la variable x . Il y a une possibilité que les deux inférences ne soient que le résultat de la variable de raison commune u . Dans ce cas, il suffit de ne considérer que la variable u et non le triplet $\{x, y, u\}$.

Une fois le modèle construit et le prototype approximé, l'étape qui suit concerne la validation de ce dernier. Cette validation implique la comparaison du résultat de la simulation numérique avec le prototype réel de l'objet simulé. La méthodologie générale de la modélisation et de l'identification du modèle sont présentées sur la Figure 2.2 où E est une matrice d'entrée, R , la mesure de la réponse, c une matrice de paramètres de contrôle du modèle et $\{e\}$ représente l'erreur liée à la simulation). $F\{e\}$ est une métrique d'erreur, souvent la MSE (mean square error = e^2) dans nos simulations. $Q[F\{e\}]$ est un critère d'estimation de la qualité de la modélisation permettant la validation.

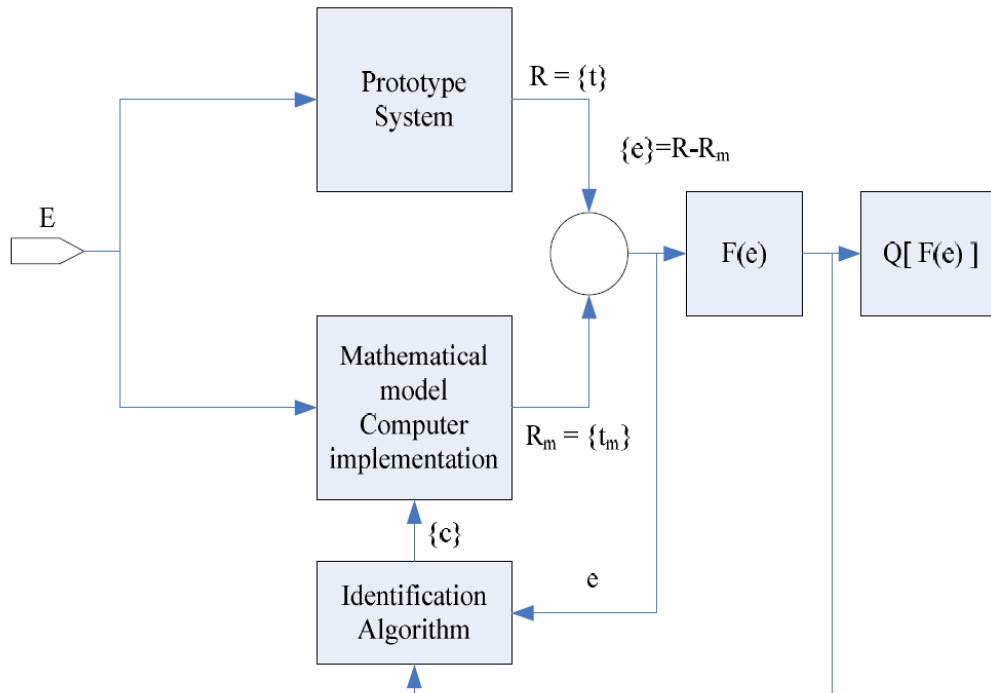


Figure 2.2. Diagramme en bloc pour la validation et l'identification d'un modèle mathématique.

Nous allons tenter d'expliquer maintenant un des outils fréquemment utilisé dans la suite du manuscrit : l'intelligence artificielle.

3. Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est généralement définie comme la science de faire faire par des ordinateurs des choses qui nécessitent de l'intelligence quand faites par les humains. C'est une discipline scientifique recherchant des méthodes de résolution de problèmes à forte complexité logique ou algorithmique. Par extension elle désigne, dans le langage courant, les dispositifs imitant ou remplaçant l'humain dans certaines mises en œuvre de ses fonctions cognitives (Paoli et al., 2009). L'IA a connu un certain succès dans des domaines limités et parfois simplifiés depuis les cinq décennies qui se sont écoulées depuis sa création. Cette technologie qui manque encore de maturité pour prendre le pas sur toutes les autres méthodes d'exploration existantes, devrait de par son fondement permettre de résoudre dans le futur une multitude de problèmes jusqu'ici insolubles. Son principal défaut réside dans sa définition concernant la notion d'intelligence... est-ce adapté aux problèmes inintelligents ou pour lesquels aucune loi empirique ou expérimentale ne semble être applicable ? La réponse est certainement « non » ! Ou du moins partiellement « non », car en utilisant ce genre de méthode, on se rend compte assez vite qu'il faut une analyse et un savoir-faire préalable à l'utilisation de tels outils. L'intelligence artificielle ne semble pouvoir s'émanciper totalement de l'intelligence humaine et du savoir collectif. Imaginez qu'il suffise de coder quelques lignes de codes pour faire de la prévision de série temporelle d'irradiation solaire est totalement faux (ce que nous tenterons de démontrer dans le chapitre suivant (Voyant et al., 2011a)), même en utilisant un réseau de neurones artificiels, fleuron indétrônable de l'IA. La pensée dominante en psychologie considère l'intelligence humaine non pas comme une seule capacité ou comme un processus cognitif, mais plutôt comme un ensemble de composantes distinctes. L'IA est à ce jour incapable de proposer une telle similitude. La recherche en IA a principalement porté sur les éléments suivants : l'apprentissage, le raisonnement et la résolution de problèmes « bien posés ». L'apprentissage propre aux techniques de l'IA se distingue en un certain nombre de formes différentes. Le plus simple (et celui que l'on a utilisé dans nos recherches) est l'apprentissage par essais et erreurs sur un espace connus afin de proposer le modèle générant le moins d'erreur, la finalité étant de soumettre ce modèle à un espace inconnu afin d'estimer et de prévoir ce que l'on ne connaît a priori pas. L'apprentissage est relativement facile à mettre en œuvre sur un ordinateur. Plus difficile est le problème de la mise en œuvre de ce qu'on appelle la généralisation. L'apprentissage qui

implique une généralisation, laisse le modèle capable de mieux performer dans des situations non rencontrées auparavant. Des techniques sophistiquées modernes permettent aux programmes de généraliser des règles complexes à partir de données, même si ces dernières sont nombreuses (big data) et pourvues d'interactions intrinsèques sophistiquées (data mining). Ces deux axes ont fait l'objet de bons nombres de travaux que l'on énoncera tout au long de ce manuscrit (Voyant, 2011; Voyant et al., 2014, 2015, 2017). Il y a eu un succès considérable dans la programmation des ordinateurs pour tirer des inférences, en particulier déductives (Lauret et al., 2012; Voyant et al., 2013a). Cependant, un programme ne peut pas être dit « performant » simplement en vertu de son pouvoir à tirer des inférences. Le raisonnement consiste à tirer des conclusions qui sont pertinentes pour la tâche ou la situation considérée.

L'un des problèmes les plus difficiles auxquels se heurte l'AI est celui de donner aux ordinateurs la capacité de distinguer le pertinent du non pertinent. Une méthode spécialisée de l'IA est conçue sur mesure pour un problème particulier, et exploite souvent des caractéristiques très spécifiques de la situation dans laquelle le problème est intégré. Ce qui intéresse la communauté scientifique, ce n'est pas de connaître le meilleur prédicteur pour prédire le rayonnement global sur Ajaccio, mais bel et bien de s'appuyer sur une méthodologie générale qui sera transposable sur d'autres sites pourvus de caractéristiques différentes. Dans la plupart de nos travaux, nous avons essayés, autant que faire se peut, de généraliser nos approches en intégrant différentes caractéristiques initiales à nos modèles pour tenter de les généraliser (Voyant et al., 2013d). Une méthode à usage général s'applique à un large éventail de problèmes différents. Nous allons voir dans la partie suivante ce que signifie « apprentissage automatique » quand on travaille avec des outils issus de l'IA.

4. Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (AA ; ou « machine learning » en Anglais) est le sous-domaine de l'informatique qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés. L'apprentissage automatique explore l'étude et la construction d'algorithmes qui peuvent apprendre et faire des prévisions sur les données (Voyant et al., 2017), en élaborant un modèle à partir d'un échantillonnage. L'apprentissage automatique est utilisé en informatique quand la conception et la programmation d'algorithmes explicites sont

très complexes, voire impossibles. L'AA est étroitement lié à la modélisation statistique, c'est assez souvent que ces deux modes se réunissent pour proposer des résultats hybrides et ainsi améliorer la modélisation (Voyant et al., 2013a). L'AA est parfois confondu avec l'exploration de données (data mining), qui est en fait un sous-domaine de la modélisation experte et se concentre davantage sur l'analyse exploratoire des données et est connu comme faisant partie des méthodes à apprentissage non supervisé (Tamas et al., 2015).

Dans le domaine de l'analyse des données, l'apprentissage automatique est une méthode utilisée pour concevoir des modèles et des algorithmes complexes qui se prêtent à la prévision : on parle d'analyse prédictive. Ces modèles analytiques permettent aux chercheurs, aux scientifiques, aux ingénieurs et aux analystes de produire des décisions et des résultats fiables et reproductibles et de découvrir des processus cachés grâce à l'apprentissage des relations et des tendances relatives aux données historiques. Dans un problème d'apprentissage lié à la prévision, le principe mathématique consiste à mesurer une variable aléatoire appelée « sortie du modèle » ou « réponse » et notée y et un flot de variables d'entrée notées $x = \{x_1 \dots, x_n\}$. En utilisant un échantillon $\{y_i, x_i\}_1^N$ de valeurs connues de (y, x) , le but est d'obtenir une estimation ou une approximation de la fonction idéale $f(x)$ que l'on note $f^*(x)$ permettant de relier les x aux y et qui minimise une certaine fonction de coût $L(y, f(x))$ en prenant en compte la distribution de toutes les paires (y, x) (Equation 2.1).

$$f^* = \underset{f}{\operatorname{argmin}} (E_{yx}(L(y, f(x))) = \underset{f}{\operatorname{argmin}} (E_x(E_y(L(y, f(x)))|x)) \quad (2.1)$$

Habituellement la fonction coût utilisée $L(y, f(x))$ est définie par une norme-2 $(y - f(x))^2$ ou une norme-1 $|y - f(x)|$ pour la régression et par la log-vraisemblance pour la classification. Toutes les méthodes d'AA, surtout dans le cas supervisé, sont confrontées au dilemme biais-variance comme le montre la Figure 2.3.

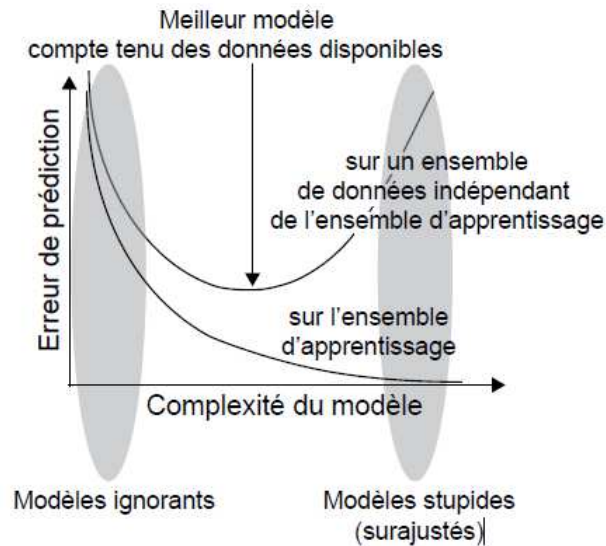


Figure 2.3. Compromis biais-variance du machine learning

Le compromis biais-variance est un problème central en apprentissage supervisé. Idéalement, on veut choisir un modèle qui reflète avec précision les régularités dans les données d'apprentissage, mais qui se généralise aussi aux données tests (données n'ayant pas servi lors de l'apprentissage du modèle). Malheureusement, il est généralement impossible de faire les deux en même temps. Les méthodes d'apprentissage avec une variance élevée peuvent assez bien représenter l'échantillon d'apprentissage, mais il existe un risque de sur-apprentissage sur des données tests ou bruitées. En revanche, les algorithmes avec un biais élevé produisent généralement des modèles plus simples qui n'ont pas tendance au sur-apprentissage, mais peuvent être en sous-apprentissage sur le jeu de données d'apprentissage. Les modèles avec un faible biais sont généralement plus complexes (par exemple la régression polynomiale à plusieurs degrés), mais permettent de représenter les données d'apprentissage avec plus de précision. Cependant, ils peuvent également représenter une partie du bruit aléatoire du jeu d'apprentissage, leurs prévisions sont donc moins précises malgré la complexité supplémentaire. En revanche, les modèles avec un biais plus élevé ont tendance à être relativement simple (régression polynomiale à moindre degré ou même linéaire), mais peuvent produire des prévisions de variance plus faible lorsqu'ils sont appliqués au-delà de l'ensemble d'apprentissage.

5. Conclusion

Dans ce chapitre j'ai essayé de présenter assez simplement mais aussi, je l'espère assez correctement le lien qu'il pouvait y avoir entre modélisation, simulation numérique, intelligence artificielle et apprentissage automatique. Toutes ces notions ont servi de base aux différentes études que je présenterai dans les deux chapitres qui suivent. Le prochain est dédié aux recherches relatives à la prévision du rayonnement solaire global principalement, c'est sur cette thématique de recherche que j'ai passé le plus de temps depuis ma thèse : c'est mon axe de recherche principal. Comme nous le verrons, j'ai pu tester de nombreux outils relatifs à l'intelligence artificielle et plus particulièrement à l'apprentissage automatique, en abordant des thèmes comme le « big data » ou encore le « data mining ». Dans le chapitre dédié au résumé de mes recherches en science du vivant, les outils utilisés ne seront pas exactement les mêmes. En effet, même si j'ai un peu utilisé de l'intelligence artificielle (en prévision des sources de polluants atmosphériques), le seul vrai axe commun avec la thématique précédente sera l'aspect simulation numérique et mise en place d'une modélisation adaptée. D'autres outils tels : l'analyse de données, les statistiques différentielles, les algorithmes de type Monte Carlo ou encore l'optimisation analytique et numérique de problèmes en minimisant ou maximisant une fonction sur un ensemble (fonction-coût ou fonction objectif) ont été développés et seront exposés. Pour ne pas alourdir le manuscrit, dans la suite je n'énumérerai pas la totalité des références bibliographiques qui nous ont servies de base à notre réflexion scientifique, une grande part de ces productions est listée dans les publications que l'on a référencées, le lecteur intéressé pourra s'y référer.

6. Références

Darras, C., Muselli, M., Poggi, P., Voyant, C., Hogue, J.-C., Montignac, F., 2012. PV output power fluctuations smoothing: The MYRTE platform experience. *Int. J. Hydrog. Energy* 37, 14015–14025.

Lauret, P., Rodler, A., Muselli, M., David, M., Diagne, H., Voyant, C., 2012. A Bayesian Model Committee Approach to Forecasting Global Solar Radiation, in: *World Renewable Energy Forum 2012*. Denver Colorado, USA.

Lauret, P., Voyant, C., Soubdhan, T., David, M., Poggi, P., 2015. A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context. *Sol. Energy* 112, 446–457.

Paoli, C., 2014. Contribution informatique en sciences pour l'environnement (HDR). Corse, Corte.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2010. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks. *Sol. Energy* 84, 2146–2160.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2009. Solar Radiation Forecasting Using Ad-Hoc Time Series Preprocessing and Neural Networks, in: *Emerging Intelligent Computing Technology and Applications, Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin / Heidelberg, pp. 898–907.

Tamas, W., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.-L., Voyant, C., 2015. Hybridization of Air Quality Forecasting Models Using Machine Learning and Clustering: An Original Approach to Detect Pollutant Peaks. *Aerosol Air Qual. Res.*

Voyant, C., 2011. Prédiction de séries temporelles de rayonnement solaire global et de production d'énergie photovoltaïque à partir de réseaux de neurones artificiels. Thèse de l'Université de Corse.

Voyant, C., Darras, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., Poggi, P., 2013a. Bayesian rules and stochastic models for high accuracy prediction of solar radiation. *Appl. Energy*.

Voyant, C., Join, C., Fliess, M., Nivet, M.-L., Muselli, M., Paoli, C., 2015. On meteorological forecasts for energy management and large historical data: A first look, in: *International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'15)*.

Voyant, C., Julian, D., Roustit, R., Biffi, K., Marcovici, C.L., 2013b. Biological effects and equivalent doses in radiotherapy: a software solution. *Rep. Pract. Oncol. Radiother.*

Voyant, C., Kahina, D., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.L., Muselli, M., Haurant, P., 2013c. The global radiation forecasting based on NWP or stochastic modeling: an objective criterion of choice, in: *The First International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy (ICNCRE'13)*.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2011a. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy* 36, 348–359.

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., Foulloy, A., 2017. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renew. Energy* 105, 569–582.

Voyant, C., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.L., Muselli, M., Dahmani, K., 2014. Numerical weather prediction or stochastic modeling: an objective criterion of choice for the global radiation forecasting. *Int. J. Energy Technol. Policy*.

Voyant, C., Paoli, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2013d. Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 28, 44–52. doi:10.1016/j.rser.2013.07.058

Voyant, C., Roustit, R., Tatje, J., Biffi, K., Leschi, D., Briançon, J., Marcovici, C.L., 2011b. Therapeutic potential of atmospheric neutrons. *Rep. Pract. Oncol. Radiother.* 16, 21–31.

Voyant, Cyril, 2015. La radiobiologie dans les services de radiothérapie. Atelier Natl. Radiothérapie Pédiatrique 23 - 26 Sept. 2015 Ajaccio Fr.

Activité de recherche en prévision de la ressource solaire

SOMMAIRE

1. POURQUOI MODELISER LA RESSOURCE SOLAIRE	43
2. SERIES TEMPORELLES ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	45
2.1. SERIES TEMPORELLES OU CHRONIQUES.....	46
2.2. APPROCHE STOCHASTIQUE	47
2.3. LES DIFFERENTS OUTILS TESTES	48
2.4. CONCLUSION	50
3. DU NOIR AU GRIS ... UTILISATION DE MODELES DE CONNAISSANCE	50
3.1. LE MODELE CIEL CLAIR.....	51
3.2. LE RAYONNEMENT GLOBAL SUR UNE SURFACE INCLINEE	52
3.3. CONCLUSION	55
4. BENCHMARK DES DIFFERENTS PREDICTEURS.....	55
4.1. VALIDATION DE L'APPROCHE ENDOGENE	56
4.2. UTILISATION DE VARIABLES EXOGENES	58
4.3. EN QUETE D'AMELIORATION	60
4.4. VERS UNE APPROCHE SURFACIQUE : DU 1D AU 2D.....	62
4.5. ET SI L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE N'ETAIT PAS LA SOLUTION.....	64
4.5.1. LA PERSISTANCE INTELLIGENTE	65
4.5.2. LA DERIVEE D'UN SIGNAL BRUTE	67
4.5.3. LE FILTRE DE KALMAN	69
4.5.4. LA PERSISTANCE STOCHASTIQUE	70
4.6. LA PREVISION NE SUFFIT PAS, IL FAUT L'ENCADRER !.....	73
4.7. NECESSITE DE MODIFIER NOS SIMULATIONS ET NOS METHODES DE PREVISION	75
4.7.1. METHODES BASEES SUR LES ARBRES DE REGRESSIONS	76
4.7.2. METHODES BASEES SUR LA MODELISATION PERIODIQUE	81
4.8. CONCLUSION	83
5. CONCLUSION DU CHAPITRE	83
6. BIBLIOGRAPHIE.....	84

1. Pourquoi mod liser la ressource solaire

Avant de d tailler les m thodes de pr vision que l'on a test es il est important d'expliquer l'engouement (depuis une dizaine d'ann e) et la n cessiter de trouver des outils pr dictifs de plus en plus fiables d s lors que les notions «  nergie renouvelable », « PV » ou encore «  nergie fatales » sont abord es (Notton et al., 2018). La production PV est par nature discontinue et al atoire et est  troitement li e aux perturbations m t orologiques par un processus totalement causal. Cette incertitude provoque des contraintes sur les g n rateurs   combustible fossile et tend   augmenter le cycle de fonctionnement de ces derniers notamment   bas r gime quand leur rendement est relativement faible avec comme effet imm diat : une augmentation significative du co t de production de l' lectricit . La pr vision de l' nergie solaire permet de r duire l'incertitude de la production PV en permettant aux gestionnaires de r seau d'engager ou de d engager plus efficacement des moyens de productions annexes afin de s'adapter aux changements de la production photovolta que et de r agir aux  v nements extr mes. Deux autres solutions existent par contrer l'effet al atoire de l' nergie PV :

- le lissage par stockage de l' nergie en p riode de sous-consommation afin de la restituer lors des p riodes de surconsommation ;
- le lissage par dispersion spatiale (ou foisonnement) qui permet de g n rer de l' lectricit    partir de zones dont les conditions m t orologiques peuvent diff rer.

La solution optimale n'est sans doute pas uniquement li e   un de ces trois modes de fonctionnement (pr vision, stockage et foisonnement) mais viendra certainement d'une combinaison de ces derniers. Ma th matique de recherche concerne essentiellement la

prédiction PV (C. Voyant et al., 2011a) mais nous avons aussi abordé le couplage prédiction-foisonnement (Cyril Voyant et al., 2009b) ou encore prédiction-stockage (Darras et al., 2012a; Duchaud et al., 2018a) en attendant, je l'espère, de réussir à réunir prédiction-foisonnement-stockage dans une nouvelle série d'études.

Plusieurs méthodes permettent d'appréhender la prédiction du rayonnement solaire au sol (global, diffus ou direct). On peut les classer en deux grandes familles :

- La première consiste à utiliser un ensemble de procédés dits experts du phénomène à modéliser. On emploie le terme de « modèle de connaissances » pour chacun d'eux. Si ces méthodes sont issues d'équations algébriques, on emploie le terme de modélisation statique. Si elles proviennent d'équations différentielles ou d'équations aux différences récurrentes le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret ;
- La seconde famille de méthode de prédiction ne considère que l'aspect statistique du phénomène, et utilise uniquement des outils d'analyse stochastique non spécifiques au phénomène étudié. On emploie alors le terme de modèle « boîte noire » pour chacun d'eux. Ces modèles sont construits essentiellement sur la base de mesures du processus à modéliser ou de mesures de processus directement dépendants de celui-ci. Cette série de mesures se nomme « série temporelle » ou « série chronologique » ou encore « chronique ». Le modèle repose sur une formulation mathématique reliant les entrées (données sources) et les sorties (les prévisions). Si ces deux entités sont de mêmes natures (endogènes), on emploiera le terme d'analyse univariée ; si elles sont de natures différentes (exogènes), on distinguera l'approche en la qualifiant de multivariée.

Nous verrons dans la suite de ce manuscrit qu'un couplage entre le procédé expert et l'analyse statistique est souvent nécessaire afin d'accroître la qualité de la prédiction et ainsi utiliser un modèle de type « boîte grise » (ou modélisation semi-physique). Ces modèles sont utilisables lorsque des connaissances exprimables sous forme d'équations sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissances satisfaisant. C'est le cas de la modélisation ciel clair du rayonnement qui ne tient pas compte de l'occurrence nuageuse. Ainsi, le modèle « boîte grise » considère à la fois les connaissances et les mesures. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la

souplesse d'un modèle « boîte noire » comportant des paramètres ajustables (Dreyfus and Martinez, 2008).

Dans ce chapitre, nous commencerons par expliquer ce que sont les séries temporelles, puis exposerons les principaux résultats obtenus en termes de prévision de la ressource solaire via les outils issus de l'intelligence artificielle mais aussi d'autres outils relativement simples qui garantissent des bons résultats. Cette thématique de recherche a permis la publication de nombreux articles et supports de conférences (Balu et al., 2013; Benali et al., 2019, 2019; Cros et al., 2013a, 2013b; Dahmani et al., 2016, 2014, 2013; Darras et al., 2012b; Duchaud et al., 2019, 2018b, 2018b, 2018a, 2018c, 2018d; Fliess et al., 2018; Fouilloy et al., 2018c, 2018b, 2018a, 2017, 2017; Fouilloy et al., 2016; Guérin de Montgareuil et al., 2016a; Haurant et al., 2013; Join et al., 2016, 2014; Lauret et al., 2015, 2012; Notton et al., 2019b, 2019b, 2019d, 2019a, 2019c, 2018, 2017, 2017, 2016, 2015; Notton et Voyant, 2018, 2018; Paoli et al., 2014, 2013, 2010a, 2010b, 2009a; Pergent et al., 2013; Rebillout et al., 2017, 2017; Soubdhan et al., 2015; C Voyant et al., 2014; C. Voyant et al., 2011b, 2011a; C. Voyant et al., 2011; C. Voyant et al., 2010a; C. Voyant et al., 2010a; Cyril Voyant et al., 2014a, 2014b, 2014c, 2014d, 2014e, 2009c, 2009a; Voyant, 2014, 2013, 2011a; Voyant et al., 2018b, 2018a, 2017a, 2017c, 2017e, 2017f, 2017a, 2017c, 2017f, 2017e, 2017g, 2015a, 2015b, 2013a, 2013b, 2013c, 2013d, 2013e, 2012; Voyant et Notton, 2018).

2. Séries temporelles et intelligence artificielle

Que ce soit dans le domaine de la météorologie ou celui des marchés financiers, il est aujourd'hui fréquent de parler de « prédiction » ou plus correctement de « prévision ». Dans ce rapport nous emploierons le terme de « prévision » pour le formalisme des séries temporelles et les estimations à horizons donnés. En fait, l'estimation de la valeur future d'une grandeur en météorologie (comme le rayonnement solaire) ou d'un produit financier peut, sous l'aspect de l'analyse des séries temporelles, se traiter de la même manière (Bourbonnais and Terraza, 2008). Pour cela, il est usuel d'utiliser un modèle « boîte noire ». Généralement, afin de pouvoir estimer la valeur future d'une variable, il est indispensable de disposer d'informations relatives à son évolution passée. Une série temporelle se définit intuitivement comme la suite des valeurs passées de la variable que l'on essaie de prédire (Paoli et al., 2009a). Pour passer de l'évolution antérieure aux valeurs futures, il est utile

d'analyser, puis d'optimiser la modélisation de cette évolution. Cette étape peut revêtir de multiples formes ; elle est baptisée de façon générique « apprentissage du processus ». Ces questions d'analyse de la série et de la construction d'un modèle sont souvent le cœur même du problème en prévision. Une fois l'apprentissage terminé et la série temporelle estimée, le modèle doit idéalement être capable de représenter aussi fidèlement que possible la dynamique de l'évolution propre à chaque série. Lorsque le modèle représente correctement cette évolution passée, on peut raisonnablement considérer que la prévision sera pertinente par rapport à la dynamique qui a été mesurée et qui se trouve dans la série. Par contre, un modèle qui ne correspond pas aux valeurs mesurées durant l'apprentissage, permettra tout de même de faire une prédiction, mais cette dernière n'a pas grand sens au regard de la série temporelle considérée (régression fallacieuse). Comme nous allons le confirmer tout au long de ce chapitre, la construction d'un modèle relatif à une série et l'analyse de sa dynamique sont des étapes importantes à tout problème de prévision.

2.1. Séries temporelles ou chroniques

Une série temporelle est une succession d'observations (ou de mesures) au cours du temps représentant un phénomène. Dans ce manuscrit, les observations seront de la puissance PV, du rayonnement solaire au sol ou d'autres variables météorologiques comme la pression, la température, ou la nébulosité. Par hypothèse, le pas de temps des observations est considéré constant, et la modalité d'acquisition des signaux doit être identique tout au long de la période d'observation. En théorie, ces deux hypothèses fortes nécessitent une analyse et un contrôle de la qualité méticuleux. Toutefois, en pratique il est impossible de les respecter scrupuleusement, il convient simplement de s'assurer de la cohérence et de l'harmonie des mesures au cours du temps. Sans cette vérification, le modèle n'étant qu'une représentation mathématique d'un phénomène, il va tout de même essayer d'approximer le plus possible les différents signaux sans avertir ni laisser présager d'une éventuelle dérive des détecteurs, ou d'une modification de la méthodologie d'acquisition. Une démarche d'assurance de qualité des appareillages est donc essentielle. De plus, la mise en conformité des séries temporelles brutes (issues de l'acquisition), est souvent nécessaire afin de prendre en compte les éventuelles modifications, mises à jour, pannes, maintenances, etc. Quand on utilise le formalisme des séries temporelles comme outil de prédiction, il faut bien avoir à l'esprit que

l'on ne va pas pr dire une grandeur m t orologique absolue mais uniquement la mesure de celle-ci par un dispositif physique (similitude avec la d finition d'observable d'Heisenberg). Il convient donc de faire converger autant que faire se peut la grandeur absolue et la mesure. Pour utiliser le formalisme des s ries temporelles, il est n cessaire, au pr alable, de poser certaines d finitions. Ainsi, la valeur courante en t de la chronique x est not e x_t o  t , le temps, est compris entre 1 et n , avec n le nombre total d'observations. On appelle h le nombre de points ou de valeurs   pr dire de la s rie temporelle. La pr diction de la s rie temporelle de $(n+1)$   $(n+h)$, connaissant l'historique de x_t   x_n , porte le nom d'horizon de la pr diction (horizon 1,..., horizon h). Aussi pour un horizon h (cas le plus g n ral), le formalisme de la pr diction sera repr sent  par l'Equation 3-1 o  ε repr sente l'erreur entre la pr diction et la mesure, f_n le mod le   estimer et t le param tre temporel qui prend les $(n-p)$ valeurs suivantes : $n, n-1, \dots, p+1, p$. n est le nombre d'observations et p le nombre de param tres du mod le (on suppose que $n \gg p$).

$$x_{t+h} = f_n(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p+1}) + \varepsilon(t+1) \quad (3-1)$$

2.2. *Approche stochastique*

Les techniques traditionnelles d'analyse des chroniques proc dent souvent par d composition et recomposition. L'approche de d composition suppose que la structure de chaque chronique peut  tre scind e en  l ments simples (mod lisables), et donc plus facilement pr visibles, pour ensuite  tre reconstitu e pour donner la pr diction de la chronique. Les premi res  tudes sur les chroniques ont amen    consid rer de fa on standard trois grandes composantes de s ries temporelles (De Gooijer and Hyndman, 2006):

- la tendance, not e E_t , qui d crit le mouvement sur le long terme (extra-annuel) ;
- la composante saisonni re Σ_t , qui est une composante cyclique relativement r guli re de p riode intra-annuelle (notons qu'il peut y avoir plusieurs composantes saisonni res) ;
- la composante r siduelle not e R_t , qui est une composante par d faut, qui regroupe ce que les autres composantes n'ont pu int grer.

Pour affiner le mod le, on choisit le sch ma de d composition qui convient le mieux   la nature du processus. Cela consiste   combiner les trois composantes  l mentaires de s rie temporelle que l'on vient de d finir, dans le sch ma qui correspond le plus aux propri t s intrins ques de la chronique. Habituellement, il est retenu trois grands groupes de d composition applicables   la plupart des s ries temporelles :

- le sch ma additif qui n cessite l'orthogonalit  des diff rentes composantes et qui s' crit :

$$x_t = E_t + \Sigma_t + R_t \quad (3-2)$$

- le sch ma multiplicatif simple, utilisable quand il n'y a pas d'interaction entre le bruit r siduel et les deux autres composantes :

$$x_t = E_t \cdot \Sigma_t + R_t \quad (3-3)$$

- le sch ma multiplicatif complet n cessaire d s qu'il y a interaction g n rale des trois composantes :

$$x_t = E_t \cdot \Sigma_t \cdot R_t \quad (3-4)$$

Dans le cas du rayonnement global, not  X_t , on a une simplification li e   la constance apparente du cumul annuel du rayonnement solaire. Cette simplification annule l'effet de la composante E_t . De plus, comme l'occurrence de nuages semble plus importante en hiver qu'en  t , il serait logique de penser que le sch ma multiplicatif complet de l' quation 3-4 mat rialise le mieux le rayonnement solaire. Dans ce cas pr cis, X_t devient :

$$X_t = \Sigma_t \cdot R_t \quad (3-5)$$

2.3. Les diff rents outils test s

Il existe de nombreux mod les permettant de faire une pr vision de s ries temporelles. Dans ce chapitre, je ne d taillerai pas math matiquement chaque m thode mais proposerai de nombreuses r f rences dans lesquelles chaque m thodologie est minutieusement d taill e. Je ne souhaite pas alourdir la lecture de ce manuscrit avec un formalisme math matique qui peut

s'av rer compliqu  et g ner la bonne compr hension de ce qui a  t  fait durant ces 10 ann es de recherche.

Il est possible de les rassembler en quatre grands groupes :

- Les mod les de type « na f » qui sont primordiaux pour v rifier la pertinence des mod les complexes. On peut citer la persistance simple (C. Voyant et al., 2011), la moyenne ou les k plus proches voisins (Voyant et al., 2017a) ;
- Les mod les simples ne n cessitant pas de phase d'apprentissage comme peuvent l' tre les persistances intelligentes (Lauret et al., 2015) ou stochastiques (Voyant et Notton, 2018), les extrapolations par d rivation d'un processus bruit  (Fliess et al., 2018) ou encore la filtration de Kalman (Voyant et al., 2017b) ;
- Les mod les   probabilit s conditionnelles rarement mentionn s dans la litt rature pour une application au rayonnement solaire. On peut citer les cha nes de Markov et les pr dictions bas es sur les inf rences Bay siennes (Lauret et al., 2012; Paoli et al., 2010a; Voyant et al., 2013a) ;
- Les mod les de r f rence, de par le nombre d' tudes les ayant utilis s, qui sont issus de la grande famille des mod les autor gressifs saisonniers   moyenne mobile, les *SARIMA* (Paoli et al., 2010a, 2009a; Voyant et al., 2018a) ;
- Les mod les de type connexionniste (r seaux de neurones) et plus particuli rement le Perceptron MultiCouche (*PMC*) qui est un type de r seaux de neurones   fort potentiel pr dictif et le plus souvent utilis  (Lauret et al., 2015; Voyant et al., 2012) ;
- Les mod les   noyaux (*SVR*, *SVM* et Processus Gaussiens) (Fouilloy et al., 2018c; Lauret et al., 2015) ;
- Les arbres de r gressions et m thodes d riv es (Benali et al., 2019; Notton et al., 2019d; Voyant et al., 2018b).

Il existe un tr s grand nombre de mod les, aussi la liste ci-dessus ne repr sente qu'une partie de l'ensemble des pr dicteurs existant, et ne se veut absolument pas exhaustive. Les

mod les  num r s ici sont ceux qui ont  t   tudi s tout au long de mes recherches comme le montrera la suite de ce chapitre.

2.4. Conclusion

Dans cette section nous avons pr sent  le formalisme qui a servi de base   notre m thodologie de pr diction du rayonnement solaire : l'utilisation des s ries temporelles et des techniques issues de l'intelligence artificielle. La plupart de ces techniques (pour ne pas dire toutes !) n cessitent une hypoth se forte pour pouvoir  tre utilis es : la stationnarit . On entend par l  le fait que la structure du processus sous-jacent suppos ,  volue ou non avec le temps. Si la structure reste la m me, le processus est dit alors stationnaire. La section suivante va d crire la m thodologie de stationnarisation que nous avons utilis e lors de la plupart de nos simulations : le rapport   la tendance estim e   partir d'un mod le de connaissance.

3. Du noir au gris ... utilisation de mod les de connaissance

La pr diction   horizon des s ries temporelles est un probl me qui recouvre de nombreux domaines d'application. Les  tudes men es dans la finance et l' conom trie ont permis de d gager de nombreux mod les plus ou moins sophistiqu s. Ces derniers ont  t  repris dans le cadre d'autres th matiques, dont la pr diction du rayonnement solaire par mod lisation des s ries temporelles. Dans cette section, diff rentes approches de mod lisation seront bri vement pr sent es. Nous commencerons par exposer les fondements du mod le ciel clair (e.g. sans couverture nuageuse) appel  *SOLIS*, puis du mod le d'inclinaison du rayonnement global (*CLIMED2* et Klutcher) choisis durant ces  tudes. Ces choix ont  t  d termin s par l'analyse et l' tude de documents bibliographiques et repris   de nombreuses reprises dans mes diff rents travaux.

3.1. *Le mod le ciel clair*

Avant de vouloir mod liser le ciel « normal » (avec occurrences nuageuses), il para t utile de r ussir   mod liser le ciel en n gligeant la couverture nuageuse. Ce concept se nomme la mod lisation « ciel clair ». Une bonne estimation du rayonnement par ciel clair permet de pouvoir acc der   des estimations correctes du rayonnement solaire en l'absence de nuage (notamment en  t ). Le concept de ciel clair tient compte de l'effet des a rosols et des gaz atmosph riques, mais s'affranchit de la contrainte nuageuse. Si l'on se r f re   ce qui a  t   nonc  dans le paragraphe pr c dent, la mod lisation par ciel clair pourrait permettre de quantifier la composante d terministe du rayonnement solaire. Historiquement, cette composante d terministe du rayonnement  tait estim e en utilisant le rayonnement hors atmosph re (H_0) sans prise en compte des ph nom nes d'absorption et de diffusion de l'atmosph re. Cette m thode  tait certes moins performante mais elle  tait beaucoup plus simple de mise en  uvre puisque seule la position du soleil dans le ciel intervenait ; rappelons aussi que dans les mod les ciel clair, les param tres qui interviennent varient d'un mois sur l'autre et m me d'une heure sur l'autre ce qui complique leur utilisation. Le d veloppement de ces mod les a commenc  vers la fin des ann es 1970 avec le mod le empirique de Bird et Hulstrom qui s'attache   exprimer la transmittance du ciel clair pour diff rents processus d'att nuation dans l'atmosph re. Il s'agissait d'une mod lisation simplifi e du rayonnement solaire direct et diffus sur des surfaces horizontales. Les ann es qui suivirent, de nombreux mod les vinrent compl ter et am liorer cette premi re  tude. On peut, par exemple, citer le mod le de Kasten, celui de Molineaux, ou encore le mod le *SOLIS* de (Mueller et al., 2004). Durant les  tudes men es c'est principalement ce dernier mod le qui a  t  retenu pour d crire la composante d terministe du rayonnement. En effet, ce mod le est issu du projet europ en H liosat-3 de l'Universit  d'Oldenburg et donne d'excellents r sultats lorsqu'il est compar    des mesures r alis es au sol en Europe. Le mod le simplifi  *SOLIS* est une approximation des  quations de transfert radiatif (Radiative Transfer Model ; *RTM*) bas es sur des relations de type Lambert-Beer, (le lecteur int ress  peut se r f rer   (Ineichen, 2008; Paoli et al., 2010a)). Ces relations permettent en outre de quantifier CS^{bn} qui est le rayonnement direct monochromatique (une seule longueur d'onde consid r e) sur une surface normale au niveau du sol (avec M le facteur optique de la masse de l'air et τ la profondeur optique).

$$CS^{bn} = H_0 \cdot \exp(-M \cdot \tau) \quad (3-6)$$

Dans le cas polychromatique (cas r el d'un m lange de photons de longueurs d'onde diff rentes) cette  quation n'est plus valide et doit  tre remplac e par la relation propos e dans l'Equation 3-7 o  b est une constante d'ajustement et h la hauteur solaire.

$$CS^{bn} = H_0 \cdot \exp\left(-\frac{\tau}{\sin^b(h)}\right) \quad (3-7)$$

A cause des diff rentes diffusions dans l'atmosph re, il serait logique de penser que ce type de relation n'est pas applicable concernant le rayonnement global horizontal. Cependant, Mueller a montr  que ce mod le d'att nuation peut aussi  tre utilis  dans le cas diffus (CS^d) et dans le cas global horizontal (CS ; Equation 3-8)   condition de modifier quelque peu l'expression du rayonnement hors atmosph re (H_0' ; Equation 3-9).

$$\begin{cases} CS = H_0' \cdot \exp\left(-\frac{\tau_g}{\sin^g(h)}\right) \cdot \sin(h) \\ CS^d = H_0' \cdot \exp\left(-\frac{\tau_d}{\sin^d(h)}\right) \end{cases} \quad (3-8)$$

Les diff rents param tres n cessaires   l'emploi de l'Equation 3-8 et relatifs   l'expression du rayonnement hors atmosph re sont donn s par l'Equation 3-9 o  w est la colonne de vapeur d'eau, p et p_o les pressions du lieu consid r  et au niveau de la mer, et aod la profondeur optique concernant les a rosols et les radiations de 700 nm de longueur d'onde.

$$H_0' = H_0 \cdot (0,12 \cdot w^{0,56} \cdot aod^2 + 0,97 \cdot w^{0,032} \cdot aod + 1,08 \cdot w^{0,0051} \cdot \ln\left(\frac{p}{p_o}\right)) \quad (3-9)$$

Des relations similaires sont disponibles pour le calcul des diff rents param tres d'optimisation tels que : b , g , d , τ_b , etc. Les grandeurs aod et w sont caract ristiques du site  tudi  et peuvent  tre d termin es exp rimentalement (optimisation sur des journ es sans nuages) ou alors en utilisant des relev s de mesures (horaires/journali res/mensuelles) comme par exemple le propose le site <https://aeronet.gsfc.nasa.gov/>.

3.2. Le rayonnement global sur une surface inclin e

Ce que nous avons vu dans le paragraphe pr c dent concerne le rayonnement solaire global arrivant sur une surface plane horizontale pos e sur le sol. Souvent les syst mes r els

faisant appel   l' nergie solaire ne sont pas dispos s horizontalement mais sont inclin s par rapport au sol pour augmenter leur production. Parall lement   cette inclinaison, il peut y avoir aussi une orientation azimutale ( cart entre le sud et un vecteur normal au plan consid r ), une valeur positive signifiant une orientation vers l'ouest. Pour mod liser l'inclinaison β du plan de d tection par rapport   l'horizontale et l'angle azimutal α , il suffit de consid rer le rayonnement global   l'instant t que l'on note CS_β comme la combinaison lin aire d'une composante directe CS^b et d'une composante diffuse CS^d du rayonnement. On peut alors  crire :

$$CS_\beta = CS^b \cdot R_b + CS^d \cdot R_d + R \quad (3-10)$$

Les trois facteurs R sont des facteurs de prise en compte de l'inclinaison, R_d concerne le rayonnement diffus , R le diffus  issu du sol et R_b , le rayonnement direct (voir Figure 3.1).

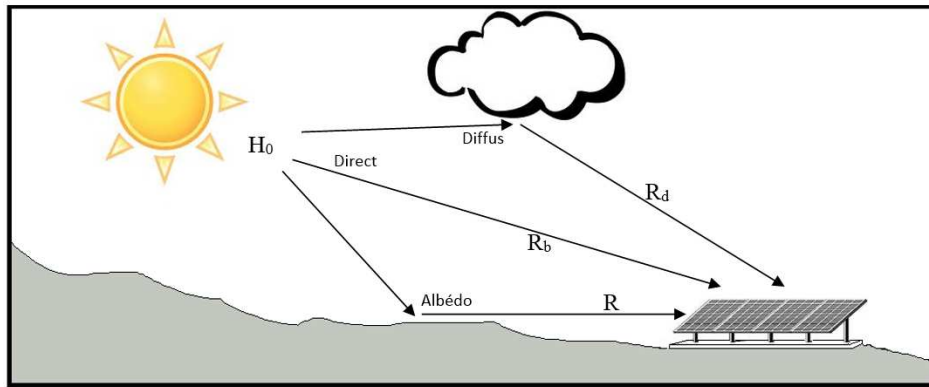


Figure 3.1. Rayonnement global sur une surface inclin e compos  du rayonnement direct (facteur R_b), du rayonnement diffus  (facteur R_d) et du diffus  du sol (facteur R)

R_b (Equation 3-11) est un facteur purement g om trique pouvant s' crire   l'aide du facteur θ repr sentant l'angle d'incidence des rayons solaires sur la surface inclin e.

$$R_b = \frac{\cos(\theta)}{\sin(h)} \quad (3-11)$$

$$= \frac{(\sin \varphi \cos \beta - \cos \varphi \sin \beta \cos \gamma) \sin \delta + (\cos \varphi \cos \beta + \sin \varphi \sin \beta \cos \gamma) \cos \delta \cos \omega_h + \cos \delta \sin \beta \sin \gamma \sin \omega_h}{\sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega_h}$$

Les deux autres facteurs intervenant lors de l'inclinaison du d tecteur et relatifs au rayonnement diffus (du sol et de l'atmosph re), sont estimables gr ce   de nombreux mod les, nous en pr senterons quelques-uns ci-dessous.

Pour d terminer R (Equation 3-12), il est possible d'utiliser la relation faisant intervenir l'alb do (rapport de l' nergie solaire r fl chie par une surface   l' nergie solaire incidente ; ρ) :

$$R = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot CS \cdot (1 - \cos(\beta)) \quad (3-12)$$

Pour d terminer R_d , de nombreuses  tudes ont  t  men es et ont permis de d crire une multitude de mod les. On peut citer le mod le isotropique de Liu et Jordan en 1961, ou encore les mod les anisotropiques tels le mod le de Hay, ou bien encore le mod le d'Iqbal. Une  tude men e il y a quelques ann es au sein de notre laboratoire a permis de tester ces diff rents mod les sur les donn es solaires d'Ajaccio. Il en r sulte que le mod le offrant le plus de garantie est celui de Klucher. Son formalisme est relativement simple et fait intervenir un facteur F , d fini par :

$$F = 1 - \left(\frac{CS^d}{CS}\right)^2 \quad (3-13)$$

On peut alors  crire que :

$$R_d = \frac{1}{2} \cdot (1 + \cos\left(\frac{\beta}{2}\right)) \cdot (1 + F \cdot \sin^3\left(\frac{\beta}{2}\right)) \cdot (1 + F \cdot \cos^2(\theta) \cdot \sin^3(a)) \quad (3-14)$$

Une des conditions n cessaires pour pouvoir appliquer les formules de R_b et de R_d est de conna tre au pr alable la proportion de rayonnement diffus  et de rayonnement direct. Si cette proportion n'est pas connue il faut alors utiliser un mod le qui permet de la calculer. L  encore, de nombreux mod les sont d di s   ce type d' tude (Cf. Iqbal, Orgill, Erbs, etc.). Cependant, nous ne d taillerons que celui qui est utilis  r guli rement au sein de notre laboratoire,   savoir, le mod le *CLIMED2* qui est r put  comme  tant le meilleur pour la zone m diterran enne. Ce mod le propose de d duire la fraction de diffus  f du rayonnement global horaire   partir de l'indice de clart  horaire k_t .

$$k_t = \frac{CS}{H_0} \quad \text{et} \quad f = \frac{CS^d}{CS} \quad (3-15)$$

Ainsi on peut appliquer :

$$\left. \begin{aligned} f &= 0,995 - 0,081k_t \quad \text{pour } k_t \leq 0,21 \\ f &= 0,724 + 2,738k_t - 8,32k_t^2 + 4,967k_t^3 \quad \text{pour } 0,21 < k_t < 0,76 \end{aligned} \right\} \quad (3-16)$$

$$f = 0,18 \quad \text{pour } k_t > 0,76$$

Le mode d'inclinaison que nous venons de d tailler (*CLIMED2* et Klucher) est valable et a  t  test  sur Ajaccio. Cependant, il est possible qu'il ne soit pas adapt    tous les sites. On peut alors s'affranchir de la localisation en calculant le rayonnement inclin    partir du rayonnement horizontal par l'Equation 3-17.

$$CS_\beta = CS \left[\frac{CS_\beta}{CS} \right]^{ciel \text{ clair}} \quad (3-17)$$

Il suffit donc d'utiliser un logiciel de type PVsystTM ¹ pour obtenir la partie entre crochet et ainsi incliner des donn es de rayonnement horizontal.

3.3. Conclusion

Dans cette section, nous avons d taill  la m thodologie de stationnarisation que nous avons utilis e lors de nos manipulations. En effet, la connaissance du rayonnement par ciel clair permet de construire un nouveau type de variable stationnaire appel  indice de ciel clair (clear sky index ; *CSI(t)*) comme le montre l' quation suivante :

$$CSI(t) = GHI(t)/CS(t) \quad (3-18)$$

La s rie originale de mesure est not e *GHI*, le rayonnement par ciel clair est not  *CS* et est calcul    partir du mod le Solis. L'op ration inverse permet ce que l'on appelle la recoloration de la s rie pr dite. Nous allons maintenant voir les diff rents types de pr dicteur que l'on a test s et les r sultats obtenus.

4. Benchmark des diff rents pr dicteurs

Dans cette section, nous allons pr senter une comparaison de diff rents mod les relatifs   la pr vision du rayonnement global. Tout ce qui a  t  fait durant ces 10 derni res ann es ne pourra  tre expos  afin de garantir une meilleure lisibilit  du manuscrit et de faciliter la lecture du document. Les outils de comparaison et les m triques d'erreur utilis es sont

¹ Logiciel commercial permettant de simuler du rayonnement global par ciel clair, <http://www.pvsyst.com>.

classiques et sont d taill es dans (Lauret et al., 2015; Paoli et al., 2010a; Voyant, 2011a; Voyant et al., 2017d).

4.1. Validation de l'approche endog ne

Concernant l'approche endog ne ou l'analyse univari e   des fins de pr vision de la ressource  nerg tique solaire, j'ai principalement utilis  les r seaux de neurones et plus particuli rement le perceptron multicouche (*PMC*)   une couche cach e ainsi que la persistance (*P*) et la persistance intelligente (smart persistence ; *SP*). Ces mod les simples permettent souvent d'obtenir de bons r sultats ! Si le premier est remarquable par la qualit  des estimations et les faibles erreurs de pr vision, les deux derniers le sont par leur facilit  de mise en  uvre. Je ne d taillerai que ces trois mod les afin de ne pas encombrer le manuscrit de formules math matiques qui au final n'ont pas grand int r t. Concernant le *PMC* (Hornik et al., 1989), c'est un des rares mod les dot s de la propri t  d'approximation universelle, pour de plus amples explications, les lecteurs int ress s peuvent se r f rer   (Notton and Voyant, 2018; Paoli et al., 2009b; C. . Voyant et al., 2010b; C. Voyant et al., 2010b; C Voyant et al., 2009; Voyant, 2011b; Voyant et al., 2008). Le sch ma-bloc d'un tel mod le est donn  par la Figure 3.2.

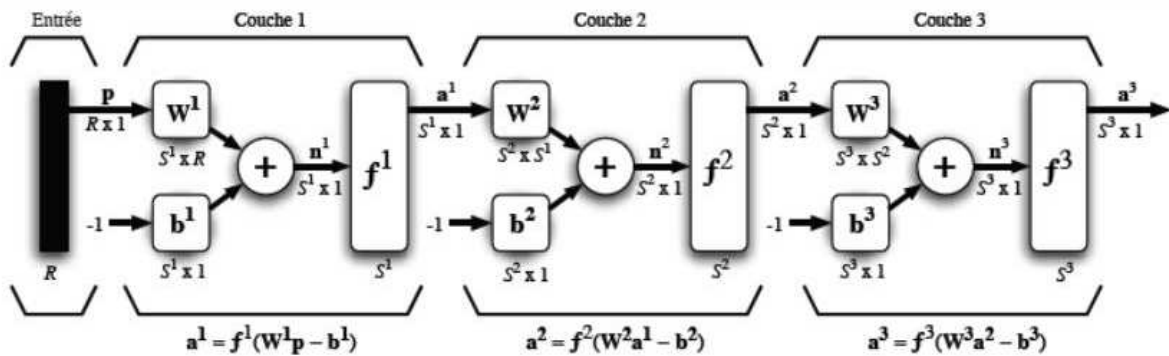


Figure 3.2. Sch ma-bloc d'un *PMC* (a^k, b^k, W^k, f^k respectivement les vecteurs de sortie et de biais, les matrices de poids et la fonction d'activation de la couche k)

Un r seau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches concat n es les unes aux autres de gauche vers la droite, l' quation qui d crit les sorties d'une couche k dans le *PMC* est donn e par l'Equation 3-19.

$$\mathbf{a}^k = f^k(\mathbf{W}^k \mathbf{a}^{k-1} - \mathbf{b}^k) \quad (3-19)$$

L'adaptation du *PMC* dans le cas de la pr vision de s ries temporelles pour une architecture   1 couche d'entr e (avec n variables d'entr e), 1 couche cach e (avec m neurones cach s), 1 couche de sortie (avec 1 neurone de sortie), permet d'estimer $\hat{x}$ correspondant   la valeur pr dite. Pour le k - me neurone de la couche cach e, un poids $w_{k,j}$, dont les valeurs sont d termin es pendant la phase d'apprentissage, est li    chaque entr e x_j ; Une fonction d'activation f est appliqu e   la somme pond r e $S (= \sum_{j=1}^n w_{k,j} x_j)$ pour calculer une sortie ($o = f(\sum_{j=1}^n w_{k,j} x_j + bias)$). Cette sortie est ensuite distribu e aux neurones suivants : une fonction sigmo de pour les couches cach es et une fonction lin aire pour la couche de sortie sont souvent d finies comme fonctions d'activation. Pour la r gression de la s rie temporelle $x(t)$, l'expression math matique d'un *PMC* avec une couche cach e de m neurones, un neurone de sortie et n variables d'entr e est une fonction d crite par l'Equation 3-20.

$$\hat{x}(t+h) = \sum_{k=1}^m \omega_{*k} \cdot (f(\sum_{j=1}^n \omega_{k,j} \cdot x(t-j+1) + b_k) + b_o) \quad (3-20)$$

$\hat{x}(t+h)$ est la valeur de sortie du mod le qui correspond   la pr vision   l'horizon $t+h$, b_k et b_o les biais correspondants au neurone cach  k et   la sortie, et $\omega_{k,j}$ les poids entre la j - me entr e et le k - me neurone cach . f d signe la fonction de transfert, ou d'activation des neurones de la couche cach e, ω_{*k} le poids entre la sortie et le k - me neurone cach . Pour les deux autres mod les, les formulations sont beaucoup plus simples  tant donn  qu'elles sont bas es pour *P* sur la persistance de la couverture nuageuse ($\widehat{GHI}(t+h) = GHI(t)$) et pour *SP* sur la persistance du clear sky index ($\widehat{CSI}(t+h) = CSI(t)$) ou encore $\widehat{GHI}(t+h) = GHI(t) \cdot \frac{CSI(t+h)}{CSI(t)}$). Dans (Paoli et al., 2009a) nous avons compar  diff rents types de pr dicteurs, le r sultat de cette comparaison est expos  dans le Tableau 3.1 ci-dessous (pr vision journali re). Outre les mod les pr sent s ci-dessus, nous avons pu tester des algorithmes de type : cha ne de Markov, inf rences Bay siennes et k plus proches voisins. Ces 3 mod les n'ont pas montr s de tr s bons r sultats et dans le cas de la pr vision journali re, les plus faibles erreurs  taient obtenues avec le *PMC* et l'autor gression (*AR*).

	$nRMSE$ (%) � 95% IC	$RMSE$ (MJ/m�)	MAE (MJ/m�)	R^2	MBE (MJ/m�)
Pr�dicteur na�f (persistance)	26.13�0.00	4.65	3.03	0.69	-0.001

Prédicteur naïf (moyenne journalière)	22.52±0.00	4.01	3.11	0.75	-0.39
Chaîne de Markov (ordre 3)	25.85±0.00	4.59	3.03	0.69	-0.23
Inférences Bayésiennes (ordre 3)	25.57±0.00	4.55	3.01	0.69	-0.13
<i>k</i> -NN (ordre 10)	25.20±0.00	4.48	3.19	0.70	-0.03
AR(8)	21.18±0.00	3.77	2.85	0.78	-0.61
PMC[8,3,1]	20.97±0.15	3.73	2.82	0.79	-0.58

Tableau 3.1. Comparaison des différents prédicteurs pour la prévision des séries temporelles journalières sur Ajaccio à horizon $j+1$ (estimation pour le lendemain)

Avec cette première étude, nous avons pu nous familiariser avec de nombreux outils issus de l'apprentissage automatique ainsi qu'avec le formalisme des séries temporelles. Nos conclusions ont été bien accueillies par l'ensemble de la communauté scientifique travaillant sur cette thématique, ce papier est très souvent cité depuis sa publication (Paoli et al., 2010a). Au moment de la rédaction de ce manuscrit, peu d'étude de prévision du *GHI* avaient été rédigées et valorisées, permettant à ce papier de se positionner comme un élément important de la prévision solaire par apprentissage automatique. Nous nous sommes ensuite penchés sur la question de la prise en compte d'éléments exogènes en entrée de modèle pour favoriser la convergence de nos sorties.

4.2. Utilisation de variables exogènes

Dans (C. Voyant et al., 2011) nous avons obtenus des résultats importants liés à l'intégration de la nébulosité (*N*) et de l'insolation (*Su*) dans nos modèles, les résultats sont visibles dans le Tableau suivant (3.2) :

Lag Endo	Lag Su	Lag N	Neurones cachés	nRMSE	IC95%
2	1	1	1	21.61%	0.01%
2	1	1	2	21.75%	0.18%
2	1	1	3	21.54%	0.05%
2	1	1	4	21.67%	0.11%
2	1	1	5	21.61%	0.12%

2	1	1	6	21.83%	0.53%
2	1	1	7	21.87%	0.20%
2	1	1	10	21.78%	0.19%

Tableau 3.2. Prise en compte de variables exog nes dans la pr vision horaire ($h+1$) de rayonnement global avec r seau de neurones (IC pour intervalle de confiance)

Dans cette m me  tude, nous avons voulu montrer que tous ces outils de pr vision pouvaient s'int grer dans la gestion d'un syst me PV r el. C'est ainsi que nous avons pu faire de la pr vision de puissance  lectrique bas e sur l'estimation de la puissance solaire sur le site de Vignola   Ajaccio. Gr ce   cette  tude nous avons pu valider l'approche multivari e et l'int gration des m thodes d'apprentissage automatique dans la gestion contr le commande d'une station PV. Dans (Voyant et al., 2012), nous avons valid  pour un horizon $h+1$ la g n ralisation de nos pr visions (bas es sur le PMC et les mod les lin aires $ARMA$) en  tudiant plusieurs sites d' tude, nous avons aussi am lior  nos r sultats en int grant en entr e des mod les, des sorties de NWP (« numerical weather prediction » ; mod le ALADIN de M t oFrance) et un nouveau type de stationnarisation bas e sur l'utilisation de coefficients p riodiques (CP). Dans le Tableau 3.3 sont pr sent s les principaux r sultats.

	Mod�les	Annuel	Hiver	printemps	�t�	Automne
Ajaccio	Persistence	25.1	34.7	25.2	21.4	33.9
	ARMA(1,0)	19.4	29.4	17.7	14.3	26.8
	PMC (Endo ¹⁻¹⁰)	20.3	27.2	20.4	13.7	24.1
	PMC+CP (Endo ^{1,2,3,4})	18.6	25.3	18.4	12.2	24.2
	PMC+ALADIN (Endo ^{1,2,5,6,10} PR ^{1,2} N ^{1,2} T ^{1,2})	19.0	26.8	19.1	12.3	23.0
	PMC+ALADIN+CP (Endo ^{1,5,9,10} PR ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	17.8	24.9	18.1	11.7	22.0
Bastia	Persistence	27.1	35.0	27.1	22.6	34.4
	ARMA(1,0)	21.1	26.7	20.3	15.8	26.9
	PMC (Endo ¹⁻¹⁰)	22.8	27.3	23.4	16.1	25.7
	ANN+CP (Endo ^{1,2,3,4})	20.8	24.9	21.4	14.9	24.9
	PMC+ALADIN (Endo ^{1,3,8,10} PR ¹ N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	21.3	25.8	21.7	15.1	24.0
	PMC+ALADIN+CP (Endo ^{1,3,5} PR ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	19.9	24.4	20.5	14.2	23.3
Montpellier	Persistence	26.9	32.6	25.9	24.6	33.2
	ARMA(1,0)	20.1	23.5	18.7	15.5	21.9
	PMC (Endo ¹⁻¹⁰)	20.8	22.4	20.2	17.9	19.3
	PMC+CP (Endo ^{1,2,3})	19.3	20.4	18.8	16.0	19.8
	PMC+ALADIN (Endo ^{1,3,6,10} Pr ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	19.3	20.3	18.6	16.8	18.1
	PMC+ALADIN+CP (Endo ^{1,5,10} Pr ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	18.6	20.1	17.9	15.5	19.2

Marseille	Persistence	25.3	32.9	25.3	20.0	32.3
	ARMA(2,0)	18.9	23.9	19.0	11.8	21.4
	PMC (Endo ¹⁻¹⁰)	19.0	22.5	20.7	11.3	18.8
	PMC+CP (Endo ^{1,2,3,4})	16.9	20.6	17.8	10.5	17.1
	PMC+ALADIN (Endo ^{1,2,6:10} PR ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ¹)	17.4	20.4	18.5	10.4	16.4
	PMC+ALADIN+CP (Endo ^{1,3,7} PR ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	16.3	19.6	16.6	10.3	16.4
Nice	Persistence	26.4	32.1	24.5	21.1	37.1
	ARMA(1,0)	20.7	23.5	17.6	12.4	37.5
	PMC (Endo ¹⁻¹⁰)	20.9	21.7	18.8	11.7	32.3
	PMC +CP (Endo ^{1,2,3})	20.1	20.5	19.1	11.4	30.9
	PMC+ALADIN (Endo ^{1,3,7:10} PR ¹ N ¹ P ^{1,2} T ^{1,2})	20.1	20.4	18.1	11.4	32.3
	PMC+ALADIN+CP (Endo ^{1:5} PR ^{1,2} N ^{1,2} P ^{1,2} T ^{1,2})	19.4	19.9	18.6	11.0	30.1

Tableau 3.3. G n ralisation multi-site de la m thodologie de pr vision (h+1), *nRMSE* (en %)

Nous pouvons observer une nette am lioration d s lors que la stationnarisation est op r e et que l'on int gre les sorties de mod les NWP.

4.3. En qu te d'am lioration

Apr s la publication de ces trois papiers, notre m thodologie  tait valid e et g n ralis e. Nous avons pu nous focaliser sur de nombreuses  tudes annexes qui ne permettaient pas forc ment un gain consid rables en termes d'erreur de pr vision, mais qui permettaient tout de m me d'approfondir nos connaissances sur un formalisme particulier ou des notions math matiques pr cises. C'est ainsi que nous avons publi  :

- Dans (Darras et al., 2012b), les pr mices d'une interface **contr le-commande** de la station MYRTE int grant les notions de pr vision et lissage en tentant de r pondre au cahier des charges de la CRE (comit  de r gulation de l' nergie) en terme de revente de l' nergie PV issue d'une centrale solaire ;

- Dans (Lauret et al., 2012) et (Voyant et al., 2013a) des  tudes sur l'utilisation d'un formalisme innovant bas  sur les **inf rences bay siennes** (facteurs de Bayes, vraisemblance marginales,  vidence) et l'apprentissage automatique (*ARMA*, *PMC*) pour la pr vision du rayonnement global ;

-Dans (Voyant et al., 2013c) une **hybridation** des modèles que l'on estimait être les plus performant (*PMC* et *ARMA*). Cette hybridation était basée sur la connaissance a priori de la fiabilité des modèles utilisés, ce qui permettait de proposer un indice de fiabilité en plus de la simple prévision du rayonnement solaire ;

-Dans (Dahmani et al., 2016, 2014, 2013; Notton et al., 2016, 2015), nous avons utilisés nos méthodes de modélisation sur un site Algérien avec une granularité temporelle infra horaire (**très court terme**) ; il ne s'agissait pas ici de prévisions mais d'estimations du rayonnement au sol à partir d'autre paramètres météorologiques plus facilement disponibles et une estimation du rayonnement solaire incliné à partir des données de rayonnement solaire horizontal ;

-Dans (Soubdhan et al., 2015), nous avons travaillé sur une méthode de **partitionnement de données** (algorithme **k-moyennes**) qui permettait en fonction du type de journée, de nous guider vers le prédicteur idéal à utiliser. Cette étude est toujours en cours, et une version longue est en phase d'écriture ;

-Dans (Cyril Voyant et al., 2014d), nous avons déployé nos outils de prévision lors d'un exercice très peu étudié dans la littérature, la prévision du rayonnement solaire global 24 heures à l'avance en utilisant un réseau de *PMC* comme support à la modélisation (**24 réseaux indépendants**) ;

-Dans (Voyant et al., 2013b), un nouveau type d'étude, non plus basée sur la prévision de la ressource solaire, mais sur l'aide à la décision quant à l'utilisation de méthodes NWP ou d'apprentissage automatisé en utilisant la **théorie de l'information** et l'information mutuelle ;

-Dans (Cyril Voyant et al., 2014e, 2014b, 2014b; Voyant et al., 2017g, 2013e), nous avons établi une méthodologie de **pruning** (ou d'élagage en français) des MLP basée sur une modification de l'algorithme d'apprentissage Levenberg-Marquardt ainsi qu'une **hybridation** des fonctions de transfert des couches cachées du MLP ;

-Dans (Cros et al., 2013a, 2013b; Guérin de Montgareuil et al., 2016b; Voyant, 2013), nous avons travaillé sur l'outil de base de la prévision du rayonnement global solaire : la **stationnarisation** par ciel clair ;

-Dans (Duchaud et al., 2019, 2018b, 2018a, 2018c, 2018d), la prédiction a été intégrée dans la gestion de réseaux intelligents intégrant de nombreuses sources d'énergie renouvelables ou non. Les outils de **programmation dynamique** et de **programmation par essais particuliers** ont contribué à proposer des outils intéressants pour répondre à la problématique énergétique et des smart grids.

Toutes ces études nous ont permis de proposer des articles de review de nos propres travaux retraçant l'intégralité des résultats importants que l'on vient d'énoncer (Notton et al., 2019c; Paoli et al., 2013; Voyant et al., 2013d). C'est ainsi que l'on a exposé dans ces papiers les méthodes et modèles que nous préconisons en fonction de l'horizon de prévision, du type de grandeurs dont on dispose et du ratio performance-complexité souhaité.

4.4. *Vers une approche surfacique : du 1D au 2D*

En 2013, nous avons souhaité élargir notre domaine de compétences en proposant des prévisions de rayonnement solaire sur des territoires entiers et non seulement sur des sites particuliers comme nous l'avions fait jusqu'ici. La nouveauté de ce type d'étude résidait dans le fait que nous souhaitions continuer d'utiliser le formalisme des séries temporelles en hybridant les informations contenues dans les images satellite d'irradiation (SSI) avec des méthodes classiques de prévision de séries temporelles. Dans (Haurant et al., 2013; Cyril Voyant et al., 2014a), nous avons présenté nos premiers résultats de prévision 2D. Le principe de notre approche est synthétisé sur la Figure (3.3) :

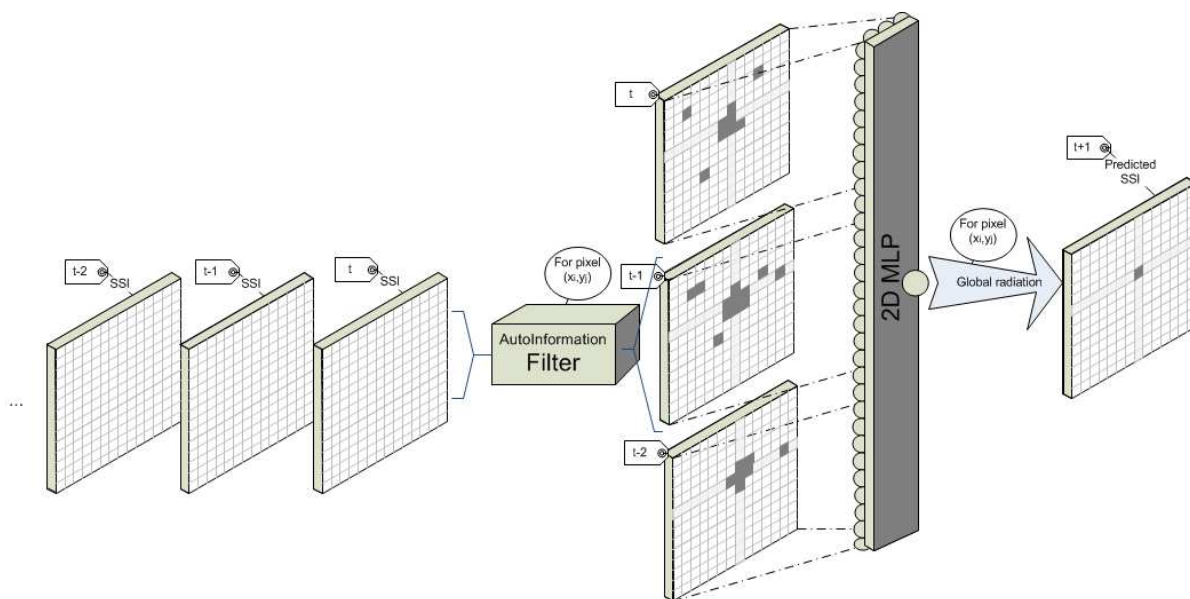


Figure 3.3. Principe de la pr vision 2D du rayonnement global solaire

Avec cette m thodologie, nous obtenions des cartes de pr vision que l'on pouvait comparer aux mesures, ou plut t aux estimations disponibles dans la base de donn es HELIOCLIM (HC) (<http://www.soda-pro.com/fr/web-services/radiation/helioclim-3-for-free>), comme le montre la Figure (3.4). L'erreur de pr vision pour le *PMC*  tait de 16.54% (*nRMSE*), suivi pour la *SP* avec 16.61%. C' tait les deux meilleurs mod les   l'issue de la s rie de simulations SSI. Notons que les SSI d'HC ont pu  tre compar es avec des mesures au sol, les r sultats n' taient pas aussi int ressants que ce que l'on attendait,  tant donn  que l'on obtenait pour Ajaccio un *nRMSE* compris entre 15% et 20% en fonction de la saison. Le probl me avec cette  tude est que la pr cision de la mesure (qui ici est en fait une estimation HC plus qu'une mesure) est du m me ordre de grandeur que l'erreur de pr vision. Il serait int ressant de recommencer ce type d' tude avec les nouvelles mises   jour HC.

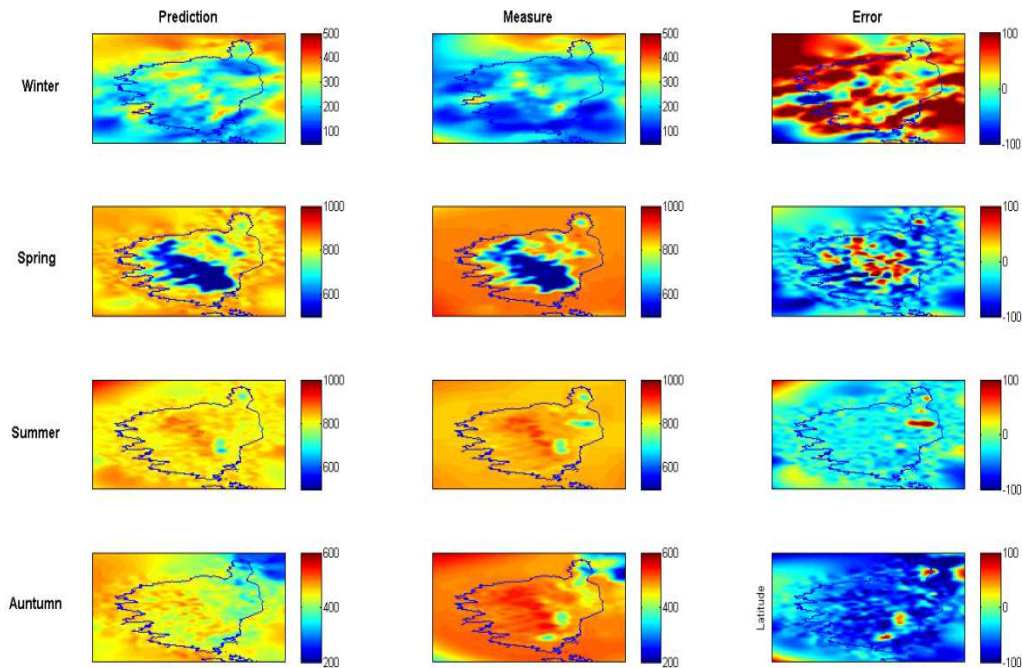


Figure 3.4. Comparaison entre simulation et mesure (en Wh/m²) et erreur algébrique observée (à droite)

Nous savons avec à cette étude, que nous pouvons proposer des prévisions à l'échelle d'un territoire en utilisant le même formalisme (mais légèrement plus compliqué) qu'avec nos séries temporelles mesurées ponctuellement. Le fait de travailler sur des SSI demande une grosse charge de travail pour préparer les données ainsi que des temps de calculs conséquents. C'est sans doute une des raisons qui nous a conduit à changer d'axe de travail en nous orientant vers l'étude d'outils d'extrêmement simples susceptibles de donner de bons résultats, la parcimonie et la régularisation² de nos modèles allaient guider notre démarche.

4.5. *Et si l'apprentissage automatique n'était pas la solution*

² Vient du terme Anglais « regularization » qui définit une règle de base en apprentissage automatique : ne pas compliquer le modèle sous peine de devenir moins performant dès lors que l'on s'écarte de l'espace d'apprentissage ! Les modèles complexes donnent de bons résultats mais ne peuvent pas être transposés simplement à d'autres configurations (Cf data snooping)

Toutes les manipulations  nonc es jusqu'ici souffrent du m me probl me, c'est du moins le constat que l'on a fait et qui est souvent soulign  dans la litt rature : que les m thodes de pr visions soient issues de l'apprentissage automatique, qu'elles soient lin aires ou totalement non-lin aires, le gain en terme de qualit  de pr vision est souvent tr s minime et d pend des conditions exp rimentales. De plus, n'oublions pas que la condition n cessaire pour pouvoir appliquer ces m thodes est assez restrictive : de nombreuses mesures in-situ sont n cessaires et ces derni res doivent  tre fiables ! Que faire s'il n'y a pas d'historique de mesures ou si l'on veut un mod le simple   mettre en place sans chercher   minimiser l'erreur de pr vision au troisi me chiffre apr s la virgule ?

4.5.1. La persistance intelligente

La premi re  tude qui nous a conduit   envisager qu'en fonction du type de donn es   disposition les m thodes de machine learning n' taient peut  tre les meilleures   consid rer date sans nul doute de 2015 (Lauret et al., 2015). Dans ce papier, qui r unissait 3  quipes de recherche expertes sur la th matique des  nergies renouvelables (Laboratoire PIMENT de la R union, laboratoire LARGE de la Guadeloupe, et SPE de Corse), nous avons montr  que la persistance qui est un des plus simple pr dicteur, pouvait donner des r sultats plus que convenables mais que c' tait aussi un des rare mod les qui pouvait  tre utilis  quand aucun historique de mesures n' tait disponible. Dans le Tableau 3.4, nous voyons que m me si les r sultats issus de la Smart Persistance (*SP*) ne sont pas forc ment les meilleurs, le gain obtenu avec des techniques complexes est tr s souvent minime pour un horizon de 1 heure (*SVR* : Support Vector Regression ; *GP* : Gaussian Process). Fort de ce constat, dans (Voyant et al., 2015b), nous avons  tabli une r gle bas e sur le fait que la plupart des m thodes de machine learning  taient  quivalentes, et que ce n' tait que la variabilit  m t orologique du site d'exp rimentation qui influait sur le r sultat des pr visions et non la m thode utilis e.

				Trimestres (nRMSE)			
Lieux	Types	Mod�les	Annuel (nRMSE)	1er	2�me	3�me	4�me
Corse	Na�f	<i>Pers</i>	0.3117	0.3675	0.2914	0.2641	0.3527

modèle Solis	Non-linéaire	SP	0.2051	0.2628	0.189	0.1607	0.2371
		SVR	0.1966	0.2496	0.1802	0.1548	0.2285
		GP	0.2188	0.2655	0.2068	0.1724	0.2577
		MLP	0.1963	0.2568	0.1864	0.1552	0.2370
	Linéaire	AR	0.1944	0.2477	0.1799	0.1510	0.228
Réunion modèle Bird	Naïf	Pers	0.3337	0.3546	0.3441	0.3291	0.2961
		SP	0.2124	0.2442	0.2094	0.2096	0.1666
	Non-linéaire	SVR	0.2054	0.2148	0.2008	0.1856	0.2134
		GP	0.2044	0.2157	0.2001	0.1829	0.2118
		MLP	0.2037	0.2461	0.1941	0.1832	0.1941
	Linéaire	AR	0.2054	0.2336	0.2023	0.2005	0.1922
Guadeloupe modèle Kasten	Naïf	Pers	0.3805	0.3670	0.3920	0.3963	0.4423
		SP	0.2815	0.2740	0.2663	0.3075	0.3304
	Non-linéaire	SVR	0.2565	0.2434	0.2292	0.2811	0.2676
		GP	0.2605	0.2501	0.2325	0.2853	0.2693
		MLP	0.2662	0.2585	0.2568	0.2920	0.3034
	Linéaire	AR	0.2692	0.2500	0.2496	0.2875	0.2898

Tableau 3.4. Comparaison entre techniques de type persistance et machine learning

C'est dans cette optique (ce n'est pas le modèle qui fait l'erreur de prévision mais la variabilité de la chronique), que nous avons proposé un nouvel outil de quantification de la prédictibilité basée sur le « mean absolute logreturn » (*MALr*). Dans la Figure (3.5), un exemple de relation entre variabilité intrinsèque dans la série mesurée et l'erreur de prévision avec une technique classique de prévision (réseau de neurones artificielles (Voyant et al., 2015b)).

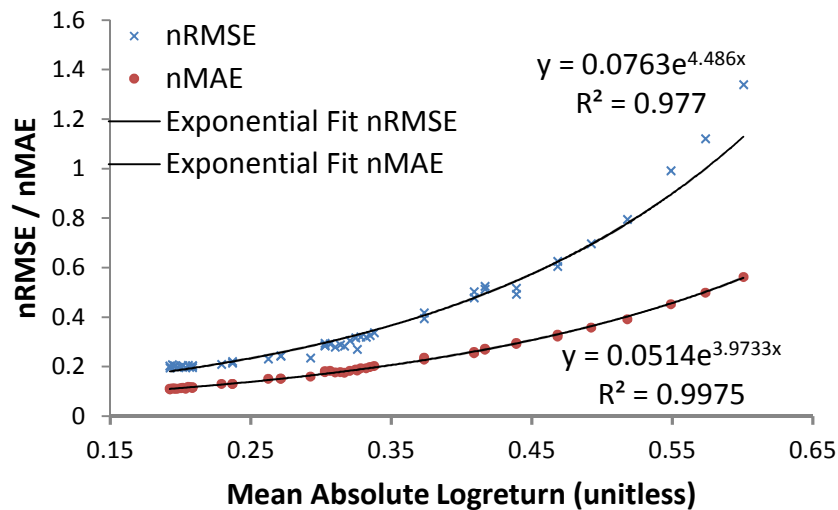


Figure 3.5. Relation entre variabilité et erreur de prévision.

Avec cette courbe, on voit que ce n'est pas réellement la méthode qui donne l'erreur de prévision, mais bien les données elles-mêmes. En effet, plus la variabilité augmente (matérialisée par le *MALr*) plus l'erreur de prévision augmente, le lien est exponentiel ! Avec

cet outil (*MALr*) il devient possible d'estimer l'erreur attendue avant m me d'avoir entrepris des simulations de pr vision. Cette conclusion laisse entrevoir le fait qu'en fonction du site  tudi  il est illusoire de penser diminuer l'erreur de pr vision en complexifiant la m thodologie pr dictive... ou du moins sans introduire d'autres variables explicatives !

Tous les outils test s ne permettent peut  tre en fait que de pr dire une « tendance » du signal ou plut t une valeur moyenne de celui-ci (esp rance), ce qui laisse penser qu'il y existe une composante « bruit » (haute fr quence ; fluctuations rapides) qui par d finition est totalement impr visible. C'est cette d composition « tendance » - « bruit » qui fera l'objet de la s rie de simulations d crite dans le prochain paragraphe.

4.5.2. La d riv e d'un signal bruit 

En 2014, une s rie de travaux sur la pr vision sans mod lisation mais en utilisant une m thodologie d'estimation de la d riv e d'un signal bruit ³ (Join et al., 2016, 2014; Voyant et al., 2015a) a  t  conduite en collaboration avec le laboratoire LIX de l' cole polytechnique et le laboratoire CRAN de l'universit  de Lorraine. Nous avons ainsi pu tester des outils novateurs qui  taient jusqu'alors d di s   l' conom trie et   l'automatique,   la pr vision du rayonnement solaire (d composition « tendance » - « bruit »). Depuis 2014, nous avons pu faire  voluer notre m thodologie de pr diction afin de proposer une approche simple, rapide   ex cuter et surtout ne n cessitant pas d'historique d'apprentissage contrairement   toutes les techniques d'apprentissage automatique (Fliess et al., 2018; Join et al., 2016). Concernant le tr s court terme (quelques minutes), nous avons opt  pour le formalisme d fini par l'Equation 3-21, o  $E(GHI(t))$ repr sente l'esp rance math matique de $GHI(t)$ au sens de Cartier-Perrin. Cette notion est en fait une autre fa on de d finir la tendance de $GHI(t)$.

$$\widehat{GHI}(t+h) = E(GHI(t)) + \left(\frac{dE(GHI(t))}{dt} \right) \cdot h \quad (3-21)$$

Pour les horizons plus profonds (D  tant un profile gaussien g n r    partir de la journ e pr c dente), nous avons utilis  l'Equation 3-22.

³ En application du th or me de Cartier-Perrin  nonc  la premi re fois en 1995

$$\widehat{GHI}(t+h) = E(GHI(t)) + \dot{D}(t-1\text{jour}).h \quad (3-22)$$

Les résultats observés étaient très encourageant car les erreurs de prévision observées étaient très proches de ce que l'on pouvait obtenir avec des approches bien plus complexes. Avec ces études et par le biais de cette collaboration avec des laboratoires de mathématiques appliquées et d'informatique formel, nous avons pu acquérir un formalisme mathématique solide et enrichir nos prédicteurs de notions telles que : la volatilité, l'estimation de la tendance de signaux bruités et l'analyse des fluctuations rapides dans une série de mesure. Un papier retraçant l'intégralité des principaux résultats fut entrepris (Fliess et al., 2018). Une méthodologie robuste y était présentée permettant la mise à disposition pour une granularité temporelle allant de 5 minutes à 1 heure et un horizon allant de 5 minutes à 6 heures, d'un encadrement de prédiction non sans rappeler les bandes de Bollinger utilisées en économétrie (Figure 3.6). Un effort a été dédié au fait de présenter un outil avec lequel aucune hypothèse de normalité n'est nécessaire, comme c'est souvent le cas avec ce type d'encadrement.

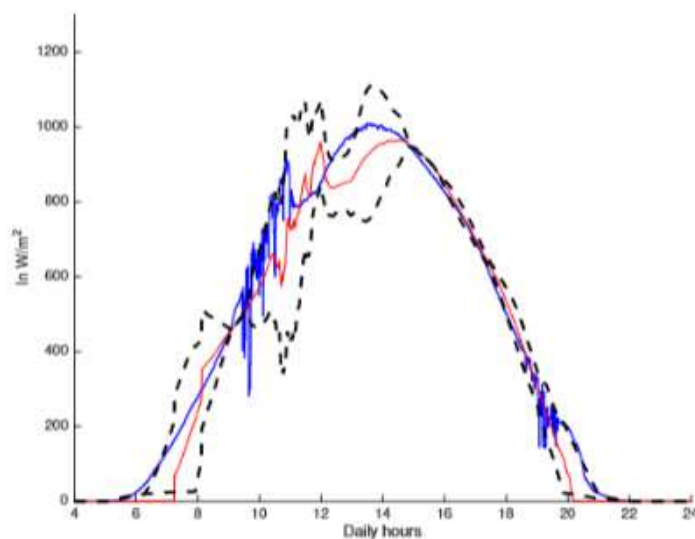


Figure 3.6. Prédiction du rayonnement solaire sur Nancy effectuée avec une méthode basée sur le prolongement de la dérivée d'un signal bruité (rouge) et son encadrement (pointillés) généré à partir de l'estimation de la volatilité (Fliess et al., 2018)

Cette étude nous a permis de prendre conscience que des méthodologies relativement simples ne nécessitant pas de phase d'apprentissage, pouvaient donner des résultats intéressants, et rivaliser avec des méthodologies largement plus complexes à mettre en œuvre.

Dans le prochain paragraphe seront expos s des r sultats li s   une autre m thode de pr vision qui elle aussi ne n cessite pas d'historique de mesures ou de phase d'apprentissage, la smart persistance corrig e « on-line » gr ce   un estimateur r cursif : le filtre de Kalman.

4.5.3. Le filtre de Kalman

Nous avons ensuite tent  de faire de la pr vision avec une autre m thode bas e cette fois sur l'utilisation du filtre de Kalman. Cette approche est un filtre   r ponse impulsionnelle infinie qui estime les  tats d'un syst me dynamique   partir d'une s rie de mesures incompl tes ou bruit es. Coupl e avec une persistance, la m thodologie est efficace et permet presque d' galer les approches bien plus complexes et n cessitant un historique d'apprentissage, comme le montre les r sultats disponibles dans (Voyant, 2017; Voyant et al., 2017a). L'algorithme de pr vision, pour le cas g n ral d'une irradiation not e GHI , peut s' crire :

$$GHI(t + 1) = A(t).GHI(t) + \omega(t) \quad (3-23)$$

Avec ω une distribution normale multivari e   laquelle correspond une covariance $Q(= N(0, Q))$ et $A(t) = \frac{CS(t+h)}{CS(t)}$. La m thodologie compl te est d finie dans (Voyant, 2017), au final la pr vision   l'horizon h est donn e par :

$$\widehat{GHI}(t + h|t) = \prod_{i=1}^h A(t + h - i) . \widehat{GHI}(t|t) \quad (3-24)$$

Dans la Figure 3.7, nous montrons que pour un horizon de pr vision court (< 2 heures), la persistance coupl e   la filtration d taill e ci-dessus permet d'obtenir des r sultats qui ne sont pas significativement diff rents de ce que l'on obtient avec un PMC ou une r gression $ARMA$. Entre 2 et 6 heures, l'apprentissage automatique reste tout de m me la meilleure alternative   une pr vision fiable. Au-del , aucune de ces deux m thodes n'est int ressante, et il conviendra de pr f rer utiliser une approche bas e sur les NWP.

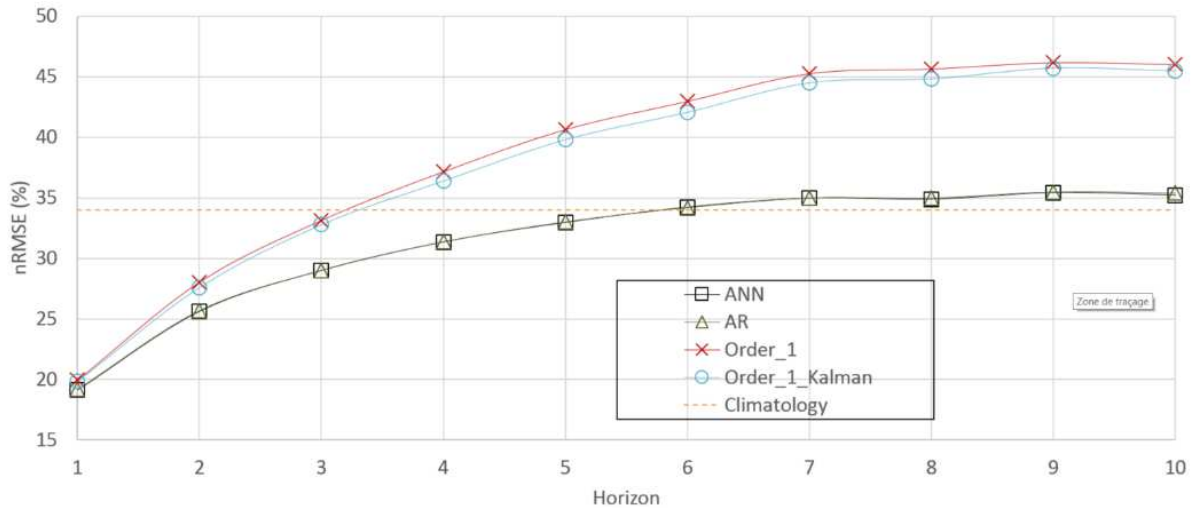


Figure 3.7. Impact de la filtration Kalman sur la pr vision (horizon 1-10 heures) sur Ajaccio (granularit  temporelle de 1 heure)

Le prochain outil test  n'entre pas non plus dans le cadre des m thodologies   apprentissage automatique, il s'agit l  encore d'une simple am lioration de l'outil le plus   mettre en  uvre : la persistance ; mais cette fois en essayant d'imaginer comment construire un tel outil lorsque l'on est en pr sence d'un signal bruit .

4.5.4. La persistance stochastique

Les derniers mod les de pr vision d velopp s et test s n'entrent pas dans le cadre de l'apprentissage automatique, ils sont bas s sur la notion de persistance d'un signal bruit . Si la simple persistance ne donne jamais (ou rarement) de bons r sultats, la smart persistance (qui prend en compte le profil journalier de l' clairement solaire et donc l'instant o  la pr vision est souhait e) am liore consid rablement les r sultats. Avec ce nouvel outil, nous avons pris en compte le fait que le signal stochastique, de par sa nature bruit e, n cessite une persistance modifi e que l'on a appel e persistance stochastique (*StP*) et qui est d finie pour les deux modes additifs et multiplicatifs dans le Tableau 3.5 ($\bar{x}$ la moyenne alg brique et $\bar{x}^G$ la moyenne g om trique (Voyant et Notton, 2018)).

Definitions	
Simple persistence (P)	$\widehat{GHI}(t+h) = GHI(t)$
Smart persistence (SP)	$\widehat{GHI}(t+h) = GHI(t) \cdot \frac{CS(t+h)}{CS(t)}$
Persistence Stochastique: mode additif (StP^+)	$\widehat{GHI}(t+h) = \overline{GHI}_N(t) + CS(t+h) - \overline{CS}_N(t)$
Persistence Stochastique: mode multiplicatif (StP^x)	$\widehat{GHI}(t+h) = \overline{GHI}_N^G(t) \cdot \frac{CS(t+h)}{\overline{CS}_N^G(t)}$

Tableau 3.5. Formulation des diff rentes persistances dans le cadre de la pr vision du GHI

A titre d'exemple, concernant le cas multiplicatif (StP^x), nous pouvons voir sur la Figure 3.8 la repr sentation de la pr vision en consid rant une moyenne g om trique glissante sur les N pr c dentes mesures ($\overline{CSI}_N^G(t) = \frac{\overline{GHI}_N^G(t)}{\overline{CS}_N^G(t)}$).

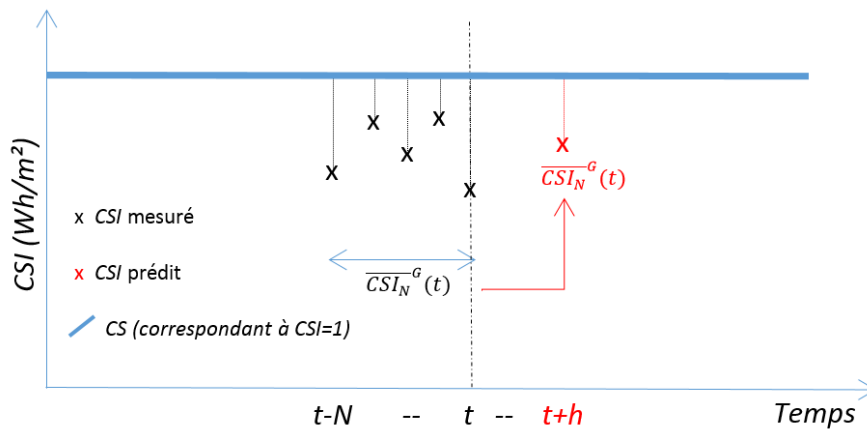


Figure 3.8. Principe de fonctionnement de la m thodologie (StP^x)

Nous voyons sur les Figures 3.9 et 3.10 les impacts qu'ont sur la pr vision ses deux types de persistance stochastique pour les sites d'Ajaccio et Tilos. La premi re montre que pour l'horizon 1 heure, 4 des 5 m thodes de pr vision sont  quivalentes (ou presque), seule la StP^+ est largement moins performante (+2 points de pourcentage).

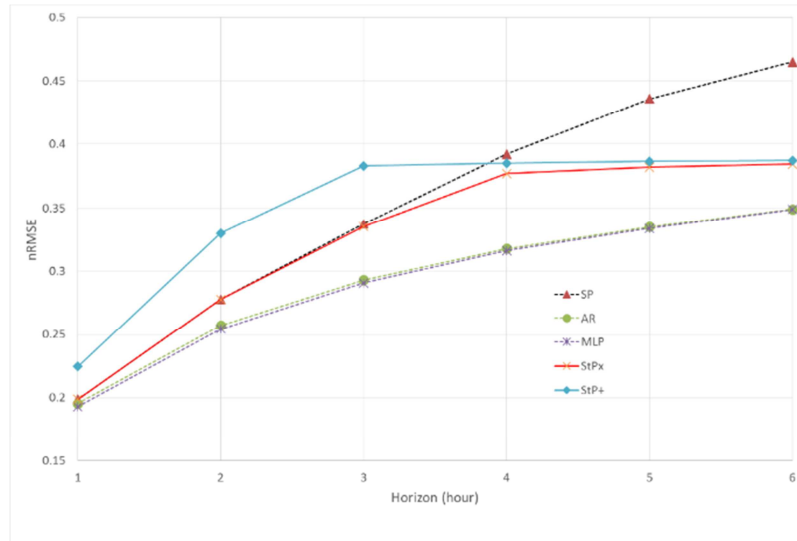


Figure 3.9. $nRMSE$ pour les 3 mod les de persistance, le PMC et la mod lisation AR (Ajaccio, horizons 1-6h)

Les m thodes qui donnent les meilleurs r sultats sont sans conteste AR et MLP (horizon > 1), cependant, on voit aussi qu'au-del  (respectivement) 3 et 4 heures, StP^x et StP^+ am liorent  norm ment la qualit  des pr visions par rapport   SP . Ce qui laisse pr sager que ces m thodes pourraient devenir des alternatives de choix, qui sont certes moins performantes que l'apprentissage automatique mais dans des proportions assez minimes compte tenu du fait qu'elles sont tr s simples   mettre en place, et ne n cessitent pas de phase d'apprentissage ni d'historique de mesures.

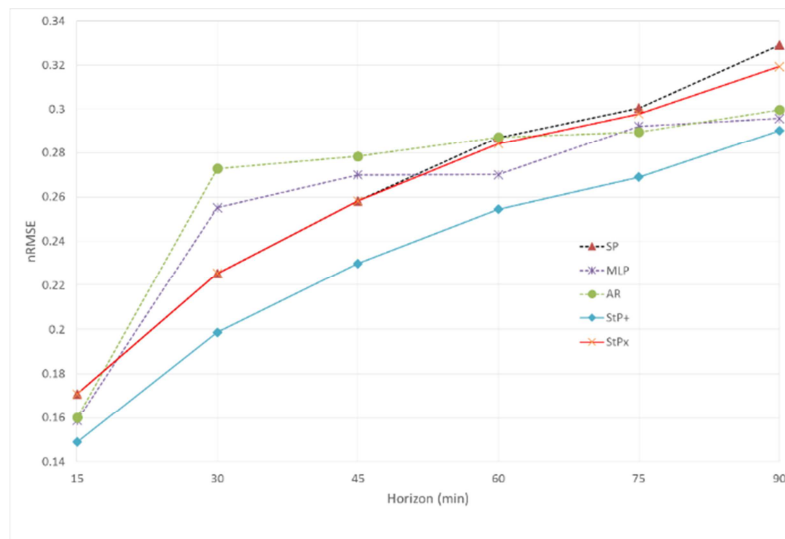


Figure 3.10. $nRMSE$ pour les 3 mod les de persistance, pour le MLP et la mod lisation AR (Tilos, horizons 15-90 min)

Si pr c demment nous avons remarqu  que le mode additif ne permettait de faire des pr visions fiables, nous pouvons constater ici (Figure 3.10) que c'est totalement l'inverse, c'est m me le mod le qui est le plus performant tout horizon confondu. Pour cette localisation, cette variabilit  (tr s faible aux vus des valeurs de $nRMSE$), ces horizons et cette granularit  temporelle, StP^x et StP^+ sont bien plus que des alternatives secondaires   l'apprentissage automatique, alors qu'elles sont extr mement simples   mettre en place.

Apr s avoir conduit ces  tudes, nous avons certes un panel de m thodes de pr visions   notre disposition mais nous avons aussi pris conscience que pour d passer le cadre de la recherche et proposer des outils qui pourraient  tre un jour utilis s par de vrais op rateurs sur de vraies installations, il fallait faire  voluer notre approche. De plus, il devenait de plus en plus difficile d'am liorer nos r sultats et les m thodes, apr s avoir  t  tr s complexes,  taient d sormais relativement simples   mettre en place. Il  tait temps de s' carter de la « point prediction » pour axer nos recherches sur la mise au point de m thodologies de pr vision plus int ressantes d'un point de vue « gestion de r seau » en quantifiant l'incertitude de pr diction et en proposant une m thodologie d'encadrement des pr visions robuste, simple et efficace.

4.6. *La pr vision ne suffit pas, il faut l'encadrer !*

Dans le cadre du projet H2020 TILOS (Notton et al., 2017), nous avons d  effectuer une bibliographie bas e sur l'apprentissage automatique et la pr vision du rayonnement solaire. Cette  tude ne fut pas simple tant le nombre de papiers publi s traitant de ce sujet est  lev . Cela nous a permis de faire une mise au point entre ce que l'on proposait et ce qui  tait fait par d'autres  quipes. Grace   cet approfondissement, nous avons pu r diger un article de synth se (class  parmi les 10 premiers articles les plus t l charg s de Renewable Energy et premier des articles n' tant pas en libre acc s) dans lequel les notions de « data mining », « machine learning », intelligence artificielle, « data driven »... taient d taill es et expliqu es (Voyant et al., 2017c). Nous nous sommes servis de toutes ces informations pour  crire des articles traitant de l'incertitude dans la pr vision par apprentissage automatique (Voyant et al., 2017f, 2017e). Nous avons pu dissocier toutes les sources d'incertitude qui intervenaient lors de la pr vision et en avons distingu  trois sortes ($\sigma_{tot}(t) = \sqrt{(\sigma_{mes})^2 + (\sigma_{ML}(t+1))^2 + (\sigma_{var})^2}$) ; respectivement li es   la mesure,  

l'apprentissage (initialisation des poids) et l' chantillonnage puis   la variabilit  de la s rie (ou volatilit ) (Figure (3.11)). A partir de cette incertitude globale, il est assez simple de proposer un encadrement de la pr vision du type $GHI(t) \in [\widehat{GHI}(t) - \sigma_{tot}(t), \widehat{GHI}(t) + \sigma_{tot}(t)]$.

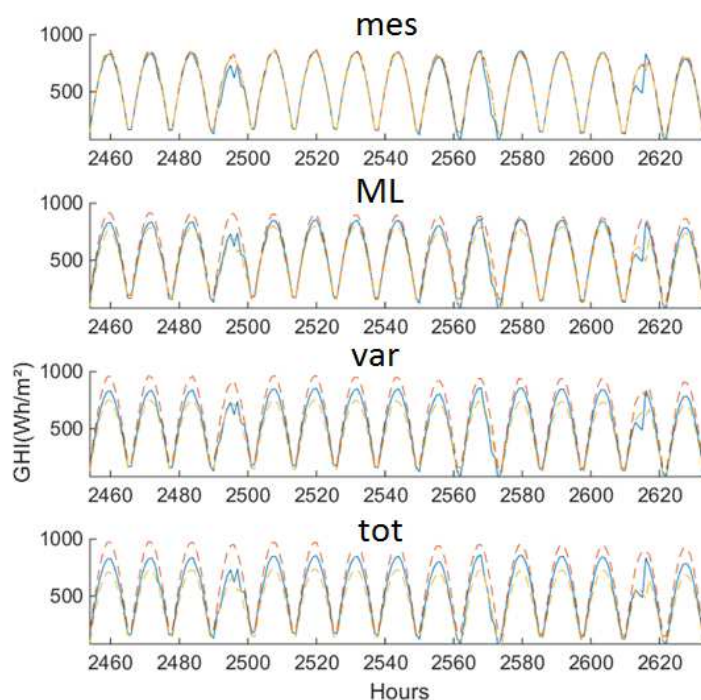


Figure 3.11. Incertitudes et pr vision du rayonnement global avec des techniques d'intelligence artificielle (cas du *PMC* sur Ajaccio, horizon 1h)

Sur cette figure, nous voyons que l'incertitude li e aux mesures est relativement faible, la principale source d'incertitude est li e   la variabilit  au sein de la s rie. Au final, nous avons trouv  que : $\sigma_{mes}(\sim 1\%) < \sigma_{ML}(\sim 5\%) < \sigma_{var}(\sim 10\%)$. Un autre terme (σ_{hor}) peut- tre rajout  lors de l'estimation de l'incertitude, celui-ci correspond au fait que les chroniques m t orologiques sont r gis par des processus chaotiques et qu'il est bien plus facile de pr dire le rayonnement solaire pour l'heure qui suit que pour les 10 prochaines heures. Cette source d'incertitude conduit   des  carts compris entre 5% (h+2) et 20% (h+6).

Cette  tude fut synonyme de tournant dans notre cheminement m thodologique pr dictif. Il devenait n cessaire de d velopper des m thodologies d'encadrement robustes que l'on utilise ou pas des m thodes d'apprentissage automatique. Nous avons d velopp  une m thodologie d'encadrement valable quelle que soit la m thode de pr vision utilis e, c'est

dans ce contexte que l'estimation de la volatilit  de la s rie est int ressante et primordiale. Dans (Fliess et al., 2018), nous avons  tudi  les bornes d'encadrement de la pr vision   partir de ce param tre (vol) et d'un coefficient d'encadrement (α):

$$\begin{aligned} \widehat{GHI}(t+h) - \alpha_{t+h} \cdot \widehat{vol}(GHI(t+h)) < \\ & \widehat{GHI}(t+h) \\ & < \widehat{GHI}(t+h) + \alpha_{t+h} \cdot \widehat{vol}(GHI(t+h)) \end{aligned} \quad (3-25)$$

Notons que pour  tre totalement clair, cette m thodologie n'a  t  appliqu e que sous l'hypoth se de persistance ... de la volatilit  : $\widehat{vol}(GHI(t+h)) = vol(GHI(t))$. Nous avons propos  que la volatilit  puisse (sous certaines conditions),  tre estim e   partir de l' cart type du rayonnement mesur  par rapport   la tendance estim e et non la moyenne (qui n'a pas grand sens avec une s rie p riodique). Hypoth se simplificatrice mais qui permet toutefois d'obtenir de bons r sultats sans trop complexifier l'approche. Nous avons pu l g rement modifier ces bornes d'encadrement   partir de la mod lisation ciel clair du GHI , plus pr cis ment   partir de la composante direct et diffuse du CS . Le d tail de cette r duction de bornes sera expliqu  dans la section suivante et une figure permettra de bien comprendre le fonctionnement (Figure 3.15). Les r sultats furent assez pertinents et nous ont permis de proposer quel que soit la m thode utilis e et sans hypoth se de normalit , un encadrement de la pr vision (voir Figure 3.6).

Dans la partie suivante, nous allons voir de nouveaux types de pr dicteurs bas s sur un ensemble de conditions logiques de partition (division) du type *Si...- Alors... !* Cette famille de pr dicteur fait partie des m thodes d'apprentissage automatique et est bas e sur la mise en place d'arbres de r gression.

4.7. N cessit  de modifier nos simulations et nos m thodes de pr vision

Pour bien encadrer la pr vision, il faut  tre en mesure d'am liorer notre m thodologie et notre utilisation des m thodes d'apprentissage automatique. Ce constat s'est impos    nous au

fur et à mesure que nos recherches avançaient, l'encadrement nécessite une méthodologie prédictive optimale : la prévision probabiliste.

4.7.1. Méthodes basées sur les arbres de régressions

C'est dans l'optique de vouloir améliorer nos prévisions que nous avons voulu tester des méthodes de prévisions basées sur les arbres de régression (*RT*, simple, boosted, bagged et pruned), des processus Gaussiens (*GP*) et des forêts aléatoires (*RF*) et avons proposé une série d'articles (Benali et al., 2019; Fouilloy et al., 2018c, 2018a; Notton et al., 2019d) mêlant :

- des études multi-sites : 4 sites pourvus d'une variabilité différente ;
- un « benchmark » : 11 prédicteurs dont 9 issues de l'intelligence artificielle sont testés ;
- des « *k*-fold » : c'est une validation croisée ou cross-validation permettant l'estimation de la fiabilité d'un modèle fondée sur une technique d'échantillonnage ;
- la théorie de l'information : par le biais de l'information mutuelle de deux variables aléatoires qui représente la quantité mesurant la dépendance statistique de ces variables ;
- des modèles de connaissance plus précis : utilisation des informations météorologiques de qualité disponibles sur <https://aeronet.gsfc.nasa.gov/> pour améliorer le modèles Solis ;
- un « autoquality check » des données clairement identifié : il est primordial d'identifier et de nettoyer les séries avant de les utiliser comme séries temporelles dans nos simulations. Nous avons utilisé la méthode décrite par le groupe GEOSS project (Group on Earth Observation System of System ; <http://www.earthobservations.org/geoss.php>).

Toutes ces notions nous ont permis d'établir un classement des prédicteurs en fonction de la variabilité intrinsèque (estimé par le biais du *MALr*) mesurée au sein des chroniques comme le montre le Tableau 3.6 (le lecteur intéressé trouvera le détail et le formalisme

math matiques relatifs   tous les mod les dans les travaux de th se d'Alexis Fouilloy (Fouilloy et al., 2018b)).

	Variabilit� faible <i>MALr</i> < 0.2	Variabilit� interm�diaire 0.2 < <i>MALr</i> < 0.4	Variabilit� forte 0.4 < <i>MALr</i>
Mod�les recommand�s	ARMA, MLP	ARMA, Bagged RT	Bagged RT, RF
Mod�les utilisables	SP (horizon < 4h), Bagged RT	RF, GP, MLP, SP (horizon <3h)	GP

Table 3.6. Classement des pr dicteurs en fonction de la variabilit  m t orologique du site d'application

Cette  tude nous a conduit   tester notre m thodologie d'encadrement sur un mod le de pr vision qui semble promis   une utilisation accrue durant les ann es   venir (pour les zones o  la variabilit  n'est pas faible et o  il y a un r el challenge de pr vision) : les arbres de r gression d finis par l'Equation 3-26 (k_i des constantes et I un param tre binaire retournant 1 si l'entr e est utilis e et 0 dans le cas inverse).

$$\widehat{CSI}(t+h) = \sum_{i=1}^{t-1} k_i \times I(CSI(t-i)) \quad (3-26)$$

Les formules li es au cas pruned, boosted et bagged sont disponibles dans (Fouilloy et al., 2018b; Voyant et al., 2018b).

A la suite de cette  tude, nous avons d velopp  une approche d'ensemble d'arbres de r gression mixant « bootstrap », quantiles et fonctions de r partition. Le bootstrap est bas  sur un ensemble de simulations, comme les m thodes de Monte-Carlo o  les m thodes num riques bay siennes,   la diff rence pr s que le bootstrap ne n cessite pas d'autre information que celle disponible dans l' chantillon : il va m me en  liminer des parties enti res par roulement. En statistiques et en th orie des probabilit s, les quantiles sont les valeurs qui divisent un jeu de donn es en intervalles contenant le m me nombre de donn es alors que la fonction de r partition (*FR*) d'une variable al atoire r elle caract rise la loi de probabilit  de cette variable al atoire r elle (Figure 3.12).

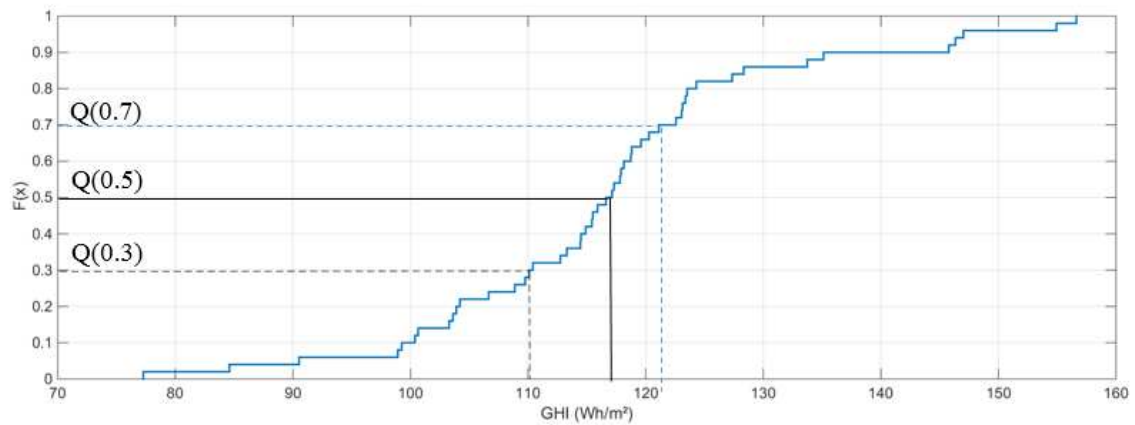


Figure 3.12. Exemple d'une fonction de r partition (FR) utilis e durant la pr vision du *GHI* sur Ajaccio

Dans la Figure 3.12, le r sultat de l'application de cette m thodologie dans le cas r el de la pr vision du rayonnement solaire sur Ajaccio (Voyant et al., 2018b) est illustr .

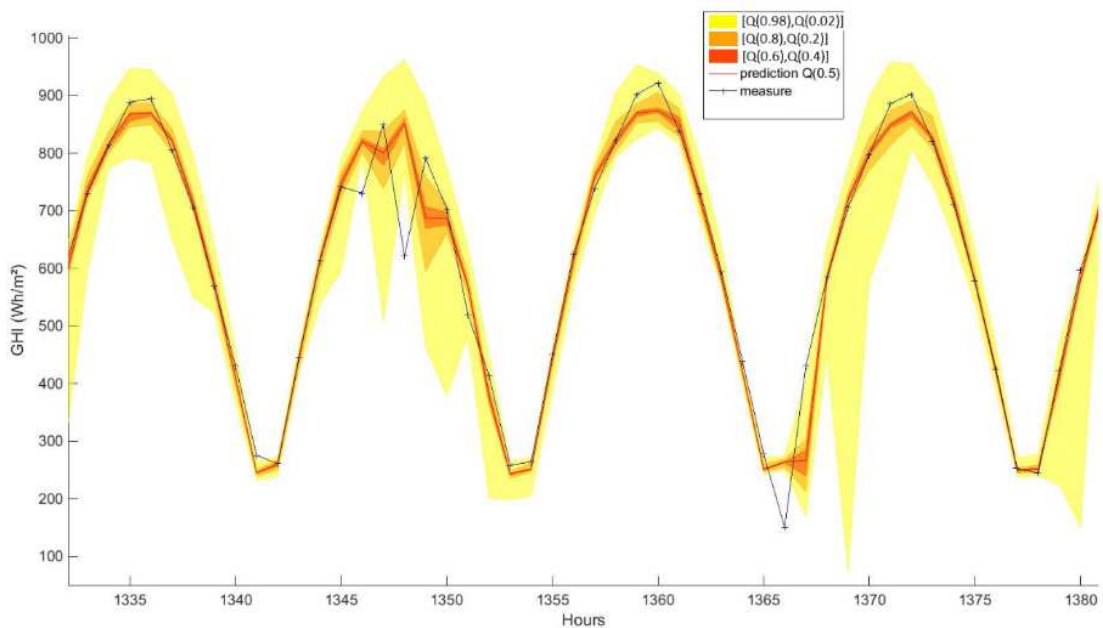


Figure 3.13. Pr dictions et encadrements bas s sur la g n ration de quantiles et d'apprentissage automatique

Cette approche permet de g n rer des encadrements de pr vision en fonction de nombre de centiles consid r s. Pour quantifier l'int r t d'une pr vision par encadrement, les

outils classiques vus jusqu'ici ne sont plus adapt s. Il en existe de nombreux mais nous avons souhait  utiliser ceux qui nous semblaient les plus pertinents (n relatif au nombre de centiles consid r s ; $= 1,2,\dots,100$) : « le mean interval lenght » (MIL dans l'Equation 3-27) ainsi que le « prediction interval coverage probability » ($PICP$ dans l'Equation 3-28).

$$MIL_n = \overline{\widehat{GHI}_n(t+h)} - \underline{\widehat{GHI}_n(t+h)} \quad (3-27)$$

$$PICP_n = (100/N).count(j) \text{ avec } j : \overline{\widehat{GHI}_n(t+h)} \leq GHI(t+h) \leq \underline{\widehat{GHI}_n(t+h)} \quad (3-28)$$

Avec ces deux param tres, il est alors possible de comparer les intervalles de pr diction en jugeant de leur efficacit  ($PICP$; probabilit  que la mesure soit comprise entre les bornes de l'intervalle) et de leur pertinence (MIL ; la taille de l'intervalle). La pr vision et les bornes sup rieures ($\overline{\widehat{GHI}_n(t+h)}$) et inf rieures ($\underline{\widehat{GHI}_n(t+h)}$) sont d finies   partir du 50 me centile (m diane) et du nombre de centiles pris en compte (n) de part et d'autre de la valeur m diane (Equation 3-29) en utilisant la FR li e   chaque pr vision.

$$\begin{cases} \widehat{GHI}(t+h) = Q(0.5)|_{FR(t+h)} \\ \overline{\widehat{GHI}_n(t+h)} = Q(0.5 + n \cdot 0.01)|_{FR(t+h)} \\ \underline{\widehat{GHI}_n(t+h)} = Q(0.5 - n \cdot 0.01)|_{FR(t+h)} \end{cases} \quad (3-29)$$

Il est bien  vident que plus la taille de l'intervalle est importante plus la $PICP$ sera  lev . Il est donc important de bien choisir le type de pr vision afin d'avoir un intervalle le plus  troit possible tout en garantissant une bonne efficacit  pr dictive. Nous avons d velopp  un troisi me param tre que l'on appel  le gamma factor (Γ_n) qui prend en compte cette notion de compromis efficacit -pertinence et qui est d fini   partir de l'Equation 3-30.

$$\Gamma_n = \sqrt{\left(\frac{MIL_n}{Tol_{MIL}}\right)^2 + \left(\frac{1-PICP_n}{Tol_{1-PICP}}\right)^2} \quad (3-30)$$

Les deux tol rances (Tol) sont li es   ce que l'on cherche   atteindre, habituellement, un $PICP > 50\%$ et un $MIL < \frac{\overline{GHI}}{2}$. Ce param tre permet de s lectionner les nombre de centiles (n)   consid rer pour respecter au mieux les tol rances fix es. Ainsi   chaque valeur de n ($\in [1,2,\dots,100]$) correspondra une borne sup rieures et une borne inf rieure de pr vision (respectivement $\overline{\widehat{GHI}_n(t+h)}$ et $\underline{\widehat{GHI}_n(t+h)}$) permettant de calculer les 3 param tres pr c demment  nonc s ($PICP_n$, MIL_n et Γ_n). Plus Γ_n sera grand, moins l'encadrement sera

int ressant. Avec cet indice, il est possible de construire un test d'hypoth se statistique, avec au d but de la proc dure l'hypoth se nulle (H_0) ainsi que l'hypoth se alternative (H_1) :

- H_0 : "l'intervalle de pr diction est efficace" si $\Gamma_n < 1$,

- H_1 : "l'intervalle de pr diction n'est pas efficace" si $\Gamma_n > 1$

En calculant Γ_n pour les n intervalles et chaque pr dicteur, nous proposons une simple r gle permettant de valider l'intervalle obtenu. Ce test permet de construire une limite (ellipse) dans le plan cart sien d fini par le *MIL* et (100-*PICP*) comme le montre la Figure 3.14. H_0 correspond   des points situ s dans l'ellipse, alors que H_1 concerne les autres points. Une autre fa on de voir les choses, consiste   remarquer que Γ_n n'est autre que la distance entre l'origine du rep re et chaque point, plus cette derni re est faible et plus l'encadrement est pertinent !

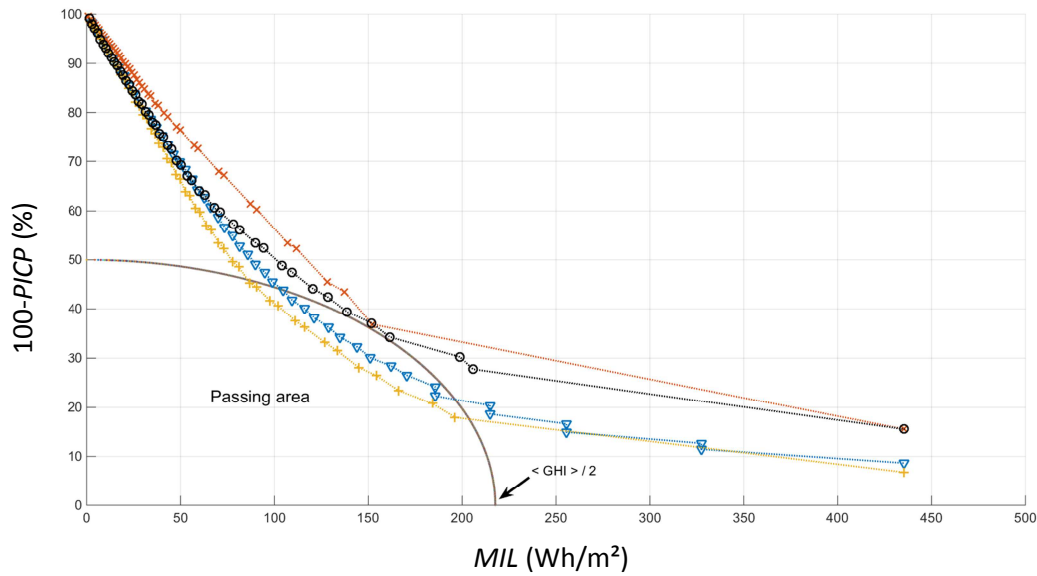


Figure 3.14. Comparaison des pr dicteurs et des intervalles de confiance d finis : $\times$ for *RT_pruned*, $\bullet$ for the *RT_bagged*, $\triangle$ for *RT* and $+$ for *RT_boosted*

Lorsque l'on encadre une pr vision de *GHI*, et ce quelle que soit la m thodologie utilis e, il est possible d'utiliser une pr vision de rayonnement solaire par ciel clair afin de limiter les bornes de l'intervalle. Cette m thodologie consiste   consid rer que le *GHI* ne peut exc der la valeur du rayonnement global par ciel clair (*CS*) et ne peut  tre inf rieure   la valeur d'irradiation solaire diffuse par ciel clair (CS^d). Il est ainsi possible de diminuer le *MIL* tout en gardant un *PICP* identique comme le montre la Figure 3.15.

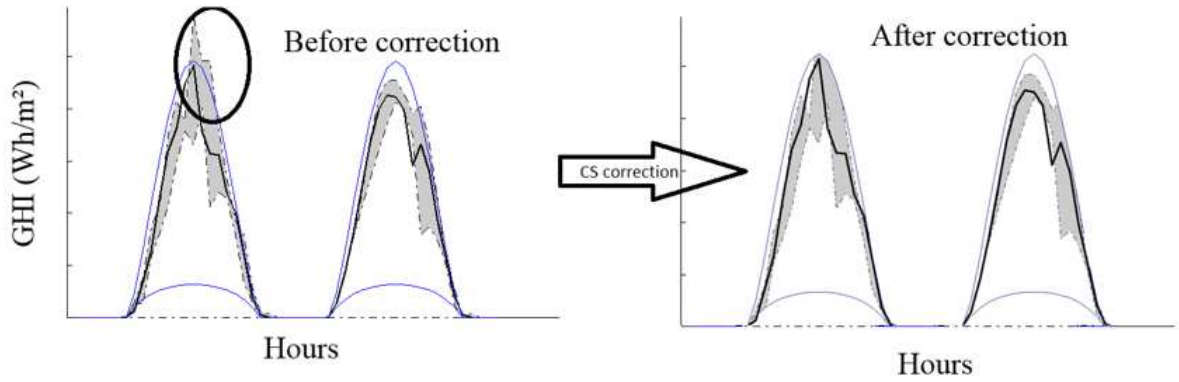


Figure 3.15. Le mod le SOLIS comme source d'am lioration   la g n ration d'intervalle de pr vision. En gris, la bande de pr vision, en noir la mesure, et en bleu les limites impos es par le mod le ciel clair (CS^d et CS)

Outre les mod les bas es sur les arbres de r gressions, il existe une vari t  de mod les que l'on nomme « p riodiques ». Ce type de mod le, pour  tre franc, je n'en avais jamais entendu parler avant l'ann e 2018, ann e durant laquelle une rencontre avec un professeur d' conometrie de l'universit  d'Amsterdam, nous a ouvert de nouvelles perspectives,  tant donn  que d'apr s lui, le GHI ne pouvait que se pr ter au jeu des mod les de type « p riodique ».

4.7.2. M thodes bas es sur la mod lisation p riodique

Du fait du caract re p riodique du rayonnement global solaire au sol, nous avons test  et publi  des r sultats de pr vision obtenus par l'utilisation de processus autoregressifs p riodiques (PAR) (Franses and Paap, 1994; Voyant et al., 2018a). La pr vision est r alis e sans utilisation de mod les de connaissance mais en calculant des ann es typiques d'irradiation (TMY) par le biais de la formule :

$$\widehat{GHI}(y, d, h + l | l > 1) = \sum_{k=1}^{p(h+l-1)} \phi_k(h + l - 1) \left(\widehat{GHI}(y, d, h - k + l - 1) - TMY(d, h - k + l - 1) \right) + TMY(y, d, h + l) \mp \alpha \sqrt{\sigma^2 (1 + \sum_{i=1}^{l-1} \left(\prod_{j=i}^{l-1} (\phi_{h+j}^*)^2 \right))} \quad (3-31)$$

Avec y = ann e, d = jour, h = heure, l = horizon, σ^2 = variance et ϕ_k les param tres du mod le. Cette formule masque la facilit  d'utilisation des mod les p riodiques. On reconna tra en fait 24 mod les *AR* simples (un par heure de la journ e). Le *TMY* n'est pr sent que pour stationnariser la s rie en se basant sur un sch ma additif. Le lecteur averti pourra remarquer que cette formule offre la possibilit  d'encadrer la pr vision en utilisant la variance de l'estimateur. Le param tre α permet de r guler la taille de l'intervalle, en fonction de la valeur choisie, les param tres *PICP* et de *MIL* vont fluctuer comme le montre la Figure (3.16) :

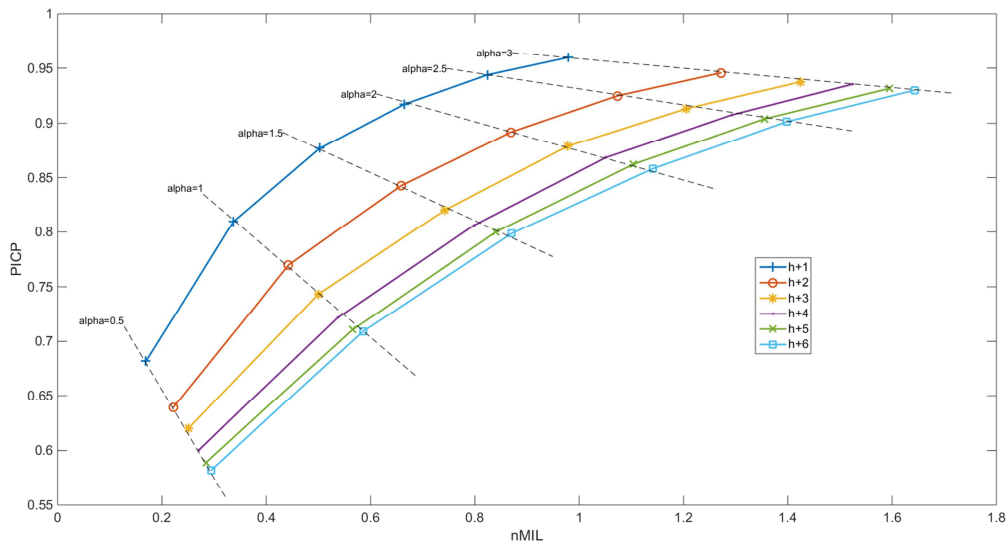


Figure 3.16. *PICP* et $nMIL$ ($=\frac{MIL}{GHI}$) en fonction de la valeur de α pour 6 horizons temporels sur Ajaccio

Ce papier fut aussi l'occasion de tester d'autres modes de g n ration d'intervalle de pr vision comme ce fut le cas avec le « backward bootstrap with fitted residuals » (Kreiss and Lahiri, 2012). En fonction de la pertinence et de la fiabilit  souhait es, l'op rateur pourra choisir la valeur de α ad quate. Notons que le choix de la valeur de ce param tre n'est pas soumis   une hypoth se de normalit .

Ces derni res  tudes synth tisent l'ensemble de ce que l'on a pu apprendre et valider durant ces 10 derni res ann es en termes de pr vision du rayonnement solaire. Par la suite, et afin de nous renouveler, je pense que nous ne nous contenterons plus de tester de nouveaux pr dicteurs, nous essaierons de combiner tous ceux que l'on ma trise d j . En statistique et en apprentissage automatique, les m thodes d'ensemble utilisent des algorithmes d'apprentissage

multiples pour obtenir une meilleure performance pr dictive que celles obtenues   partir de n'importe quel algorithme d'apprentissage seul.

4.8. Conclusion

Dans cette partie, les principaux r sultats relatifs   l'utilisation ou non des outils issus de l'intelligence artificielle ont  t  expos s. Je n'ai pas d taill  les publications en cours de parution ou d' criture, comme les r seaux de neurones p riodiques ( quivalents au mod le *PAR* dans le cas connexionniste), l'extr me learning machine (une s rie de papiers sont en cours de soumission (Tao et al., 2019)), le « rolling forecast » et l'optimisation de type Ridge avec s paration des  l ments r cents et anciens ainsi que l'optimisation lin aire du stockage  nerg tique pilot e   partir de pr visions fiables de l'irradiation solaire. Nous avons vu que les m thodologies ont  volu es au cours du temps, nous sommes partis de mod les simples de type *PMC* et *ARMA*, pour arriver   une m thodologie m lant de nombreux outils math matiques (*k-fold*, information mutuelle, bootstrap, etc.) et permettant la g n ration d'intervalles de pr vision (*RT*, *RF*, incertitude, volatilit ...). Tous nos travaux sont en parfait accord avec ce qui est visible dans la litt rature, la seule particularit  est d'avoir valid  nos approches (souvent !) sur des sites insulaires. Outre l'aspect relatif   l'ensemble de pr dicteur, il nous faudra aussi continuer ce que l'on a d j  initi  lors de l' tude des entr es exog nes de type NWP, en mixant apprentissage automatique et sorties de mod les num riques (Meso-NH, WRF, ECMWF, etc.). Pour ce faire, la prochaine  tape sera d'acqu rir la comp tence de ce type de mod lisation, qui n cessite un lourd investissement en termes de temps, de formation et de mat riel.

5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre retrace la quasi-totalit  de ce que j'ai pu effectuer en recherche sur la th matique des  nergies renouvelables. Il n'aurait sans doute pas  t  judicieux de reprendre et d'expliquer l'ensemble de toutes les manipulations qui ont  t  men es, aussi, j'esp re que mes choix ont permis de prendre la mesure du travail que l'on a men  et que la lecture de ce chapitre n' tait pas trop fastidieuse. Il n'est pas  vident de r sumer des papiers entiers en

quelques lignes. Comme nous le verrons dans le prochain chapitre, j'ai aussi effectué quelques publications relatives à la médecine ou la santé, mais la lourde charge clinique qui incombe à la fonction de physicien médical dans une petite structure ne favorise pas forcément la rédaction d'articles ou la recherche clinique. De plus, lors de toutes les manipulations exposées dans ce chapitre, j'ai utilisé des modèles qui pour la plupart sont déjà codés dans des langages comme Matlab ou R, mon rôle est plus proche de l'expérimentateur que du théoricien dans le sens où j'utilise des fonctions ou des requêtes en les modifiant légèrement et en imaginant un workflow compatible avec de la prédiction de séries temporelles. Je n'ai ni la compétence ni la formation théorique pour envisager créer un code complet mêlant informatique et statistique théorique. Cependant, je suis capable je pense, de comprendre la plupart de ces techniques et de les utiliser dans n'importe quel domaine scientifique.

Depuis mon doctorat, j'ai eu la chance d'avoir la possibilité de travailler avec des chercheurs performants avec lesquels j'ai pu acquérir toutes les compétences liées à la simulation, je les remercie tous énormément. Grâce à eux, je peux désormais développer et transférer l'intégralité des outils exposés ici dans d'autres thématiques de recherche, comme ce fut le cas en médecine, en thermique du bâtiment, en qualité de l'air, en prédiction de la vitesse du vent, de l'humidité, de la température... je suis certain que dans le futur, je serai amené à travailler dans d'autres domaines en appliquant tout ce que j'ai pu acquérir, si on y réfléchit à partir du moment où des mesures sont effectuées et qu'elles sont enregistrées, toutes les méthodes de filtrations, de data mining, de modélisation stochastique et statistiques sont applicables. J'aimerais aussi, dans la suite de ma carrière, tenter de sortir de cet environnement de prédiction et de séries temporelles pour essayer de travailler sur des phénomènes plus physiques mêlant l'outil statistique et la physique expérimentale. De nombreux projets sont en cours d'évaluation, l'idée de me diversifier professionnellement m'intéresse au plus point, espérons que l'avenir me permettra cette transition et que les résultats seront probants et utiles pour la communauté scientifique.

6. Bibliographie

Balu, A., Paoli, C., Notton, G., Nivet, M.-L., Tamas, W., Voyant, C., 2013. L'intelligence artificielle au service de la prédiction de phénomènes aléatoires : applications à

l'environnement et aux  nergies renouvelable. Presented at the Journ e de la pluridisciplinarit  en recherche organis e par le F d ration de Recherche Environnement et Soci t  (FRES 3041), 2013 Corte (France).

Benali, L., Notton, G., Fouilloy, A., Voyant, C., Dizene, R., 2019. Solar Radiation Forecasting using Artificial Neural Network and Random Forest Methods: Application to Normal Beam, Horizontal Diffuse and Global Components. *Renew. Energy* 132, 871–884.

Bourbonnais, R., Terraza, M., 2008. *Analyse des s ries temporelles : application   l' conomie et   la gestion*, 2e  d. ed. Dunod, Paris.

Cros, S., Liandrat, O., S bastien, N., Schmutz, N., Voyant, C., 2013a. Clear sky models assessment for an operational PV production forecasting solution. Presented at the 28th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, pp. 5BV–4.

Cros, S., Liandrat, O., Voyant, C., Schmutz, N., 2013b. Comparisons of clear-sky models performance for a photovoltaic energy production forecasting tool. Presented at the European Meteorological society (EMS2013).

Dahmani, K., Dizene, R., Notton, G., Paoli, C., Voyant, C., Nivet, M.L., 2014. Estimation of 5-min time-step data of tilted solar global irradiation using ANN (artificial neural network) model. *Energy* 70, 374–381.

Dahmani, K., Notton, G., Dizene, R., Paoli, C., Voyant, C., Nivet, M.L., Karouk, K., 2013. Estimation of 5-min solar global irradiation on tilted planes by ANN method in Bouzareah, Algeria. Presented at the The first International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy (ICNCRE'13).

Dahmani, K., Notton, G., Voyant, C., Dizene, R., Nivet, M.L., Paoli, C., Tamas, W., 2016. Multilayer Perceptron approach for estimating 5-min and hourly horizontal global irradiation from exogenous meteorological data in locations without solar measurements. *Renew. Energy* 90, 267–282.

Darras, C., Muselli, M., Poggi, P., Voyant, C., Hoguet, J.-C., Montignac, F., 2012a. PV output power fluctuations smoothing: The MYRTE platform experience. *Int. J. Hydrog. Energy* 37, 14015–14025.

Darras, C., Muselli, M., Poggi, P., Voyant, C., Hogue, J.-C., Montignac, F., 2012b. PV output power fluctuations smoothing: The MYRTE platform experience. *Int. J. Hydrog. Energy* 37, 14015–14025.

De Gooijer, J.G., Hyndman, R.J., 2006. 25 years of time series forecasting. *Int. J. Forecast.* 22, 443–473. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.01.001>

Dreyfus, G., Martinez, J.-M., 2008. *Apprentissage statistique : R seaux de neurones - Cartes topologiques - Machines   vecteurs supports*. Eyrolles.

Duchaud, J., Notton, G., Darras, C., Voyant, C., 2019. Multi-Objective Particle Swarm Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage. *Renew. Energy* 131, 1156–1167.

Duchaud, J.-L., Notton, G., Darras, C., Voyant, C., 2018a. Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage, in: *International Conference on Energy Engineering and Smart Grids ESG 2018 in Cambridge, United Kingdom*.

Duchaud, J.-L., Notton, G., Darras, C., Voyant, C., 2018b. Power ramp-rate control algorithm with optimal State of Charge reference via Dynamic Programming. *Energy* 149, 709–717.

Duchaud, J.-L., Notton, G., Darras, C., Voyant, C., 2018c. Multi-Objective Particle Swarm Optimal Sizing of a Renewable Hybrid Power Plant with Storage, in: *13th SWEDES Conference, Palermo, Italy*.

Duchaud, J.-L., Notton, G., Fouilloy, A., Voyant, C., 2018d. Wind, solar and battery micro-grid optimal sizing in Tilos Island, in: *REM2018, Renewable Energy Integration with Mini/Microgrid in Rhodes, Greece*.

Fliess, M., Join, C., Voyant, C., 2018. Prediction bands for solar energy: New short-term time series forecasting techniques. *Sol. Energy* 166, 519–528.

Fouilloy, A., Voyant, C., Notton, G., Duchaud, J.-L., 2018a. Regression trees and solar radiation forecasting: the boosting, bagging and ensemble learning cases, in: *2nd International Web Conference on Forecasting (IWCF'2018)*.

Fouilloy, A., Voyant, C., Notton, G., Motte, F., Paoli, C., Nivet, M.-L., Guillot, E., Jean-Laurent, D., 2018b. Solar irradiation prediction with machine learning: Forecasting models selection method depending on weather variability. *Energy* 165, 620–629.

Fouilloy, A., Voyant, C., Notton, G., Nivet, M.-L., Duchaud, J.-L., 2018c. Machine Learning Methods for Solar Irradiation Forecasting: A Comparison in a Mediterranean Site, in: 13th SWEDES Conference, Palermo, Italy.

Fouilloy, A., Voyant, C., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.L., Motte, F., Duchaud, J.-L., 2017. Global irradiation forecasting based on multilayer. Presented at the RES Smart Grids and Buildings (Corte, Corsica).

Fouilloy, A., Motte, F., Notton, G., Nivet, M.-L., Paoli, C., Voyant, C., 2016. Prediction du rayonnement solaire global   Ajaccio: Etude comparative de pr dicteurs. Presented at the Journ e des doctorants (Corte).

Franses, P.H., Paap, R., 1994. Model Selection in Periodic Autoregressions†. *Oxf. Bull. Econ. Stat.* 56, 421–439. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.1994.tb00018.x>

Gu rin de Montgareuil, A., Bellemare, L., Blondou, R., David, M., Hedde, T., Lauret, P., M vel, S., Morel, J.-P., Poggi, P., Soubdhan, T., 2016a. A New Method for the Benchmarking of Irradiance Predictions. Presented at the EU PVSEC June 2016 Munich.

Gu rin de Montgareuil, A., Bellemare, L., Blondou, R., David, M., Hedde, T., Lauret, P., M vel, S., Morel, J.-P., Poggi, P., Soubdhan, T., others, 2016b. A New Method for the Benchmarking of Irradiance Predictions, in: EU PVSEC Munich (Germany).

Haurant, P., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.L., Paoli, C., 2013. Hourly global radiation prediction from geostationary satellite data. Presented at the EU PVSEC 2013.

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Netw.* 2, 359–366. [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(89\)90020-8](https://doi.org/10.1016/0893-6080(89)90020-8)

Ineichen, P., 2008. A broadband simplified version of the Solis clear sky model. *Sol. Energy* 82, 758–762. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2008.02.009>

Join, C., Fliess, M., Voyant, C., F, C., 2016. Solar energy production: Short-term forecasting and risk management. Presented at the 8th IFAC Conference on Manufacturing Modelling Management & Control (MIM 2016), Jun 2016, Troyes.

Join, C., Voyant, C., Fliess, M., Muselli, M., Nivet, M.L., Paoli, C., Chaxel, F., 2014. Short-term solar irradiance and irradiation forecasts via different time series techniques: A preliminary study. Presented at the 3rd International Symposium on Environment-Friendly Energies and Applications (EFEA 2014).

Kreiss, J.-P., Lahiri, S.N., 2012. Bootstrap Methods for Time Series, in: Handbook of Statistics. Elsevier, pp. 3–26. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53858-1.00001-6>

Lauret, P., Rodler, A., Muselli, M., David, M., Diagne, H., Voyant, C., 2012. A Bayesian Model Committee Approach to Forecasting Global Solar Radiation. Presented at the World Renewable Energy Forum 2012. Denver Colorado, USA.

Lauret, P., Voyant, C., Soubdhan, T., David, M., Poggi, P., 2015. A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context. *Sol. Energy* 112, 446–457.

Mueller, R.W., Dagestad, K.F., Ineichen, P., Schroedter-Homscheidt, M., Cros, S., Dumortier, D., Kuhlmann, R., Olseth, J.A., Piernavieja, G., Reise, C., Wald, L., Heinemann, D., 2004. Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The SOLIS clear-sky module. *Remote Sens. Environ.* 91, 160–174. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.009>

Notton, G., Dahmani, K., Dizene, R., Nivet, M.-L., Voyant, C., Paoli, C., 2016. Application of ANN Methods for Solar Radiation Estimation, in: *Artificial Neural Networks: New Research*, Chapter 5. Nova science publishers.

Notton, G., Dahmani, K., Dizene, R., Voyant, C., Nivet, M.L., Paoli, C., 2015. Estimating short time solar irradiation on a tilted plane from horizontal one using Artificial Neural Networks. Presented at the Conference on Energy Efficiency and Agricultural Engineering, p. pp-380.

Notton, G., Duchaud, J.-L., Nivet, M.-L., Voyant, C., Chalvatzis, K., Fouilloy, A., 2019a. The electrical energy situation of French islands and focus on the Corsican situation. *Renew. Energy* 135, 1157–1165.

Notton, G., Nivet, M.-L., Voyant, C., Darras, C., Motte, F., Paoli, C., 2018. Intermittent and stochastic character of renewable energy sources: consequences, cost of intermittence and benefit of forecasting. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 87, 96–105.

Notton, G., Voyant, C., 2018. Forecasting of Intermittent Solar Energy Resource, in: *Advances in Renewable Energies and Power Technologies*. Elsevier, Imene Yahyaoui, pp. 77–114.

Notton, G., Voyant, C., Duchaud, J.-L., 2019b. Difficulties of solar PV integration in island electrical networks – case study in the French islands, in: *Clima 2019 in Bucharest, Romania*.

Notton, G., Voyant, C., Fouilloy, A., Duchaud, J.L., 2019c. Some Applications of ANN to Solar Radiation Estimation and Forecasting for Energy Applications. *Appl. Sci.* 9.

Notton, G., Voyant, C., Fouilloy, A., Duchaud, J.-L., Nivet, M.-L., 2019d. Forecasting of three components of solar irradiation for building applications, in: *Clima 2019 in Bucharest, Romania*.

Notton, G., Zafirakis, D., Nivet, M.L., Motte, F., Voyant, C., Fouilloy, A., 2017. Tilos, the first autonomous renewable green island in Mediterranean: A Horizon 2020 project. Presented at the 15-th INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES, DRIVES (Sofia, Bulgaria).

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2014. Multi-horizon Irradiation Forecasting For Mediterranean Locations Using Time Series Models. *Energy Procedia* 57, 1354–1363.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.L., 2013. Multi-horizon Irradiation Forecasting Using Time Series Models. Presented at the 2013 ISES Solar World Congress.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2010a. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks. *Sol. Energy* 84, 2146–2160.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2010b. Use of exogenous data to improve an artificial neural networks dedicated to daily global radiation forecasting. Presented at the

Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2010 9th International Conference on, IEEE, pp. 49–52.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2009a. Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks. *Emerg. Intell. Comput. Technol. Appl.* 898–907.

Paoli, C., Voyant, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2009b. Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks, in: *International Conference on Intelligent Computing in Ulsan, Korea*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 898–907.

Pergent, G., Santucci, J.F., Capocchi, L., Casabianca, F., Charrier, F., Huneau, F., Lambert, D., Mori, C., Nivet, M.L., Notton, G., 2013. Action CHANGE : Changements globaux en milieu insulaire. Presented at the *Journ e de la pluridisciplinarit  en recherche* organis e par le F d ration de Recherche Environnement et Soci t  (FRES 3041), 2013 Corte (France).

Rebillout, E., Notton, G., Lazarov, V., Stoyanov, L., Damian, A., Frunzulica, R., Voyant, C., 2017. Solar potential for building integrated solar collectors: Application in Bulgaria, Romania & France. Presented at the 15-th INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES, DRIVES (Sofia, Bulgaria).

Soubdhan, T., Voyant, C., Lauret, P., 2015. Influence of global solar radiation typical days on forecasting models error. Presented at the *The Third Southern African Solar Energy Conference (SASEC2015)*.

Tao, H., Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Heddam, S., Voyant, C., Al-Ansari, N., Deo, R., Yaseen, Z.M., 2019. Designing a New Data Intelligence Model for Global Solar Radiation Prediction: Application of Multivariate Modeling Scheme. *Energies* 12, 1365. <https://doi.org/10.3390/en12071365>

Voyant, C., 2017. Kalman filtering and classical time series tools for global irradiation forecasting [WWW Document]. IRCC Santorini Greece. URL https://www.researchgate.net/publication/317660697_Kalman_filtering_and_classical_time_series_tools_for_global_irradiation_forecasting (accessed 7.17.17).

Voyant, C., 2014. Global solar radiation time series modeling from geostationary satellites data. Presented at the Colloque Martinique Energie et Environnement 2014, 2014 Schoeler (La Martinique - France).

Voyant, C., 2013. A New Method for the Benchmarking of Irradiance Predictions. Presented at the Formation continue des manipulateurs : “de radioth rapie   l’imagerie de positionnement”. Institut Paoli-Calmet (Marseille).

Voyant, C., 2011a. Pr diction de s ries temporelles de rayonnement solaire global et de production d’ nergie photovolta ique   partir de r seaux de neurones artificiels.

Voyant, C., 2011b. Pr diction de s ries temporelles de rayonnement solaire global et de production d’ nergie photovolta ique   partir de r seaux de neurones artificiels (PhD Thesis). Th se de l’Universit  de Corse.

Voyant, C., Darras, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., Poggi, P., 2013a. Bayesian rules and stochastic models for high accuracy prediction of solar radiation. Appl. Energy.

Voyant, C., De Gooijer, J., Noton, G., 2018a. Periodic Autoregressive Forecasting of Global Solar Irradiation Without Knowledge-based Model Implementation. Sol. Energy 174, 121–129.

Voyant, Cyril, Haurant, P., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2014a. Time series modeling and large scale global solar radiation forecasting from geostationary satellites data. Sol. Energy 102, 131–142.

Voyant, C., Join, C., Fliess, M., Nivet, M.-L., Muselli, M., Paoli, C., 2015a. On meteorological forecasts for energy management and large historical data: A first look. Presented at the International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ’15).

Voyant, C., Kahina, D., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.L., Muselli, M., Haurant, P., 2013b. The global radiation forecasting based on NWP or stochastic modeling: an objective criterion of choice. Presented at the The first International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy (ICNCRE’13).

Voyant, C., Motte, F., Foulloy, A., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2017a. Forecasting method for global radiation time series without training phase: comparison with other well-known prediction methodologies. *Energy* 120, 199–208.

Voyant, C., Motte, F., Foulloy, A., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2017b. Forecasting method for global radiation time series without training phase: comparison with other well-known prediction methodologies. *Energy* 120, 199–208.

Voyant, C., Motte, F., Notton, G., Foulloy, A., Nivet, M.-L., Duchaud, J.-L., 2018b. Prediction intervals for global solar irradiation forecasting using regression trees methods. *Renew. Energy* 126, 332–340.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M., 2010a. Use of artificial neural network and exogenous data to the daily global radiation forecasting. Presented at the Journ e des doctorants , 2010 . Corte (France).

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M., 2010b. Use of artificial neural network and exogenous data to the daily global radiation forecasting, in: Journ e Des Doctorants , 2010 . Corte (France).

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M., Poggi, P., 2008. Etude des s ries chronologiques d'une source renouvelable d' nergie, in: Journ e Des Doctorants, 2008 (Corte).

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., 2013c. Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area. *Renew. Energy* 53, 1–11.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2012. Numerical weather prediction (NWP) and hybrid ARMA/ANN model to predict global radiation. *Energy* 39, 341–355.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.-L., 2011. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy* 36, 348–359.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., 2010a. Optimization of an artificial neural network (ANN) dedicated to the daily global radiation and PV plant production forecasting using exogenous data. Presented at the 25th EU PVSEC 2010. Valence, Espagne.

Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., 2010b. Optimization of an artificial neural network (ANN) dedicated to the daily global radiation and PV plant production forecasting using exogenous data, in: 25th EU PVSEC 2010 in Valencia, Spain.

Voyant, Cyril, Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., Poggi, P., 2009a. Use of artificial intelligence and an ad-hoc time series preprocessing for solar insolation forecasting over a mountainous island. Presented at the Accepted in the 4th IASME / WSEAS International Conference on ENERGY & ENVIRONMENT (EE'09), IASME/WSEAS, University of Cambridge, England.

Voyant, Cyril, Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., Poggi, P., Haurant, P., 2009b. Predictability of PV power grid performance on insular sites without weather stations: use of artificial neural networks, in: 24th PVSEC 2009, Hambourg (Germany).

Voyant, Cyril, Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M.L., Poggi, P., Haurant, P., 2009c. Predictability of PV power grid performance on insular sites without weather stations: use of artificial neural networks. Presented at the 24th PVSEC 2009, Hambourg.

Voyant, C., Nivet, M., Paoli, C., Muselli, M., Notton, G., 2014. Heterogeneous transfer functions MultiLayer Perceptron (MLP) for meteorological time series forecasting. Int. J. Model. Simul. Sci. Comput.

Voyant, Cyril, Nivet, M.L., Paoli, C., Muselli, M., Notton, G., 2014b. Meteorological time series forecasting based on MLP modelling using heterogeneous transfer functions. Presented at the International conference on mathematical modeling in physical sciences (ICM-square'014).

Voyant, C., Notton, G., 2018. Solar irradiation nowcasting by stochastic persistence: a new parsimonious, simple and efficient forecasting tool. Renew. Sustain. Energy Rev. 92, 343–352.

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., Fouilloy, A., 2017c. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. Renew. Energy 105, 569–582.

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., Fouilloy, A., 2017d. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. Renew. Energy 105, 569–582.

Voyant, C., Notton, G., Nivet, M.L., Motte, F., Fouilloy, A., Paoli, C., 2017e. Bounded global irradiation prediction based on multilayer perceptron and time series formalism. Presented at the 15-th INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES, DRIVES (Sofia, Bulgaria).

Voyant, C., Notton, G., Paoli, C., Fouilloy, A., Motte, F., Darras, C., 2017f. Uncertainties in global radiation time series forecasting using machine learning: The multilayer perceptron case. *Energy* 125, 248–257.

Voyant, Cyril, Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.L., Muselli, M., Dahmani, K., 2014c. Numerical weather prediction or stochastic modeling: an objective criterion of choice for the global radiation forecasting. *Int. J. Energy Technol. Policy*.

Voyant, C, Paoli, C., Muselli, M., Nivet, M., 2009. Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks, in: *Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*. Springer (Berlin/Heidelberg), pp. 898–907.

Voyant, C., Paoli, C., Muselli, M., Nivet, M.-L., 2013d. Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 28, 44–52.

Voyant, C., Paoli, C., Nivet, M.-L., Notton, G., Fouilloy, A., Motte, F., 2017g. Multi-layer Perceptron and Pruning. *Turk. J. Forecast.* 01, 1–6.

Voyant, Cyril, Randimbivololona, P., Nivet, M.L., Paoli, C., Muselli, M., 2014d. Twenty four hours ahead global irradiation forecasting using multi-layer perceptron. *Meteorol. Appl.* 21, 644–655.

Voyant, C., Rodler, A., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M., 2011a. Probl matique de la pr diction du rayonnement global et de l nergie PV : Approche connexionniste. Presented at the Journ e des doctorants , 2011. Corte (France).

Voyant, C., Rodler, A., Muselli, M., Paoli, C., Nivet, M., 2011b. Pr vision de la ressource solaire pour le pilotage des moyens de production. Presented at the Inauguration de l'Antenne de l'INES : INSEME 2011. Ajaccio (France).

Voyant, C., Soubdhan, T., Lauret, P., David, M., Muselli, M., 2015b. Statistical parameters as a means to a priori assess the accuracy of solar forecasting models. *Energy* 90, 671–679.

Voyant, Cyril, Tamas, W.W., Nivet, M.L., Notton, G., Paoli, C., Balu, A., Muselli, M., 2014e. Meteorological time series forecasting with pruned multi-layer perceptron and 2-stage Levenberg-Marquardt method. *Int. J. Model. Identif. Control*.

Voyant, C., Tamas, W.W., Paoli, C., Balu, A., Muselli, M., Nivet, M.L., Notton, G., 2013e. Time series modeling with pruned multi-layer perceptron and 2-stage damped least-squares method. Presented at the International conference on mathematical modeling in physical sciences (ICM-square'013).

Activités de recherche dans le domaine de la santé

SOMMAIRE

1. INTRODUCTION	96
2. UTILISATION DES NEUTRONS ATMOSPHERIQUES A DES FINS THERAPEUTIQUES.....	97
2.1. LA BNCT	99
2.2. SIMULATIONS NUMERIQUES.....	100
2.2.1. LA DOSE ABSORBEE	101
2.2.2. FACTEUR D'ATTENUATION OU DE CAPTURE NEUTRONIQUE.....	104
2.2.3. LIBRE PARCOURS MOYEN	105
2.2.4. INTERACTION ELASTIQUE.....	105
2.2.5. RESULTAT DOSIMETRIQUE	105
2.3. CONCLUSION	107
3. LA RADIOBIOLOGIE	108
3.1. INTRODUCTION	108
3.2. LES MODELES CONCERNANT LES VOLUMES CIBLES.....	110
3.2.1. $D > DT$	110
3.2.2. $D \leq DT$	111
3.3. LES MODELES CONCERNANT LES ORGANES A RISQUE	111
3.3.1. $D > DT$	111
3.3.2. $D \leq DT$	112
3.4. ESTIMATION DE L'EQUIVALENT DE DOSE	112
3.5. CALCUL DES NTCP	114
3.6. CALCUL DES OCCURRENCES DE CANCER RADIO-INDUITS	114
3.7. CONCLUSION	115
4. ETUDES CLINIQUES	115
4.1. APPORT DE LA LYMPHISCINTIGRAPHIE (LS) EN RADIOTHERAPIE	115
4.1.1. DESCRIPTIF DE L'ETUDE.....	116
4.1.2. METHODOLOGIE	117
4.1.3. RESULTATS.....	118
4.1.4. CONCLUSION.....	119
4.2. CANCERS PROSTATIQUES ET ARCTHERAPIE	119
4.2.1. INTRODUCTION	119

4.2.2.	PATIENTS ET METHODE.....	120
4.2.3.	RESULTATS.....	123
4.2.4.	CONCLUSION.....	123
4.3.	INCERTITUDES DOSIMETRIQUES LIEES A L'ELASTICITE DES PAROIS VESICALES ET RECTALES : ADENOCARCINOME DE LA PROSTATE.....	124
4.3.1.	INTRODUCTION.....	125
4.3.2.	METHODE.....	126
4.3.3.	RESULTATS.....	127
4.3.4.	CONCLUSION.....	129
5.	REFLEXION SUR LE CONTROLE DE QUALITE EN MEDECINE NUCLEAIRE	130
5.1.	INTRODUCTION	130
5.2.	PRINCIPE DU CQI EN MEDICINE NUCLEAIRE	131
5.2.1.	CONTROLES LIES A LA CAMERA A SCINTILLATION.....	132
5.2.2.	CONTROLES LIES A LA PARTIE TDM	134
5.2.3.	CONTROLES DE L'ACTIVIMETRE.....	135
5.3.	DELEGATIONS	136
5.4.	TEMPS ET MOYENS IMPARTIS	137
5.5.	CONCLUSION	138
6.	PREVISION DE LA QUALITE DE L'AIR.....	139
6.1.	INTRODUCTION	139
6.2.	DONNEES UTILISEES	139
6.3.	RESULTATS	141
6.4.	CONCLUSION	144
7.	CONCLUSION	145
8.	BIBLIOGRAPHIE.....	147

4

1. Introduction

Comme évoqué en introduction, mon activité de recherche concerne essentiellement la modélisation stochastique de processus météorologiques. Je compte tout de même quelques publications et quelques participations à l'écriture de recommandations médicales (sans grand rapport avec ce qui a été exposés précédemment). C'est ainsi que je vais détailler ci-après mes travaux dans le domaine de la neutronique, de la radiobiologie, de la qualité de l'air et de la médecine nucléaire, je ferai aussi un bref exposé des études cliniques auxquelles j'ai pu participer. Cette section comporte certainement les études dont je suis le plus fière même si elles n'ont pas forcément eu un succès académique important. La première concerne l'utilisation des neutrons atmosphériques à des fins thérapeutiques. L'idée d'utiliser une pollution radiative et inhérente à l'atmosphère comme source de rayonnement thérapeutique m'avait énormément séduit. De plus, ce projet de recherche était totalement novateur et n'a nécessité aucun dispositif onéreux dans sa phase pré-clinique. La seconde recherche qui est importante pour moi, concerne la mise en place d'un logiciel libre destiné aux centres de radiothérapie voulant optimiser leur calcul d'équivalent de dose. En quelques années ce logiciel a été utilisé par de nombreux service de par le monde : en France bien sûr, mais aussi au Japon, aux Etats-Unis ou encore en Angleterre. J'imagine que parmi toutes mes recherches, c'est celle qui a eu le plus grand intérêt (car beaucoup utilisée en routine clinique).

2. Utilisation des neutrons atmosphériques à des fins thérapeutiques

Cette thématique de recherche a duré plusieurs années, deux stagiaires de MASTER ont contribué à l'accomplissement de toutes les simulations nécessaires à l'écriture d'articles de synthèse (Cyril Voyant et Katia Idri 2007; Voyant et al., 2011). Le détail des manipulations est décrit dans ce dernier papier, Nous ne donnerons ci-dessous qu'un résumé de ce qui a été fait. De nombreuses abréviations seront utilisées dans la suite, pour faciliter la lecture, une nomenclature est nécessaire.

D_{ij}	Dose déposée lors de la réaction i sur le noyau j (Gy)	$L_{s,b,t}$	Libre parcours moyen (m)
N_o	Nombre total de neutron (SU)	$T_{s,b,t}$	Facteur de transmission pour le crane, le cerveau et la tumeur (SU)
E	Energie (J)	$Depth$	Profondeur de la tumeur dans le cerveau (m)
t	Temps (s)	$F(E)$	Fonction de répartition du nombre de neutrons (NU)
S	Surface (m)	n_i	Nombre de neutron ayant une énergie i (NU)
N_j	Nombre de noyaux j (SU)	N_a	Constante d'Avogadro (mol ⁻¹)
V	Volume (m ³)	A_j	Masse atomique du noyau j (uma)
$\sigma_{i\varphi}$	Section efficace de la réaction i sur le noyau j (m ²)	$\sigma(E,j)$	Section efficace totale pour le noyau j pour l'énergie E (m ²)
E_{ij}^n	Energie déposée après la réaction i sur le noyau j (J)	$P_{E,j}$	Probabilité de capture sur le noyau j avec l'énergie E (SU)
x	profondeur (m)	m_{rec}	Masse du noyau de recul Durant le choc élastique (kg)
m	Masse (kg)	m_n	Masse du neutron = 1.0087u
Ψ	Flux différentiel de neutron (J ⁻¹ s ⁻¹ m ⁻²).	φ_{rec}	Déflexion dans le système du centre de masse (rad)
ρ	Densité (g.cm ⁻³)	E_0	Energie de la particule incidente (J)

Le glioblastome multiforme (GBM) fait partie des tumeurs cérébrales gliales dont voici la classification (selon l'OMS) :

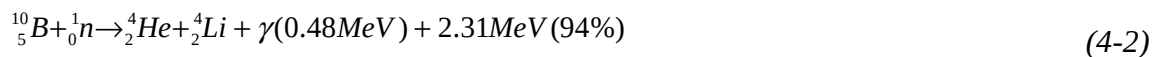
- Les astrocytomes de grade I dit pilocytiques (62,5% de survie après 3 ans) ;
- Les astrocytomes de grade II dit fibrillaires (16% de survie après 3 ans) ;

- Les astrocytomes de grade III dit anaplasiques (14% de survie après 3 ans) ;
- Les glioblastomes de grade IV (5% de survie après 3 ans).

Ces GBM sont donc les tumeurs astrocytaires les plus malignes possédants les critères histologiques suivants: mitoses typiques et atypiques ; prolifération vasculaire endothéliale ; nécrose cellulaire. Cette variété de tumeur est issue du tissu nerveux et plus spécifiquement de la substance servant du tissu de soutien aux neurones au niveau du système nerveux central (encéphale et moelle épinière). Le tissu de soutien est composé de la macroglie (2 variétés de cellules nerveuses : astrocytes et oligodendrocytes), la microglie et de cellules épendymaires. Il représente 20% de toutes les tumeurs intracrâniennes et 52% des tumeurs primitives. Ce sont des masses molles riches en vaisseaux sanguins de 3 à 10cm de diamètres assez hétérogènes avec des zones compactes actives et des zones de nécroses étendues. Ils sont hypervascularisés avec apparition de microvascularisations et sont en hypoxie surtout en région centrale et se caractérisent également par un grand polymorphisme des cellules tumorales. Le GBM est aujourd'hui essentiellement traité par radiothérapie conventionnelle selon des protocoles bien établis. Le plus souvent ce traitement est accompagné d'une chimiothérapie concomitante et d'un traitement à la témozolomide. Ce type de traitement peut entraîner des détériorations mnésiques (lésions de démyélinisation et ralentissement de la fonction hypophysaire), des détériorations de l'oreille interne et des nécroses radiques s'il s'agit de réirradiation. Il ne faut surtout pas perdre de vue que ce traitement reste palliatif avec une durée moyenne de survie de 16 mois (entre 12 et 18 selon les études) avec un taux de survie global de 85% après 6 mois, 55% après 12 mois, 30% après 2 ans et seulement 5 % après 3 ans. A noter que plusieurs études menées sur différents facteurs influençant le taux de survie sont non concluantes ou contradictoires. Seule certitude, un délai trop long entre dépistage et début de traitement ne peut être bénéfique. Le principal problème de cette maladie réside dans le fait que sa cause est quasiment toujours inconnue et que la récurrence avec résurgence de la tumeur est quasi-systématique (95% dans le volume irradié). Plusieurs études sur différents facteurs pour expliquer la récurrence existent mais elles ne montrent pas vraiment de résultats concluants.

2.1. La BNCT

Une approche thérapeutique de ce type de lésion est basée sur la « Boron Neutron Capture Therapy » (BNCT), qui a été proposé en 1936 par le Dr Gordon Lecher seulement 4 ans après la découverte du neutron. Cette méthode, bien adaptée aux traitements intracrâniens du cancer, est simple et bien conçue en concept mais complexe et difficile à réaliser (Hasyim et al., 2018). Elle est basée sur la capacité des neutrons thermiques d'induire une réaction avec des noyaux de Bore-10, formant un noyau composé (Equations 4-1 et 4-2) qui se désintègre rapidement en Lithium-7 et particule alpha (${}^4_2\text{He}$). La particule alpha et l'ion lithium produisent des ionisations au voisinage immédiat de la réaction, sur des distances d'environ 4 et 8 μm respectivement pour le Lithium-7 et l'alpha, ce qui correspond environ au diamètre d'une cellule biologique (10 μm).



Cette technique est avantageuse puisque les dommages causés par le rayonnement se produisent sur une courte distance permettant ainsi d'épargner les tissus sains qui se situent à proximité. La BNCT est un traitement reconnu pour le GBM, notamment en raison de son efficacité, mais il est malheureusement très difficile d'accès puisque seules quelques unités de radiothérapie peuvent utiliser un accélérateur de proton. En France, ce type de traitement n'est malheureusement pas accessible. Une alternative serait de trouver une nouvelle source de neutrons facilement exploitable. Comme les neutrons libres sont instables (durée de vie moyenne d'environ 15 minutes), ils ne peuvent être obtenus que par des désintégrations nucléaires ou des réactions nucléaires telles que des douches à rayonnement cosmique ou des accélérateurs à collisions. Le rayonnement cosmique interagissant avec l'atmosphère de la Terre génère continuellement des neutrons. Les rayons cosmiques (essentiellement 85% d'Hydrogène et 12,5% d'Hélium) pénètrent dans les champs magnétiques du système solaire et de la Terre et, à mesure qu'ils atteignent l'atmosphère terrestre, entrent en collision avec les noyaux présents (Oxygène, Azote et Argon) pour créer des cascades de rayonnement secondaire (Gorshkov et al., 1964). L'intensité et la distribution d'énergie des différentes particules qui composent le rayonnement atmosphérique varient en fonction de 3 paramètres

essentiels : l'altitude, l'emplacement dans le champ géomagnétique (corrélée à la latitude) et l'activité magnétique du soleil (cycle solaire). A haute altitude, la latitude géomagnétique a un faible effet sur la forme du spectre neutronique et un effet très important sur le flux radiatif neutronique. La profondeur atmosphérique a une forte influence sur le flux neutronique. Il diminue d'un facteur 100 entre la haute altitude (20km correspondant à une profondeur atmosphérique de 50g.cm^{-2}) et le niveau de la mer (correspondant à une profondeur atmosphérique de 1000g.cm^{-2}). La latitude est aussi importante car il y a une augmentation d'un facteur 10 entre l'intensité minimale (à l'équateur) et maximale (aux régions polaires). Le dernier paramètre lié au flux de neutrons atmosphériques est la variation solaire. Il y a des composantes périodiques dans ces variations, principalement le cycle solaire de 11 ans (ou le cycle des taches solaires), mais aussi le cycle d'activité magnétique solaire. Il module le flux de rayons cosmiques entrant dans le système solaire. Le flux neutronique atmosphérique est beaucoup plus faible que celui utilisé pendant la BNCT standard ($10 \text{ Vs } 10^9 \text{ n/s/cm}^2$). Cependant, ce flux est peut-être faible, mais ces caractéristiques sont certainement compatibles à une utilisation clinique : une source libre et peu onéreuse ; une approche écologique utilisant une pollution comme source de rayonnement ; un dépôt de dose ultra-localisé (seulement dans les cellules tumorales). Ce type de source neutronique ne peut pas remplacer la BNCT ordinaire mais il serait intéressant de tester les neutrons atmosphériques naturels, considérés comme une pollution ionisante à la surface de la Terre, comme acteurs dans le traitement d'une maladie telle que le cancer. Avant d'exposer le détail des simulations, nous savons d'ores et déjà que les neutrons atmosphériques ne seront pas candidats pour être utilisés comme une thérapie globale et unique (cas de BNCT standard), cependant il serait intéressant d'étudier leur capacité à être utilisés comme traitement adjuvant.

2.2. *Simulations numériques*

Dans la thérapie par capture neutronique par le Bore-10, des composés tels que le BPA ($\text{C}_9\text{H}_{12}\text{O}_4\text{BN}$) et le BSH ($\text{Na}_2\text{B}_{12}\text{H}_{12}\text{S}_1$) ont été largement utilisés. On sait que le BSH, peut être cliniquement utilisé dans les tumeurs cérébrales car il peut passer à travers la barrière hémato-encéphalique et ainsi s'accumuler sélectivement dans le tissu tumoral cérébral. Le BPA est un analogue de la phénylalanine (acide aminé essentiel), et est activement repris dans les cellules non seulement comme un analogue d'acide aminé pour la synthèse des protéines,

mais aussi comme un analogue de la tyrosine pour la mélanogénèse. En raison de cette nature, le BPA a été cliniquement utilisé pour le traitement des cellules malignes. Pour caractériser ces deux molécules, il est essentiel de quantifier la dynamique des réactions nucléaires liées à leur l'interaction avec les neutrons atmosphériques. Dans cette première étude, nous n'avons pas considéré la concentration et la distribution biologique de ces molécules dans l'organisme. Nous supposons que les neutrons interagissent avec les molécules porteuses et nous avons simulé les différents processus d'interaction pour établir quelles étaient les plus probables. L'estimation est faite pour tous les neutrons atmosphériques (le spectre complet est utilisé). Les sections efficaces ont été importées à partir la bibliothèque ENDF/B (mise à disposition par le centre de Los Alamos sur <http://t2.lanl.gov>). Le Tableau 4.1 montre que les deux molécules utilisées dans la simulation sont appropriées pour l'interaction neutronique : la réaction produisant un alpha se révèle être la plus fréquente (94% pour BSH et 88% pour BPA).

	capture radiative	(n,α)	(n,p)	(n,n)
BSH	1%	94%	~0%	5%
BPA	1%	88%	~0%	11%

Tableau 4.1. Distribution du type de réactions nucléaires issues du choc entre neutrons atmosphériques et molécules de BPA et BSH

2.2.1. La dose absorbée

Avant de calculer analytiquement la dose absorbée dans les tissus résultant d'une succession d'interactions entre les neutrons atmosphériques et les noyaux de Bore, il est nécessaire de supposer que la dose est comparable au kerma (énergie transférée égale à l'énergie déposée). Les particules émises ont un fort transfert d'énergie linéique avec un parcours très court dans la matière. Les Equations 4-3 et 4-4 représentent les expressions de la dose moyenne déposée après une succession d'interactions entre neutrons et tissus. Il devient possible de définir un coefficient massique d'absorption noté (μ_{en}/ρ) dans l'Equation 4-5.

$$d^3D_{ij} = \frac{d^3N_0}{dE.dt.dS} \cdot \frac{N_j}{V} \cdot \sigma_{ij} \cdot E_{ij}^n \cdot \frac{x}{m} \cdot dE.dt.dS \quad (4-3)$$

$$d^3D_{ij} = \Psi \cdot \frac{N_j}{V^2} \cdot \sigma_{ij} \cdot E_{ij}^n \cdot \frac{x}{\rho} \cdot dE \cdot dt \cdot dS \quad (4-4)$$

$$d^3D_{ij} = \Psi \cdot \left(\frac{\mu_{en}}{\rho} \right) \cdot dE \cdot dt \cdot dS \quad (4-5)$$

E_{ij}^n est en fait équivalente à la valeur Q de la réaction entre i et j (défaut ou excès de masse pendant la réaction nucléaire). Dans le cas de la réaction par capture radiative, la valeur est nulle car la dose ne sera pas déposée dans le volume V . Cette méthode de calcul n'est pertinente que dans des cas relativement simples. Si nous considérons la diminution du flux incident ou un milieu complexe et hétérogène, cette méthode analytique n'est pas utilisable. Par conséquent, nous avons choisi d'utiliser une méthode hybride qui combine à la fois une modélisation analytique et des algorithmes de type Monte-Carlo pour quantifier les doses déposées. Les caractéristiques de la matière (crâne, cerveau et tumeur) sont essentielles pour simuler la dose absorbée. La tumeur est considérée comme semblable au cerveau (même composition chimique) et la concentration maximale en Bore-10 est limitée à $20\mu\text{g/g}$, ce qui représente 0,002%. Les conditions initiales de simulations sont présentées sur la Figure 4-1.

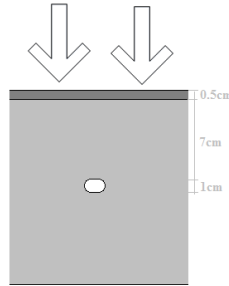


Figure 4.1. Fantôme numérique de simulation (crâne, cerveau et tumeur)

Pour simplifier le calcul, seules quelques sections efficaces de réaction sont choisies: (n,n) , (n,α) , (n,p) et (n,γ) . Cette hypothèse est réaliste étant donné que les autres réactions sont peu fréquentes aux énergies relatives aux neutrons atmosphériques : leur section efficace est trop faible. La simulation est faite avec un langage de programmation Visual-Basic et les données de la bibliothèque ENDF/B. Le spectre neutronique utilisé pour la manipulation a été mesuré à 12km d'altitude et 45° de latitude. Le nombre d'événements testés lors de la simulation Monte-Carlo oscillent entre 6 000 et 60 000, mais les expériences montrent que les

résultats sont similaires à partir de 6 000 évènements. Les sections suivantes décrivent les différentes étapes de la simulation, comme le montre la Figure 4-2.

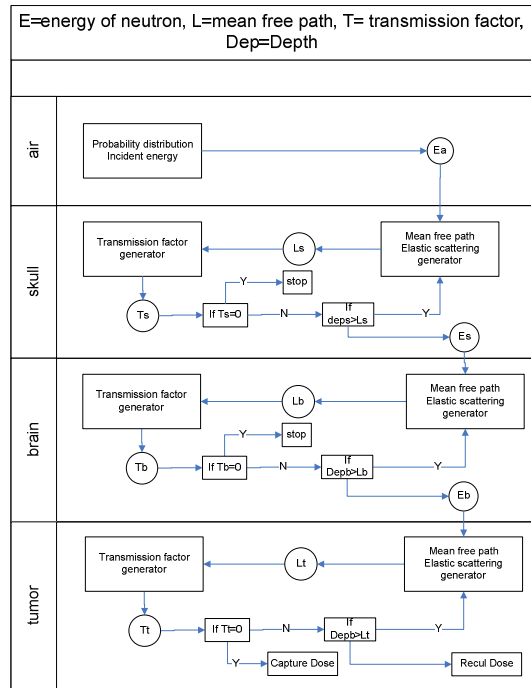


Figure 4.2. Schéma de la simulation Monte-Carlo

La première étape de la simulation permet d'estimer la distribution de l'énergie neutronique dans l'air. Cela revient à calculer la fonction de répartition ($FR=F(E)$), décrite par l'Equation 4-6 et visible sur la Figure 4-3.

$$F(E) = \sum_{i=E \min}^E n_i / \sum_{i=E \min}^{E \max} n_i \quad (4-6)$$

Une fois que l'énergie incidente a été allouée, la simulation nécessite d'estimer les interactions à l'intérieur du cerveau et du crâne. Les outils utilisés sont les libres parcours moyens et les facteurs de transmission (ou d'atténuation) dans ces milieux.

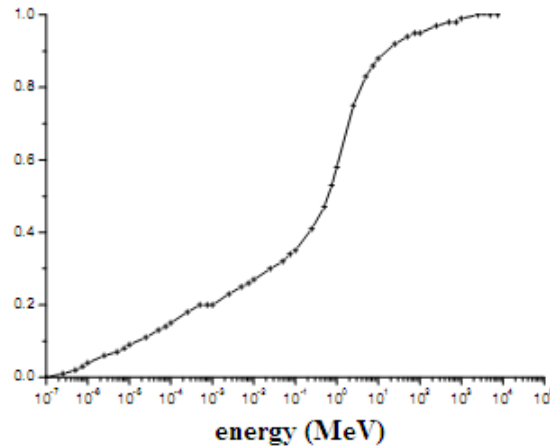


Figure 4.3. La FR permet d'attribuer à un nombre aléatoire compris entre 0 et 1, une énergie neutronique incidente. Il y a 14,7 neutrons/s/cm² toutes énergies confondues

2.2.2. Facteur d'atténuation ou de capture neutronique

Ce paramètre permet de quantifier le nombre de neutrons interagissant dans le cerveau et le crâne. La probabilité de réaction de capture neutronique est définie par l'Equation 4-7, cela correspond au cas où les neutrons ont fusionné avec les noyaux du milieu pour former un noyau plus lourd.

$$P_{E,j} = \rho \cdot x \cdot N_a \cdot \frac{1}{A_j} \cdot \sigma(E, j) \quad (4-7)$$

Le facteur de transmission est calculé à partir du facteur de probabilité précédent en utilisant l'expression $T = 1 - \sum_j P_{E,j}$. Ainsi, un coefficient de zéro signifie que le neutron est arrêté dans la matière et un coefficient de 1 signifie qu'il n'y a pas de capture. Dans le cas intermédiaire, lorsque le coefficient est compris entre 0 et 1, un nombre aléatoire est généré (compris entre 0 et 1) et est comparé au facteur de transmission T . Si ce nombre est inférieur à T , on considère qu'il n'y a pas de capture neutronique, sinon le neutron est capturé et s'arrête dans la matière, il ne contribuera donc pas à déposer de la dose dans la tumeur.

2.2.3. Libre parcours moyen

Le libre parcours moyen est la distance moyenne parcourue par le neutron entre deux impacts successifs. Ce qui correspond à la distance pour laquelle l'intensité des particules diminue d'un facteur 1/e. Ce coefficient est calculé selon la formule suivante :

$$L = \sum_i \frac{A_i}{\rho \cdot N_a \cdot \sigma(E, i)} \quad (4-8)$$

Dans le cas de la capture, les relations considérées sont (n, α) , (n, p) et (n, γ) , et pour la diffusion élastique, elle est uniquement liée à (n, n) .

2.2.4. Interaction élastique

Nous considérons que la perte d'énergie partielle n'est possible qu'avec la diffusion élastique. Dans le cas de collisions élastiques entre des neutrons et d'autres particules, l'énergie perdue est calculée classiquement via l'Equation 4-9 :

$$E_{rec} = E_0 \cdot \frac{4m_{rec}m_n}{(m_{rec} + m_n)^2} \cos^2 \varphi_{rec} \quad (4-9)$$

Lorsque $E_0 < 10\text{MeV}$, la réaction est isotrope et le cosinus est remplacé par le facteur $\frac{1}{2}$. Si la collision se fait avec un noyau d'hydrogène, l'expression de la perte d'énergie par le neutron est $E_0/2$.

2.2.5. Résultat dosimétrique

Plusieurs études dont les références sont disponibles dans (Voyant et al., 2011b) montrent que le préfiltrage du faisceau de neutrons permet d'améliorer la dose en profondeur, l'énergie incidente des neutrons doit être réduite entre 1eV et 10keV. Pour obtenir ces ordres de grandeur, il suffit de générer un "décélérateurs de neutrons". Inspiré par ces études, nous avons étudié les effets d'un décélérateur formé par une épaisseur d'eau sur les spectres incidents des neutrons. En interposant 10cm (ou 20cm avec moins d'impact) d'eau entre le

faisceau et le patient test, nous avons considérablement augmenté la proportion de neutrons ayant une énergie comprise entre 1eV et 10keV. Les conditions de simulation choisies sont l'atténuateur de 10cm d'eau, une épaisseur de crâne de 0,5cm et une tumeur de 1cm contenant 20µg de Bore-10. La simulation est faite avec 6000 neutrons incidents. En plus de modifier le spectre, l'atténuateur a induit une perte de neutrons de 5% (réaction de capture), mais ce sont des neutrons qui n'auraient pas pu atteindre la tumeur à cause de leur très faible énergie. 5,6% des neutrons incidents interagissent avec la tumeur, ce qui implique que la dose moyenne dans la tumeur est de l'ordre du µGy pendant 1 heure d'irradiation (3000 interactions). Nous voyons que la valeur de la dose absorbée moyenne dans la tumeur est très faible, donc comme prévu, l'utilisation de cette technique comme thérapie exclusive semble inappropriée. Pour une meilleure caractérisation du phénomène, il faut faire appel au domaine de la micro dosimétrie. Le dépôt est important mais sur un très petit volume. En effet, au niveau cellulaire représenté par un cube de 1µm³, la dose absorbée est cette fois d'environ 0,5Gy/choc. Typiquement, ce niveau de rayonnement induit des dommages importants au niveau de l'ADN (pour 1Gy, il y a 2 000 bases oxydées et réduites et 250 sites abasiques, 1 000 ruptures simples brins, 40 doubles et 150 lésions groupées) mais aussi au niveau membranaire. L'irradiation non localisée, mais spécifique, suggère cette méthodologie comme une source possible de traitement des micro-métastases (une forme de métastases trop petites pour être détectées cliniquement). La BNCT atmosphérique adjuvante se concentrerait sur la destruction de ces micro-métastases. En outre, il ne faut pas oublier que le temps d'exposition et la concentration de Bore-10 (20µg fixés pour l'étude, mais pouvant être augmentés à au moins à 50µg) sont directement proportionnels au nombre d'interactions. Si l'un de ces paramètres augmente, le nombre d'interactions à l'intérieur du volume cible augmentera également. Ces valeurs doivent également être mises en contraste avec les différents effets radiobiologiques inhérents à la nature des particules secondaires déposant des doses (alpha et lithium). Un débit de dose relativement faible mais avec une dose bien ciblée au sein d'une seule cellule conduira à des effets radiobiologiques létaux. Le premier effet est lié à l'effet des faibles doses qui augmente la radiosensibilité des cellules. Ce processus est équivalent au processus observé pendant la curiethérapie. Le deuxième aspect est lié aux effets délétères, tels que la mutagénèse, observée dans les cellules qui ne sont pas frappées directement, un processus appelé effet by-stander. Un autre effet à considérer concerne les mutations induites dans les cellules qui sont touchées seulement au niveau cytoplasmique et non au niveau nucléaire où l'ADN est situé. Les cellules normales (sans bore) ne subissent pas un grand

dépôt de dose, plus que pendant un vol standard ! Pour ces cellules saines, le rapport (concentration de bore) avec les cellules malignes est d'environ 10.

2.3. Conclusion

La présente étude montre que les neutrons atmosphériques peuvent interagir avec le Bore-10 présent sur des cibles moléculaires (BSH et BPA). Ces résultats étaient clairement prévisibles à l'avance, mais le code développé permet de quantifier simplement la dose après la pénétration dans le cerveau. Cependant, le faible débit de fluence de neutrons ne permet pas de supposer qu'il est possible de traiter les tumeurs visibles (grande colonie cellulaire) mais peut-être des micrométastases. Pour valider cette hypothèse, l'étude présentée ici doit être complétée par des expériences en laboratoire pour quantifier l'effet réel de ce rayonnement sur le Bore-10 et les cellules biologiques, en mêlant plusieurs disciplines telles : la microdosimétrie, la physique nucléaire, l'effet spectateur, les effets des faibles doses...). Le but de la présente étude était de proposer aux équipes expérimentales (qui seraient intéressées par l'étude de ce phénomène) un moyen simple pour calculer le dépôt de dose (adaptation allométrique du parcours libre, facteur de transmission du cerveau ...). De plus, le spectre utilisé comme base pour cette étude est un spectre moyen ; Évidemment, en fonction de l'emplacement et de l'altitude, le flux varie. De même, selon le protocole d'injection et la durée d'exposition, la dose déposée augmenterait proportionnellement avec la concentration en Bore dans les GBM. Un facteur 100 paraît envisageable ! Bien qu'il y ait beaucoup de paramètres qui influencent le débit de dose, ce rayonnement n'est pas incontrôlable. Des calculs antérieurs (qui ne sont pas présentés ici) ont montré que l'utilisation d'un dosimètre peut permettre de quantifier la dose déposée dans le tissu par les neutrons. Les détecteurs étudiés (mais tous les détecteurs de neutrons sont certainement valables) étaient composés de sulfure alcalino-terreux dopés terres rares avec 2% de bore (SrS: Ce, Sm: B). Le principe de la détection repose sur l'utilisation de matériaux stimulables optiquement (Luminescence Optique Stimulée) et dont la méthodologie d'utilisation est décrite dans (Cyril Voyant et Katia Idri, 2007). En résumé, d'autres études sont nécessaires avant de transformer un avion en salle de radiothérapie.

3. La radiobiologie

Suite aux différents incidents qui ont eu lieu dans le monde de la radiothérapie, c'est devenu un domaine médical fortement contrôlé. La plupart des phases liées à la mise en place de cette thérapeutique sont codifiées et encadrées par des décrets et/ou recommandations. Il existe cependant une étape qui échappe à tout contrôle laissant chaque centre faire comme bon lui semble. Il s'agit du calcul d'équivalent de dose qui permet de prendre en considération l'arrêt dans un traitement ou la mise en place de traitement à fractionnement particulier (Terry, 1998). Dans une étude (Voyant et al., 2013), nous avons montré que les résultats pouvaient fortement diverger d'un centre à l'autre. C'est dans ce contexte que nous avons souhaité regrouper l'ensemble des résultats de dernières études sur ce sujet afin de proposer un outil de validation des différents systèmes existants. Deux années et deux stagiaires de MASTER ont été nécessaires pour mettre en place cliniquement un logiciel libre accessible à tous (http://cyril-voyant.univ-corse.fr/LQL-Equiv_a34.html). Quelques publications et présentations ont ainsi pu être proposées (Voyant et al., 2013; Voyant and Julian, 2017; Voyant, Cyril, 2015), de plus, ce logiciel a servi de support pour la mise en place de recommandations d'oncologie pédiatrique et est actuellement utilisé par au moins une dizaine de centre en France et dans de nombreux pays (USA, Chine, Angleterre, etc.). C'est très difficile de quantifier avec exactitude les centres utilisant ou ayant utilisés ce logiciel étant donné qu'il est en libre téléchargement sur internet.

3.1.Introduction

Les limites des formalismes du TDF (time, dose, fractionation) et du modèle linéaire-quadratique simple (LQ) sont connues depuis longtemps. Les physiciens médicaux et les radiothérapeutes doivent proposer des interprétations rapides et fiables des doses qui ont été délivrées ou celles à prescrire lors des changements de traitements. Nous proposons une interface de calcul, en licence libre, permettant le calcul de l'équivalent de dose ainsi que des taux de complications post-radiques (NTCP et modèle de Lyman). L'algorithme choisi s'appuie sur les formalismes du modèle linéaire-quadratique-linéaire (LQL), proposé par Melvin Astrahan, sur les effets de repopulations cellulaires de Dale et sur les prévisions des

effets liés aux traitements hyperfractionnés de Thames. Les résultats sont obtenus à partir d'un algorithme de minimisation d'une fonction coût assez classique en optimisation. Ce logiciel est un freeware (codé sous matlab™ R2011a (X32), compilé avec le matlab™ compiler 4.12), et les codes sources sont accessibles directement sur (http://cyril-voyant.univ-corse.fr/LQL-Equiv_a34.html). Le BED (Biologically Effective Dose ; introduit par Fowler en 1989) est un concept mathématique qui rend compte des effets biologiques observés après irradiation. Ce concept est intéressant car, outre l'aspect facilement calculable de cette grandeur ($BED = \text{dose physique} \times \text{efficacité relative}$), deux irradiations avec le même BED produiront les mêmes effets radiobiologiques. Il devient alors facile de comparer des irradiations avec des doses, des fractions et des étalements différents. Le nombre de paramètres que l'opérateur doit configurer dans le logiciel est minimal. Les éléments à renseigner pour obtenir un équivalent de dose sont limités à l'essentiel comme le montre la capture ci-dessous (Figure 4.4).

Date 23-Feb-2012
Opérateur user
Patient
Nom test
Prénom test
Date de naissance 23 / 02 / 2012
Indication test
☒ CURATIF ☐ PALLIATIF
Traitement de référence
Dose par fraction 2
Nbre de fractions / semaine 5
Nbre de séances / jour 1

Choix des tissus
Rectum (OAR)
 $a/b = 3.9 \text{ Gy}$
 $\alpha = 0.0324 \text{ Gy}$
 $T1/2 = 5$
 $Tk = 28 \text{ j}$
Contraintes SFRO
 $V60 < 50\%$, $V70 < 25\%$ et $V74 < 5\%$
Prostate (VC)
 $a/b = 3.1 \text{ Gy}$
 $\alpha = 0.35 \text{ Gy}$
 $T1/2 = 1.9$
 $Tk = 21 \text{ j}$
Doses prescrites
 70 à 80 Gy

Calcul d'équivalence
EQ 1
☒ Monofractionné ☐ Bifractionné
Dose par fraction 3
Nbre de fractions 2
Jours d'arrêt * 10
Etalement 16
Dose physique 6
EQ 2
☐ Monofractionné ☒ Bifractionné
Dose par fraction 2
Nbre de fractions 2
Jours d'arrêt * 0
Etalement 1
Dose physique 4
EQ 3
☒ Monofractionné ☐ Bifractionné
Dose par fraction 5
Nbre de fractions 2
Jours d'arrêt * 0
Etalement 2
Dose physique 10

TISSU SAIN
EQUIVALENT DE DOSE 3.825 5.082 19.41
BED 9.775 6.104 21.98
NTCP (%) 0
Rectite

TISSU TUMORAL
EQUIVALENT DE DOSE 7.18 4.1 15.84
BED 11.80 6.742 26.06
K_radioinduit (%) 0.008

LQL_Equiv 1.1 **Calculer**

* les samedis et dimanches ne doivent pas être considérés

Figure 4.4. Interface graphique du logiciel (version actuelle 1.2c)

Dans la suite seront développées les modèles utilisés lors de l'estimation de l'équivalent de dose. Ci-dessous la liste des abréviations utilisées.

α et β	paramètres d'ajustement du modèle linéaire quadratique de la survie cellulaire (Gy^2 et Gy)	f	fonction coût à minimiser pour
α_{unsc}	paramètre d'ajustement du modèle de cancer radioinduits (Gy^{-1})	ja	nombre de jours d'arrêt
$\theta(x)$	fonction d'Heaviside	H_m	correction du modèle LQ pour la prise en compte du polyfractionnement
$\frac{\gamma}{a}$	paramètre du modèle LQL	K_{incid}	probabilité d'occurrence de cancer radioinduits (%)
μ	paramètre d'ajustement nécessaire à la prise en compte du polyfractionnement dans le modèle LQ (heure^{-1})	m	nombre de fraction par jour et slope facteur du modèle <i>NTCP</i>
<i>BED</i>	dose biologique équivalente (Gy)	n	nombre de fraction
<i>D</i>	dose physique (Gy)	<i>NTCP</i>	Taux de complication post-radique (%)
<i>dt</i>	dose par fraction à partir de laquelle la survie cellulaire redevient linéaire (Gy)	P_{unsc}	paramètre liés à l'occurrence de cancer radioinduits (Gy^{-1})
D_{prol}	dose de prolifération (Gy/jour)	ΔT	durée entre deux irradiations (heures)
D_1 et D_2	équivalent de dose pour les traitements 1 et 2 (Gy)	T	étalement (jour)
D^{2Gy}	équivalent de dose pour un traitement à $2\text{Gy}/\text{séance}$ (Gy)	TD50	dose à partir de laquelle il y a 50% de complication (Gy)
<i>EUD</i>	équivalent de dose uniforme (Gy)	T_k	temps après lequel les cellules clonogéniques se repeuplent (jour)
EUD^{2Gy}	<i>EUD</i> pour un équivalent de dose à 2Gy par fraction	T_{pot}	temps de doublement potentiel des cellules clonogéniques tumorales (jour)

3.2. Les modèles concernant les volumes cibles

Il y a deux cas cliniques traités séparément : la dose par fraction élevée et le modèle LQL ; la dose par fraction faible et modèle LQ.

3.2.1. $d > dt$

Si la dose par fraction (d) est supérieure à la dose limite d'utilisation du modèle LQL ($dt \sim 2 \cdot \alpha/\beta$), le *BED* prend alors la forme donnée par l'Equation 4-10 (une seule fraction autorisée par jour). Ce modèle regroupe les modèles pour les fortes doses de Melvin Astrahan (élaboré en 2008) et de repopulation cellulaire de Dale (élaboré en 1989).

$$BED = n \cdot \left(d_t \cdot \left(1 + \frac{d_t}{\alpha/\beta} \right) + \frac{\gamma}{a} \cdot (d - d_t) \right) - \theta(T - T_k) \cdot \frac{\ln(2)}{\alpha \cdot T_{pot}} \cdot (T - T_k) \quad (4-10)$$

Le second terme de cette équation n'est valable que si la durée totale du traitement dépasse la valeur T_k (kick-off time). Si ce seuil n'est pas dépassé, la tumeur est considérée comme non proliférante (hypoxie précoce).

3.2.2. $d \leq dt$

Si la dose par fraction est faible, il est possible d'utiliser la formule classique du BED en considérant une ou plusieurs fractions par jour (Equation 4-11). Pour se faire, il convient d'employer la relation de Thames (élaborée en 1985) qui introduit le facteur de réparation incomplète H_m (Equation 4-12).

$$BED = n \cdot d \cdot \left(1 + (1 + H_m) \cdot \frac{d}{\alpha/\beta} \right) - \theta(T - T_k) \cdot \frac{\ln(2)}{\alpha \cdot T_{pot}} \cdot (T - T_k) \quad (4-11)$$

$$H_m = \left(\frac{2}{m} \right) \cdot \left(\frac{\phi}{1-\phi} \right) \cdot \left(m - \frac{1-\phi^m}{1-\phi} \right) \text{ et } \phi = e^{(-\mu \cdot \Delta T)} \quad (4-12)$$

On remarquera que dans le cas mono-fraction $H_m=0$.

3.3. Les modèles concernant les organes à risque

Comme dans le cas précédent, nous avons séparé le cas des fortes doses et celui des faibles doses par séance.

3.3.1. $d > dt$

Le modèle utilisé est équivalent au modèle précédent (volumes cibles) mais la repopulation suit la loi de Van Dyk (1989) et le kick-off time n'est plus considéré dans le cas des organes à risque, il vient alors l'Equation 4-13.

$$\begin{aligned} BED &= n \cdot \left(d_t \cdot \left(1 + \frac{d_t}{\alpha/\beta} \right) + \frac{\gamma}{a} \cdot (d - d_t) \right) - \frac{\ln(2)}{\alpha \cdot T_{pot}} \cdot (T) \\ &= n \cdot \left(d_t \cdot \left(1 + \frac{d_t}{\alpha/\beta} \right) + \frac{\gamma}{a} \cdot (d - d_t) \right) - D_{prol} \cdot (T) \end{aligned} \quad (4-13)$$

3.3.2. $d \leq dt$

La méthodologie est similaire à celle décrite dans le cas des volumes cibles. Le BED est calculé par le biais des Equations 4-14 et 4-15.

$$BED = n \cdot d \cdot \left(1 + (1 + H_m) \cdot \frac{d}{\alpha/\beta} \right) - D_{prot} \cdot (T) \quad (4-14)$$

$$H_m = \left(\frac{2}{m} \right) \cdot \left(\frac{\phi}{1-\phi} \right) \cdot \left(m - \frac{1-\phi^m}{1-\phi} \right) \text{ et } \phi = e^{(-\mu \cdot \Delta T)} \quad (4-15)$$

3.4. Estimation de l'équivalent de dose

Les modèles usuels de calcul d'équivalent de dose sont facilement exploitables. La formule décrite dans l'Equation 4-17 est la plus fréquemment utilisée. Pour la déterminer, il suffit de considérer que les BED du traitement 1 et du traitement 2 sont équivalents comme le montre l'Equation 4-16.

$$BED_1 = n_1 \cdot d_1 \cdot \left(1 + \frac{d_1}{\alpha/\beta} \right) = BED_2 = n_2 \cdot d_2 \cdot \left(1 + \frac{d_2}{\alpha/\beta} \right) \quad (4-16)$$

En combinant ces égalités, on obtient ($D_1 = n_1 \cdot d_1$ et $D_2 = n_2 \cdot d_2$):

$$D_1 = D_2 \cdot \frac{(\alpha/\beta + d_2)}{(\alpha/\beta + d_1)} \quad (4-17)$$

Pour des formulations de BED plus sophistiquées, comme celles décrites au paragraphe précédent, il n'est pas évident de trouver une formulation simple reliant les deux doses D_1 et D_2 . La méthodologie retenue au moment de la confection du logiciel LQL-Equiv est basée sur un algorithme de recherche d'extrémum d'une fonction coût relative aux BED . Considérons deux irradiations 1 et 2 décrites chacune par un nombre de fraction (n), une dose par fraction (d) et des jours d'arrêt de traitement (ja). Les BED correspondants sont notés $BED_1(n_1, d_1, ja_1)$ et $BED_2(n_2, d_2, ja_2)$. Soit la fonction coût f définie par l'Equation 4-18.

$$f(n_1, d_1, ja_1, n_2, d_2, ja_2) = |BED_1(n_1, d_1, ja_1) - BED_2(n_2, d_2, ja_2)| \quad (4-18)$$

En utilisation clinique il convient de comparer un plan de traitement à un autre délivré de manière conventionnelle (généralement une dose par séance de 2 Gy). Ce concept de dose de

référence simplifie le problème, car il est alors possible de s'affranchir des jours d'arrêt et du mode de fractionnement intra-journalier du traitement de référence. Dans le cas de la tumeur et d'une dose par séance inférieurs à dt (voir section précédente), la fonction f est donnée par l'Equation 4-19. Concernant les trois autres cas présentés plus en amont, il existe des équations similaires.

$$f(n_{ref}, d_{ref}, n, d, ja) = \left| n_{ref} \cdot d_{ref} \cdot \left(1 + \frac{d_{ref}}{\alpha/\beta} \right) - \theta(T_{ref} - T_k) \cdot \frac{\ln(2)}{\alpha \cdot T_{pot}} \cdot (T_{ref} - T_k) - n \cdot d \cdot \left(1 + (1 + H_m) \cdot \frac{d}{\alpha/\beta} \right) - \theta(T - T_k) \cdot \frac{\ln(2)}{\alpha \cdot T_{pot}} \cdot (T - T_k) \right| \quad (4-19)$$

L'étalement du traitement est directement relié aux nombres de fractions et aux jours d'arrêt. En restant sur l'exemple précédent, l'équivalent de dose 2 Gy (D^{2Gy}) d'un traitement effectué avec les paramètres (n, d, ja) est donné par l'algorithme présenté dans l'équation 4-20.

$$\begin{cases} \operatorname{argmin}_{n_{ref} \in \mathbb{R}^+} f(n_{ref}, 2, n, d, ja) = n_0 \\ D^{2Gy} = 2 \cdot n_0 \end{cases} \quad (4-20)$$

Sur le tableau suivant (Tableau 4-2) sont représentés les calculs (fait avec le logiciel) d'équivalent biologiques (2Gy/séance) pour des plans de traitements standards utilisés dans les services de radiothérapie.

Traitements	Tissus sains	Volumes cibles
10x3Gy	Moelle épinière 37.5 Gy	Prostate (métastase) 36 Gy
10x3Gy	Moelle épinière 37.5 Gy	Sein (métastase) 38.2 Gy
1x8Gy	Moelle épinière 16 Gy	Prostate (métastase) 16.8 Gy
10x3Gy	cerveau 43.5Gy	Sein (métastase) 38.2Gy
1x8Gy (1 mois d'arrêt) 1x8Gy	Moelle épinière 32 Gy	Prostate (métastase) 33.3 Gy
5x4Gy	péricarde 37.5Gy	poumon (métastase) 23.3Gy
20x2Gy (1 semaine d'arrêt) 10x2Gy	Muqueuse buccale 54.4 Gy	Oropharynx 53 Gy
22x1.8Gy (bi-fractionné)	Muqueuse buccale	Oropharynx

	45 Gy	36 Gy
25x1.8Gy puis 15x2Gy	Rectum	Prostate
	71 Gy	73 Gy
20x2.5Gy (4 séances/semaine)	Poumon	Sein
	62.9 Gy	56.8 Gy
4x4.5Gy (2 semaines d'arrêt) 4x4Gy	chiasma	glioblastome
	42.8 Gy	47.4 Gy
28x1.8Gy (1 semaines d'arrêt)	Peau (aigu)	sein
	47.6 Gy	42.3 Gy

Tableau 4.2. Utilisation clinique de LQ-Equiv

3.5. Calcul des NTCP

La formule permettant de calculer le NTCP (taux de complications post radiques) des tissus sains est basée sur la méthode de Lyman, (élaborée en 1985) comme présentée par l'Equation 4-21. Pour pouvoir utiliser cette formule, il faut préalablement calculer l'équivalent de dose (~2 Gy) de l'EUD (Equivalent Uniform Dose introduit par Niemerko en 1997) ou à défaut de valeurs caractéristiques comme la dose moyenne pour les organes parallèles ou la dose maximale (D5%) pour les organes de type série.

$$\left\{ \begin{array}{l} NTCP(n, d, ja) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^u e^{-t^2/2} dt \\ u = \frac{EUD^{2Gy}(n, d, ja) - TD50}{mTD50} \end{array} \right. \quad (4-21)$$

3.6. Calcul des occurrences de cancer radio-induits

L'estimation effectuée utilise les résultats donnés par l'UNSCEAR (<http://www.unscear.org/unscear/fr/publications.html>) suite aux différentes méta-analyses relatives aux incidents radiologiques survenus par le passé. Le pourcentage d'occurrences est donné après utilisation de l'Equation 4-22 pour chaque organe.

$$K_{incid} = P_{unsc} \cdot D^{2Gy} \cdot e^{-\alpha_{unsc} \cdot D^{2Gy}} \quad (4-22)$$

3.7. Conclusion

Outre l'aspect de mise à disposition d'un logiciel libre pour l'usage de tous, nous avons développé une nouvelle méthodologie de l'estimation de l'équivalent de dose en radiothérapie. Le modèle LQ a été modifié pour prendre en compte le multi-fractionnement, la repopulation cellulaire et les fractions à fortes doses. Nous avons proposé un logiciel incluant tous ces concepts concernant les principaux organes à risque et volumes cibles. Ce logiciel gratuit et facile à utiliser a été validé par de nombreuses équipes de par le monde. Enfin, il permet de comparer les résultats obtenus avec ceux relatifs à des logiciels dits « maison », dans le but d'harmoniser les pratiques des centres intéressés.

4. Etudes cliniques

J'ai eu la chance de participer à quelques études cliniques mais n'ayant jamais travaillé dans un grand centre dont les attributions sont relatives à la recherche clinique, les quelques études menées le furent de manière discrète et épisodique sans collaboration avec des équipes spécialisées. Il y en a eu en tout uniquement trois qui ont permis de produire des écrits et des présentations. J'ai participé à d'autres études, mais à ce jour aucune valorisation n'a été envisagée, je n'ai parlerai de ce fait pas dans la suite du manuscrit. La première étude concerne l'apport de la lymphoscintigraphie dans la délinéation des aires ganglionnaires dans le traitement des cancers du sein (Voyant et al., 2012), puis une étude sur l'intérêt d'utiliser l'arcthérapie comme outil thérapeutique des adénocarcinomes prostatiques (Voyant et al., 2008) et enfin la place de l'IGRT et les effets de la réplétion vésicale et rectale lors d'un traitement classique par radiothérapie du cancer prostatique (Voyant et al., 2011a).

4.1. *Apport de La lymphiscintigraphie (LS) en radiothérapie*

Cette étude fut menée grâce à l'aide d'une stagiaire de MASTER et d'une collaboration avec l'équipe de médecine nucléaire du GIP de Castelluccio, les résultats prometteurs ont permis une présentation lors du congrès national de médecine nucléaire en 2012. Cependant l'étude n'a pas pu être totalement finalisée (un an alors qu'il en aurait fallu deux) suite à des

problèmes de recrutement de stagiaire pour une année supplémentaire et car le nombre de patientes intégrées n'était pas assez conséquent en une seule année. La radiothérapie externe (RTE) de la chaîne ganglionnaire mammaire interne (CMI) postopératoire prophylactique était (les recommandations ont changées) classiquement proposée dans les adénocarcinomes mammaires infiltrant de topographie centrale ou interne ou en cas d'envahissement ganglionnaire histologique axillaire quelle que soit la topographie tumorale. Malgré les développements de la radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle, l'irradiation homogène de la CMI, sans élévation du risque de toxicité radio-induite tardive pulmonaire et myocardique, reste techniquement délicate, voire impossible. L'étude rétrospective que nous avons proposée revêt deux aspects :

- L'utilisation de la lymphoscintigraphie (LS) comme aide à la décision d'irradiation de la CMI ;
- En cas d'utilité de traitement par RTE de la CMI, la LS pourrait être une aide à la délimitation de la zone pouvant être atteinte.

4.1.1.Descriptif de l'étude

La technique scintigraphique est devenue très utile pour la détection du ganglion sentinelle dans les cancers du sein (Imoto et al., 1999). Ce ganglion est le premier relai ganglionnaire drainant la tumeur, il est donc logique de penser qu'il est le premier relai lymphatique pouvant être métastatique. Cette approche est utilisée en routine pour la mise en évidence du premier relais axillaire, mais il serait intéressant de l'appliquer à d'autres groupes lymphatiques. 35% des seins ont un envahissement axillaire et 10% un envahissement mammaire interne d'après la littérature. Les effets tardifs liés à l'irradiation des aires ganglionnaires surviennent 10-20 ans après la RTE et sont liés à une augmentation des maladies coronariennes (+10%) et des infarctus myocardiques létaux (6%), ce qui rend la technique somme toute nécessaire mais invasive. Fort de ce constat, il est légitime de se demander s'il serait possible de diminuer la morbidité d'une telle irradiation (Voyant et al., 2012).

4.1.2. Méthodologie

Le but de cette étude est de vérifier dans quelle mesure la LS pourrait être une aide à la décision quant à l'irradiation de la CMI. L'hypothèse étant : en absence de drainage vers la CMI, le risque d'envahissement est quasi inexistant. L'indication de l'irradiation de la CMI pourrait être issue du résultat de la LS et non pas de la topographie initiale de la tumeur. Sans fusion multi-modalité (LS-CT), il est impossible de savoir si la tumeur se draine directement au niveau de la CMI comme le montre la Figure 4.5.

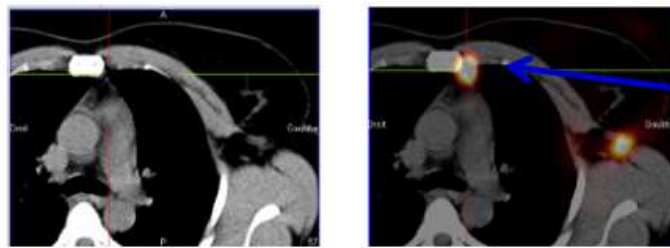


Figure 4.5. Apport de la fusion multi-modalité : aide à la décision (mise en évidence de deux zones hyper-fixantes : CMI et axillaires)

Outre l'aspect d'aide à la décision d'irradiation de la CMI, il serait aussi important de vérifier si la LS permet de mieux conformer la balistique sur la zone pouvant être atteinte pour ainsi minimiser les risques radio-induits. Une CMI « traditionnelle » est un faisceau rectangulaire de longueur 5-7cm. Or les ganglions de la CMI se répartissent sur environ 15 cm (1^{er} -5^{ème} espaces intercostaux avec une forte probabilité au niveau du 2^{ème} et du 3^{ème}). Les faisceaux usuels ne sont parfois pas adéquats, comme le montre la Figure 4-6.

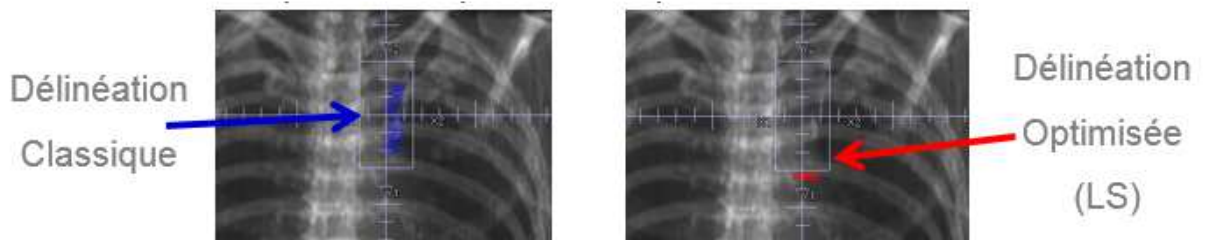


Figure 4-6. Apport de la fusion multi-modalité : aide à la délinéation

Il y a eu 31 patientes intégrées dans l'étude, le protocole TEMP utilisé fut :

- Activité = 10-100MBq de nanocolloïdes d'albumine humaine Technétiés (4 injections de nanocis suivi d'une acquisition 30min à 1 heure après) ;
- Volume injecté faible = 0.1-0.2mL ;
- Site d'injection = peri et sous-aréolaire qui permet de voir les GS axillaires rapidement et d'avoir un taux de comptage élevé. Peri-tumorale qui permet de mieux mettre en évidence les drainages extra-axillaires (CMI et transpectoral). Cette voie est recommandée pour les tumeurs profondes mais n'est pas facile à réaliser du fait de la difficulté d'estimation de la profondeur de la tumeur (que 15% des patientes ont bénéficiés de cette technique).

Les critères d'inclusion dans l'étude étaient :

- Mastectomie partielle (information non disponible le jour de la LS, il faut attendre l'acte chirurgical du lendemain) ;
- Irradiation de la CMI et du SC validée en RCP (critères d'inclusion classique) ;
- LS possible, pas de contre-indication.

4.1.3. Résultats

Les statistiques que l'on a pu tirer de cette étude furent pour la plupart peu significatives du fait du faible nombre de patientes intégrées. Nous avons montré une sensibilité de 25% de la LS au niveau de la CMI, ce qui signifie que 25% de ces ganglions observés sont supposés pouvant être atteints et devraient être traités. Notons aussi que presque 50% des patientes ayant une tumeur du QSE ont fixé en CMI, alors que la littérature prévoyait un taux de fixation de seulement 14%. Mais ces résultats sont à mettre en balance avec le faible nombre de patientes intégrées ayant une tumeur du QSE. Les critères de fixation significatifs ($p < 0,05$) furent l'âge > 50 ans et l'injection faite en péri-tumorale mais pas la localisation (cadran) ou encore le stade de la maladie (sans doute pas assez de patiente). D'un point de vue dosimétrique, nous avons pu prouver un gain en termes d'effets radio-induits quant à l'utilisation de la LS comme outils de délinéation dosimétrique. Le gain a été prouvé pour le poumon ($p < 0,05$) (end point= pneumopathie EORTC >2). En effet, sans LS, le NTCP était

de $10\% \pm 5,3\%$, alors qu'en utilisant la LS le taux de complication était estimé à $2,3\% \pm 2,4\%$.

4.1.4. Conclusion

La classification standard laisse une part de faux positifs et négatifs importante (les quadrants externes peuvent se drainer en CMI). Il y a certainement une utilité à exploiter la LS pour déterminer si une irradiation prophylactique de la CMI est nécessaire ou pas. De plus, les balistiques CMI actuelles ne sont pas adéquates, en effet, nous avons montré que les véritables relais ne sont pas systématiquement couverts et que la toxicité des « grands faisceaux » engendre des radiothérapies trop délétères pour les organes à risque. La technique n'est pas évidente à mettre en œuvre et nécessite un investissement de tous les acteurs (médecine nucléaire et radiothérapie), le facteur déterminant est l'injection peri-timorale qui nécessite une expertise supplémentaire de la part du médecin nucléaire réalisant l'acte, cependant le gain semble manifeste. Concernant l'étude elle-même, le nombre de patientes intégrées étaient trop faible pour obtenir des résultats pertinents, il faudrait élargir le recrutement à d'autres centres afin de pouvoir bénéficier de plus d'occurrences et de proposer des statistiques significatives.

4.2. Cancers prostatiques et arcthérapie

Il s'agit d'une étude comparative entre trois techniques de radiothérapie d'adénocarcinome de prostate : l'irradiation conformationnelle (considérée comme classique) et l'arcthérapie (modes coplanaires et non-coplanaires). Cette étude fut menée grâce à une stagiaire de MASTER et a donné lieu à une publication dans le principale journal de radiothérapie français (Voyant et al., 2008).

4.2.1. Introduction

La radiothérapie tient un rôle très important dans le traitement du cancer de la prostate. De plus, dans un certain nombre de cas, elle est utilisée comme thérapie exclusive ; la

pratique actuelle consiste plus que jamais en une escalade de dose, afin de maximiser autant que faire se peut le taux de contrôle tumoral. Le facteur limitant est la dose reçue par les tissus ne faisant pas partie des volumes cibles, et plus particulièrement les organes à risques tels que la vessie, le rectum, les têtes fémorales, l'intestin grêle ou encore le bulbe pénien. L'objectif de cette étude était d'optimiser une technique déjà utilisée il y a quelques années dans les services de radiothérapie français, mais avec une approche de conformation plus moderne : l'archthérapie. Elle a été utilisée depuis l'avènement des appareils de télécobalthérapie dans les années 1960, avec un pic de popularité en 1980, année où les premiers accélérateurs ont commencé à faire leur entrée dans le domaine clinique (Yu, 1995). De nos jours, les processus les plus répandus lors d'irradiation pelvienne, et plus précisément prostatique, sont la radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle et la radiothérapie conformationnelle avec modulation d'intensité (RCMI et VMAT). Nous proposons dans cette étude, une comparaison statistique de paramètres dosimétriques entre des irradiations faites en archthérapie conformationnelle et d'autres utilisant la technique de référence qui reste le standard thérapeutique pour bien des centres : la radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle.

4.2.2. Patients et méthode

Nous avons, pour cette étude rétrospective, opté pour une cohorte homogène sur le plan clinique de 30 patients traités au cours des années 2006 et 2007 pour un adénocarcinome prostatique. La technique qui a été utilisée lors de ces traitements était une balistique conformationnelle classique de dix faisceaux. Les critères d'inclusion pour cette étude étaient les patients atteints d'un cancer prostatique, dit « intermédiaire » et non opérés. Cela recouvre plus précisément les patients dont les tumeurs étaient classées T2-T3a N0 M0, de score de Gleason inférieur ou égal à 7 et avec une concentration sérique de PSA inférieure ou égale à 20 ng/ml. Les cancers rentrant dans ces critères d'inclusion étaient généralement ceux pour lesquels l'escalade de dose semblait intéressante. Lors de cette étude, les volumes ont été délinéés comme suit :

- La paroi rectale à l'aide d'une couronne de 0,3 cm de largeur et de 1 cm de part et d'autre du CTV1 (volume cible anatomoclinique 1) en plan supérieur/inférieur ;

- La paroi vésicale avec une couronne de 0,7cm sur la totalité du volume visible (traitement fait vessie pleine) ;
- Les têtes fémorales du bord de la partie supérieure à la limite crâniale du petit trochanter ;
- L'intestin grêle par un contour macroscopique, uniquement sur les coupes comprises entre la partie supérieure du CTV1 et dix centimètres plus vers la tête ;
- Le CTV1 représentait la totalité de la prostate ;
- Le CTV2 représentait la totalité des vésicules séminales.

Les extensions qui permettaient de passer au volume cible prévisionnel (PTV) ont été automatiquement positionnées et représentaient une extension tridimensionnelle de 1cm autour du CTV et de 0,5cm en arrière en regard du rectum. Le système de planification du traitement (TPS) utilisé était de type Pinnacle® (société Philips-Adac™) muni de la version software 7.6c. L'option offrant la possibilité d'effectuer des arcs d'irradiation était paramétrable sur la version de base. Lors de l'étude, les coupes scanographiques étaient réalisées tous les 3 mm, aucun produit de contraste n'a été injecté, et le calcul tridimensionnel prenait en compte les hétérogénéités. Les patients ont été positionnés en décubitus dorsal avec une contention de type Combifix® ou Dual Leg Positionner® de SimMed™. Une étude préliminaire, qui ne rentre pas dans le présent cadre, a été préalablement menée, afin de s'assurer de la faisabilité technique de l'arthérapie de conformation. L'export s'effectuait en DICOM-RT vers le système Record and Verify Lantis® (société Siemens™). L'accélérateur était un Oncor Avant-Garde® (société Siemens™) muni d'un collimateur de 82 lames bifocalisées. La chaîne de traitement était opérationnelle, la seule contrainte étant une valeur minimale d'unités moniteur par degré. Si l'angle final d'un arc coïncidait avec l'initial d'un autre, on pouvait alors utiliser le dispositif de séquençage de faisceaux qui permettait de laisser la haute tension du modulateur de l'accélérateur active entre les deux arcs. Il est donc possible d'effectuer des arcs successifs afin de mieux conformer les lames du collimateur autour du volume ciblé, sans augmenter considérablement la durée du traitement. Il est évident que si de tels traitements devaient être effectués en routine clinique, un contrôle de qualité minutieux du mode cyclothérapie de l'accélérateur devrait être fait au préalable. Les trente patients ont bénéficié virtuellement de

trois balistiques distinctes, visibles sur le Tableau 4-3 et la Figure 4-7, une radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle (3DRTC), une arcthérapie coplanaire (AT-C) et une arcthérapie non-coplanaire (AT-NC).

	Radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle	Arcthérapie coplanaire	Arcthérapie non-coplanaire
0-46 Gy	ant1 [0-0;0;25] post1 [180-180;0;25] latd1 [270-270;0;25] latg1 [90-90;0;25]	ant1-1 [345-0;0;25] ant1-2 [0-15;0;25] latd1 [257-270;0;25] latg1 [90-103;0;25]	ant1-1 [330-343;90;25] ant1-2 [17-30;90;25] latd1-1 [240-253;0;12.5] latd1-2 [253-266;0;12.5] latg1-1 [100-113;0;12.5] latg1-2 [113-126;0;12.5]
46-76 Gy	oad2 [300-300;0;15] oag2 [60-60;0;15] opd2 [240-240;0;15] opg2 [120-120;0;15] latd2 [270-270;0;20] latg2 [90-90;0;20]	oad2 [280-293;0;10] oag2 [67-80;0;10] opd2 [252-265;0;10] opg2 [95-108;0;10] latd2 [270-270;0;30] latg2 [90-90;0;30]	oad2 [280-293;0;10] oag2 [67-80;0;10] opd2 [252-265;0;10] opg2 [95-108;0;10] latd2 [270-270;0;30] latg2 [90-90;0;30]

Tableau 4.3. Balistiques étudiées, [angle du bras;angle de la table;pondération]

Une étude préliminaire, autant bibliographique que pratique, nous a permis d'établir les balistiques d'arcthérapie les plus aptes à se confronter à la radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle.

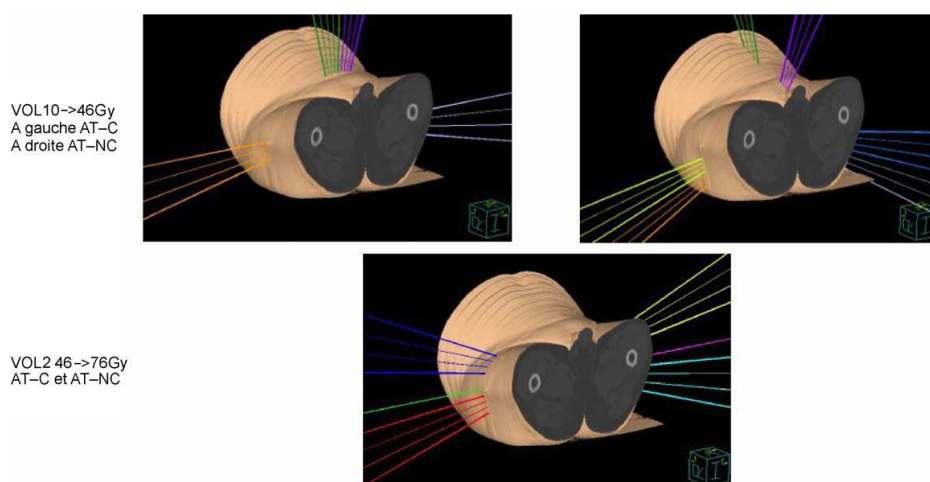


Figure 4.7. Balistiques employées pour les deux méthodologies d'arcthérapie

La prescription se décomposait en deux étapes, 46Gy dans le PTV1 puis 30Gy dans le PTV2, avec des photons de 18MV. Dans les trois modalités balistiques, la mise en place du collimateur multilames ne s'effectuait qu'automatiquement, en tenant compte uniquement de la pénombre physique des faisceaux. Celle-ci était de 0,7cm pour le mode fixe et de 0,4cm pour le mode arc (augmentation du milieu diffusant lors de l'utilisation des arcs).

4.2.3. Résultats

Notre étude consistait en une comparaison de l'influence que peut avoir la balistique sur les paramètres dosimétriques usuels. Les grandeurs jugées pertinentes sont décrites dans le Tableau 4.4. Les techniques AT-C et AT-NC choisies lors de l'étude, amélioraient significativement la protection dosimétrique du rectum par rapport à la technique de référence conformationnelle (dix faisceaux). Cependant, ce gain semblait être au détriment de l'homogénéité au sein du volume cible (PTV2).

Paramètres	p 3DRTC/AT-C	AT-C	3DRTC	AT-NC	p 3DRTC/AT-NC
PTV1D95	$<10^{-4}$	49,2 ± 1,84	55,5 ± 2,05	53,5 ± 7,82	0,63
PTV2DS	$<10^{-4}$	1,8 ± 0,16	1,1 ± 0,15	1,5 ± 0,09	$<10^{-4}$
PTV2D95	$<10^{-4}$	72,1 ± 0,47	73,6 ± 0,44	72,7 ± 0,24	0,004
RD25	$<10^{-4}$	60,7 ± 2,9	67,8 ± 2,51	62,6 ± 2,54	0,001
RD30	$<10^{-4}$	55,6 ± 3,03	63,2 ± 2,83	57,7 ± 2,67	$<10^{-4}$
NTCP rectum	$<10^{-4}$	5,8 ± 0,92	9,5 ± 1,28	9,4 ± 1,28	0,0003
EUD rectum	$<10^{-4}$	60,8 ± 0,93	64 ± 1,00	61,1 ± 1,08	0,0003
VD	$<10^{-4}$	38,2 ± 3,73	39 ± 3,60	40,1 ± 3,04	0,64
VD50	0,29	32,4 ± 5,06	33,2 ± 5,12	32,9 ± 4,41	0,02
EUD vessie	0,031	45,7 ± 2,74	46,3 ± 2,63	45,9 ± 2,53	0,84
GD	0,006	1,9 ± 1,06	2,4 ± 1,37	5,3 ± 1,73	0,03
TFD5%	$<10^{-4}$	57,6 ± 0,63	49,3 ± 1,31	52,2 ± 1,76	0,02
NTCP TF	$<10^{-4}$	2,5 ± 0,94	0,1 ± 0,16	0,3 ± 0,30	0,26

TF : têtes fémorales ; PTV95 : dose reçue par 95 % du volume cible prévisionnel ; RD25 et RD30 : doses reçues par 25 % et 30 % du rectum ; V : vessie ; G : intestin grêle.

Tableau 4.4. Doses aux volumes cibles et aux organes à risque pour trois techniques d'irradiation : 3DRTC, AT-C et AT-NC, dose en Gy du type moyenne ± IC 95%, EUD en Gy et NTCP en %

4.2.4. Conclusion

Actuellement, cette étude n'a que très peu d'intérêt étant donné que l'archthérapie présentée ici n'est plus utilisée et est devenue totalement obsolète, malheureusement, au moment de l'étude, nous ne le savions pas encore... L'analyse des résultats de cette comparaison dosimétrique montre que pour une certaine morphologie il paraissait intéressant d'envisager l'archthérapie. L'étude montre aussi que pour des cancers « intermédiaires » (de stades T2-T3a avec une concentration sérique de PSA inférieure à 20ng/ml et un score de Gleason inférieur à 7) et pour une prescription de 76Gy avec une réduction du volume cible à 46Gy, l'archthérapie préserve mieux le rectum que la technique conformationnelle de référence (dix faisceaux). Il est toutefois à déplorer une légère diminution de l'homogénéité au sein du

PTV2 et une augmentation de la dose reçue par les têtes fémorales. Les deux méthodes étudiées (arthérapie coplanaire et arthérapie non-coplanaire) ne sont pas, ou sont très peu spécifiques en termes de gain dosimétrique au niveau du grêle et de la vessie et les résultats sont équivalents à une méthode classique. L'utilisation de la méthode coplanaire semble moins intéressante que la méthode non-coplanaire car elle augmente la dose aux têtes fémorales. La méthode d'arthérapie non-coplanaire paraissait donc intéressante pour irradier un adénocarcinome de la prostate. Elle permettait un bénéfice plus important au niveau du rectum par rapport à la technique conformationnelle de référence (-9% de dose reçue par 30% du rectum ; RD30) sans trop dégrader l'homogénéité des volumes cibles (pour la dose reçue par 95% du PTV2, $73,6\text{Gy} \pm 0,44$ avec la radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle et $72,7\text{Gy} \pm 0,24$ avec l'arthérapie non-coplanaire). La dose maximale déposée au niveau des têtes fémorales était élevée ($52,2\text{Gy} \pm 1,76$) mais reste dans les limites tolérées avec une technique de radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle. De plus, dans le cas où l'on irradiait des volumes prostatiques de moins de 75cm^3 (90% des cas), on diminuait le niveau de la dose reçue par les têtes fémorales, qui ne recevaient alors que $51,1\text{Gy} \pm 1,69$. L'analyse des résultats obtenus montrait qu'il était possible d'effectuer une escalade de dose. En effet, en délivrant 78Gy (46Gy sur PTV1 + 32Gy sur PTV2), les organes à risque restaient en dessous de leur seuil de criticité et la dose au niveau des volumes cibles permettait un meilleur contrôle tumoral. Les doses étaient alors en moyenne de $74,7\text{Gy}$ pour la dose reçue par 95% du PTV2 (PTV2D95), $62,9\text{Gy}$ pour l'EUD du rectum, $35,2\text{Gy}$ pour la dose reçue par 50% de la vessie (VD50) et $53,1\text{Gy}$ pour la dose reçue par 5% des têtes fémorales (TFD5). Il est évident que l'on est loin des doses atteintes lors de traitement par modulation d'intensité (RCMI ou VMAT) mais l'arthérapie aurait pu devenir une alternative transitionnelle ou être développée dans des centres où la RCMI n'était pas encore disponible.

4.3. Incertitudes dosimétriques liées à l'élasticité des parois vésicales et rectales : Adénocarcinome de la prostate

La dernière partie de cette thématique « recherche clinique » concerne encore le cancer de la prostate mais traite cette fois des conséquences dosimétriques liées à une modification des volumes vésicaux et rectaux au cours de la radiothérapie. En effet, si la planification dosimétrique est faite sur une acquisition CT en début de traitement, il est important de

vérifier que la dosimétrie initialement validée reste adaptée aux modifications anatomiques pouvant survenir durant les séances de traitement. Cette étude a donné lieu à un article (Voyant et al., 2011a) et a été réalisée en une année.

4.3.1.Introduction

La radiothérapie est un traitement important du cancer de la prostate. Durant les séances, les réplétions rectales et vésicales sont difficiles à quantifier, une unique tomодensitométrie initiale ne peut procurer cette information. Des méthodes comme l'IGRT (Image Guided Radiation Therapy) ou la DGRT (Dose Guided Radiation Therapy), ont pour but de compenser cette perte d'information, en utilisant des acquisitions CBCT périodiques (Cheung et al., 2009). La finalité étant de proposer une radiothérapie adaptative plus réelle, permettant de moduler en fonction de la position et à l'état du patient, les faisceaux et les doses prescrites. Ces techniques diminuent les erreurs dues au positionnement du patient et assurent l'emplacement approprié des volumes cibles et des OAR. Dans l'étude proposée, nous avons choisi de nous concentrer sur les conséquences dosimétriques induites par les changements morphologiques de la vessie et du rectum. La première conséquence étant que les marqueurs cutanés initiaux (souvent des points de tatouages pour les traitements pelviens) se retrouvent inadaptés et génèrent une perte de contrôle de la dose au niveau de la tumeur. Le même processus peut arriver aux tissus proches de la prostate. Les validations du médecin et du physicien (isodoses, doses aux organes, DVH ...) faites en début de traitement et liées à la toxicité des OAR ne sont plus adaptées à la réalité du traitement. Les modifications qui causent ces erreurs de positionnement du patient sont essentiellement liées à la réplétion de la vessie et du rectum. Ces organes ont une élasticité particulière qu'il est important de quantifier et de contrôler afin d'augmenter l'efficacité thérapeutique de la radiothérapie. L'élasticité est la propriété qu'a un objet de se déformer sous l'effet d'une contrainte (gaz, urine, matière fécale), ainsi que celle de reprendre sa forme originale lorsque la contrainte appliquée disparaît.

4.3.2. Méthode

Nous avons évalués le mouvement (et la réplétion) des organes de 54 patients, après avoir calculé la balistique initiale sur une nouvelle tomodensitométrie (faite durant le traitement). De nouvelles délinéations furent effectuées pour la prostate, la vessie et le rectum afin de déterminer les déplacements occasionnés, ainsi que les erreurs de doses générées sur les différents organes. La méthodologie utilisée durant cette étude est reprise sur la figure 4-8.

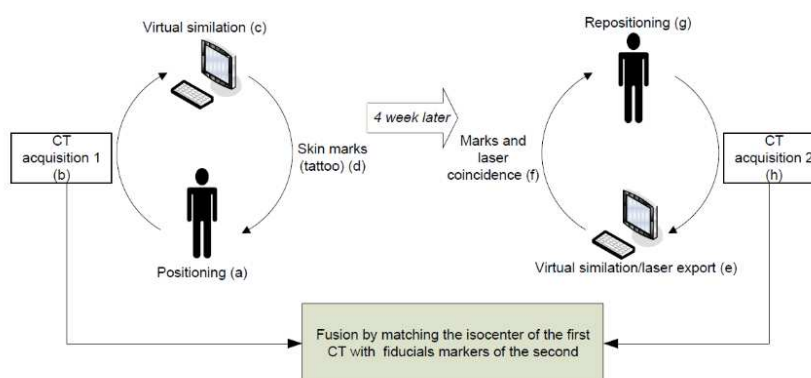


Figure 4.8 . Méthodologie utilisée durant l'étude

Pour plus de détail sur le protocole expérimental, il convient de se référer à (Voyant et al., 2011a). Pour finaliser une étude dosimétrique, il est nécessaire de trouver et d'utiliser les paramètres les plus pertinents et les plus objectifs qu'il soit. Dans notre cas, nous avons sélectionné les critères dosimétriques les plus fréquemment utilisés (dans notre unité) bien que des critères plus pertinents auraient certainement pu être utilisés à la place. Nous avons choisi la dose moyenne, la dose équivalente uniforme (EUD) et la dose au volume pour les OAR (D30 et D50 respectivement pour le rectum et la vessie). Pour le volume cible, nous avons seulement utilisé la dose moyenne et la D95. Il est possible de déterminer l'EUD avec certaines valeurs disponibles sur l'histogramme dose-volume (HDV) du TPS Pinnacle, la méthodologie est décrite dans (Voyant et al., 2011a).

4.3.3. Résultats

Le premier type de résultat concerne les déplacements (mesurés sur la seconde acquisition CT) du barycentre de chaque organe. Sur la Figure 4.9 on peut voir dans le cas de la vessie ces derniers dans les trois directions crano-caudal (C/C), ant-post (A/P) et droite-gauche (D/G).

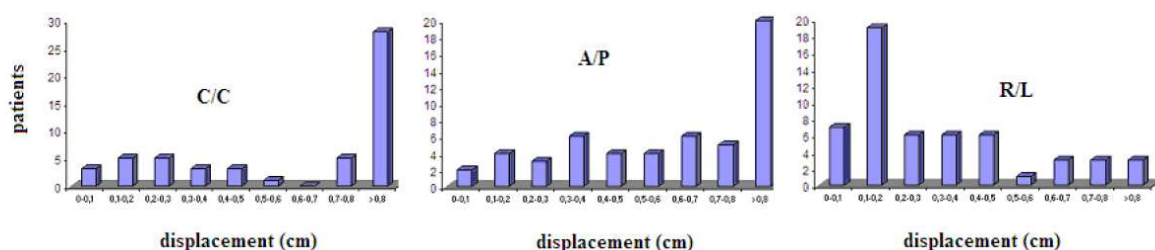


Figure 4.9. Déplacements de la vessie mesurés sur le second CT effectué

Le déplacement du barycentre de la vessie suit un axe de déplacement supérieur oblique antérieur. La Figure 4-9 montre que pour la vessie, les déplacements sont très importants dans les directions C/C et A/P ($> 0,8$ cm pour un grand nombre de patients). La corrélation (R) entre le rapport volumétrique de la vessie et le décalage de son barycentre dans la direction A/P est égale à 0,28 ($p = 0,06$) et 0,58 pour l'axe C/C ($p < 0,001$). Le Tableau 4.5 montre qu'une variation suivant l'axe A/P est souvent suivie d'une variation dans l'axe C/C ($p = 0,03$).

	Vessie		Rectum		Prostate	
	R	p value	R	p value	R	p value
C/C Vs R/L	0,08	0,55	0,02	0,89	0,004	0,98
C/C Vs A/P	0,33	0,03	0,23	0,11	0,06	0,66
R/L Vs A/P	0,26	0,08	-0,14	0,32	0,1	0,47
Age Vs 3d_disp	0,23	0,12	0,11	0,42	0,29	0,05
Vol Vs R/L	0,24	0,11	0,03	0,79	0,03	0,78
Vol Vs A/P	0,28	0,06	0,06	0,69	0,04	0,79
Vol Vs C/C	0,58	<0,001	0,38	0,02	0,02	0,87
Vol Vs age	-0,03	0,83	-0,11	0,44	-0,0004	0,99
Vol Vs 3d_disp	0,53	0,002	0,29	0,06	0,06	0,67

Tableau 4.5. Coefficients de corrélation des déplacements liés à la vessie, au rectum et à la prostate

Ces deux paramètres sont liés, et étant donné cette caractéristique, des instructions ont été données à l'équipe de manipulation pour demander régulièrement aux patients de venir à la radiothérapie avec des vessies pleines. Un changement de réplétion suit une variation de volume, qui entraîne alors un déplacement du barycentre dans les directions C/C et A/P. La compliance de remplissage de la vessie doit assurer la stabilité du barycentre de la vessie. Dans ce cas, le déplacement de l'isocentre sera d'environ 0,3 cm dans toutes les directions (égal au décalage observé dans la direction R/L qui n'est pas corrélé avec le volume de l'organe). Le même type d'étude a été effectués pour les autres organes et les résultats sont disponibles sur (Voyant et al., 2011a). Nous allons maintenant exposer les conséquences dosimétriques liées à une modification de réplétion vésicale et rectale. Nous avons montré qu'en refaisant 5% des dosimétries, il est possible d'améliorer la qualité de la radiothérapie. Il est maintenant intéressant de trouver le lien entre le nombre de dosimétries à refaire et le gain dosimétrique généré (D30, Dmoyenne ...). Premièrement, il est nécessaire de trouver les paramètres (modification du volume ou déplacement du barycentre) qui sont les plus fortement corrélés à une modification de l'EUD pour la vessie et le rectum. Les paramètres sélectionnés doivent être strictement orthogonaux et non corrélés les uns avec les autres car ils serviront de base à une régression linéaire. Nous allons nous intéresser ici qu'au cas du rectum pour faciliter la lecture, mais dans sa version originale, l'article traite tous les organes. Les paramètres qui influent le plus sur l'EUD du rectum, sont le D30 ($R = 0,85$), la dose moyenne ($R = 0,84$), le rapport volumique ($ratio_{rectum}$) entre les deux CT ($R = 0,57$), le déplacement 3-D du barycentre du rectum ($R = 0,3$) et le mouvement 3-D de la prostate ($3D_{prostate}$, $R = 0,31$). On obtient une régression comme suit (test F d'égalité de deux variances : $F = 7,97$) :

$$EUD_{rectum} = 0.86(p < 0.001) + 0.05.3D_{prostate}(p = 0.05) + 0.144.ratio_{rectum}(p = 0.003) \quad (4-23)$$

L'utilisation de CBCT quotidien annulerait le coefficient 3-D de la prostate, qui tend vers 0 lorsque le nombre de CBCT augmente, dans ce cas, la nouvelle relation devient :

$$EUD_{rectum} = 0.86 + 0.144.ratio_{rectum} \quad (4-24)$$

La Figure 4-10 montre que si l'on accepte 10% de différence entre l'EUD initialement calculée et l'EUD réelle liée à la modification de réplétion rectale, 4% des dosimètres doivent

être refaites. Pour 5% du rapport EUD, 19% des dosimétries seront à refaire, et pour 1%, cela reviendrait à reprendre 83% des dosimètres.

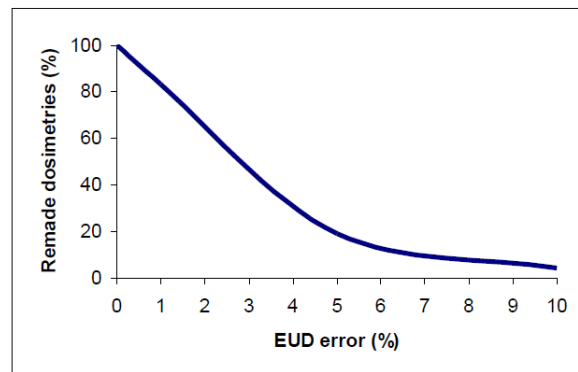


Figure 4.10. Lien entre nombre de dosimétries à refaire et gain au niveau de l'EUD

4.3.4. Conclusion

Le mouvement des organes est un aspect important à considérer dans la radiothérapie du 21^{ème} siècle. De nombreux auteurs ont déjà étudié ce problème et ont développé le procédé IGRT. Cette approche assure que le contrôle de la tumeur est maximal. Dans l'étude proposée, l'approche était différente, à la fois le volume cible et les organes à risque étaient étudiés, cela s'apparente plus à une méthodologie appelée DGRT (radiothérapie guidée par la dose). Ce concept consiste à acquérir périodiquement des CBCT et à réévaluer la dosimétrie pour éventuellement la modifier. La méthode proposée ici est basée sur l'estimation des modifications volumétriques de la vessie et du rectum, si cette variation est importante, la dosimétrie doit être corrigée. L'avenir de la radiothérapie doit tenir compte des mouvements d'organes, et des outils tels que le CBCT génèrent de nombreuses images qui doivent être interprétées. Notre méthodologie est dédiée à la sélection des images utiles et qui nécessitent d'être importées dans le TPS. Le but étant d'éliminer toutes les manipulations inutiles liées à l'utilisation du CBCT tout en garantissant un bon positionnement du patient et des volumes cibles mais aussi en quantifiant les variations dosimétriques au niveau du rectum et de la vessie. Les distributions de dose sont retravaillées dès que les volumes vésicaux ou rectaux sont considérablement modifiés (limite fixée d'après la présente étude). Nous avons identifiés que pour une tolérance de 10% concernant les EUD (comparée à la valeur initiale établie sur

le premier scanner), cela correspondait à 11% de dosimétrie obsolète pour la vessie, et 4% pour le rectum.

5. Réflexion sur le contrôle de qualité en Médecine nucléaire

Cette partie est plus relative à une réflexion technique qu'une étude de recherche à proprement parler. Cette note technique a donné lieu à un article dans le principal journal de médecine nucléaire français (Voyant, 2010a) et dans le principal congrès de la communauté de médecine nucléaire français (Voyant, 2010b). Cette note fut le fruit de cinq années d'expertise dans le domaine du contrôle de qualité en médecine nucléaire en essayant de satisfaire les prérogatives relatives à la décision du 25 novembre 2008. Même si l'obligation de maintenance et de contrôle de qualité en médecine nucléaire existait depuis l'arrêté du 3 mars 2003, la décision précise la nature et la fréquence des contrôles à effectuer. Les centres de médecine nucléaire pourvus en physiciens médicaux réalisaient déjà la plupart de ces contrôles (Bocher et al., 2000). Dans les autres centres, des mesures étaient parfois faites, ou bien on comptait sur le constructeur pour les effectuer lors de maintenance, souvent rien n'était formalisé, voire même effectué. Notre expérience dans le domaine du contrôle qualité en médecine nucléaire était récente au moment de l'étude, mais nous trouvions intéressant de soulever quelques problèmes qui nous semblent légitimes, notamment le temps que tous ces contrôles nécessitaient, les délégations qui étaient envisageables, les moyens à mettre en place et les difficultés liées à leur application.

5.1. *Introduction*

Nous savons depuis longtemps qu'il est primordial d'effectuer un contrôle de qualité de tout appareil d'imagerie. Cette notion entre dans le cadre global de l'assurance qualité, qui peut se résumer comme suit : La condition sine qua non pour que les exigences pour la qualité soit satisfaites est l'exigence d'une « maîtrise de la qualité » et des bonnes pratiques « métier », permettant d'atteindre cet objectif. Cette notion laisse transparaître l'idéologie « du bon examen ». Cela regroupe les deux thématiques : la technique et la pratique ; soit un appareillage de qualité avec du personnel formé et prêt à faire évoluer ses pratiques si nécessaire. Dans la présente étude, nous ne nous sommes attardés sur l'aspect technique de

l'assurance qualité, et plus précisément sur les modalités de contrôle qualité des installations de médecine nucléaire à visée diagnostique (Décision du 25 novembre 2008). La notion de contrôle de qualité interne fait partie du cursus des médecins, c'est pour cette raison, qu'il leur est souvent demandé d'effectuer cette tâche. Dans notre cas, une nouvelle installation d'un imageur hybride (SPECT-CT ; Symbia de Siemens) nous a poussé à nous concerter et à entrevoir les différentes options envisageables pour satisfaire la réglementation. En se penchant sur cette problématique, on a pu constater qu'il existait un flou. En effet, aucun organisme n'était encore agréé par l'AFSSAPS pour effectuer les contrôles de qualité (interne et externe). Il fallait donc bien faire attention à la distinction entre maintenance et contrôle qualité (CQ). Pour cette raison, nous avons collectivement choisi, de faire l'intégralité du contrôle interne, sans faire appel à un organisme extérieur. Les maintenances préventives proposées par le constructeur ne rentrent pas dans le contrôle qualité interne défini par la décision. Effectuer le contrôle d'un imageur hybride fait cependant apparaître quelques interrogations. Certains services de médecine nucléaire sont pourvus en médecins, dans ce cas, les contrôles et les modalités d'exécution sont déjà bien rodés. Dans notre cas, qui représente une certaine proportion des centres français, des médecins sont présents sur le site de l'installation mais n'ont pas légitimité au sein du service. De plus, généralement ces derniers ont déjà une activité à temps plein en dehors du service de médecine nucléaire, dans notre cas c'était la radiothérapie. Nous allons commencer par un bref descriptif des contrôles à effectuer et expliquerons comment nous les avons appliqués, puis nous synthétiserons les tâches de délégation pour lesquelles nous avons opté, et enfin le temps nécessaire à l'application de la décision de 2008.

5.2. *Principe du CQI en médecine nucléaire*

Quel que soit la modalité contrôlée, le contrôle de qualité interne (CQI) d'une installation d'imagerie doit être initié de façon analogue (Figure 4-11). Premièrement, il faut retenir une ou plusieurs personnes référentes de l'installation, et lister les contrôles à effectuer (textes faisant lois dans le domaine). Ensuite, il faut commencer à élaborer un planning prévisionnel sur toute l'année, ce qui peut permettre d'ores et déjà de vérifier la faisabilité du contrôle et d'estimer le temps nécessaire. Le planning prévisionnel est souvent soumis à modification après avoir effectué les premières mesures. L'étape cruciale est la phase de

contrôle initial qui doit être effectuée le plus précocement sur une machine en bon état de fonctionnement. Les mesures vont servir de référence aux différents contrôles périodiques. De plus, il est préférable que le contrôle initial soit indépendant des mesures de recette faites par un représentant du constructeur lors de l'installation. Il faut maîtriser les conditions initiales de chaque mesure afin d'être en mesure de les reproduire lors des contrôles de constance. Il est ensuite primordial de déterminer les tâches de chacun des intervenants et de proposer celles qui peuvent être déléguées.

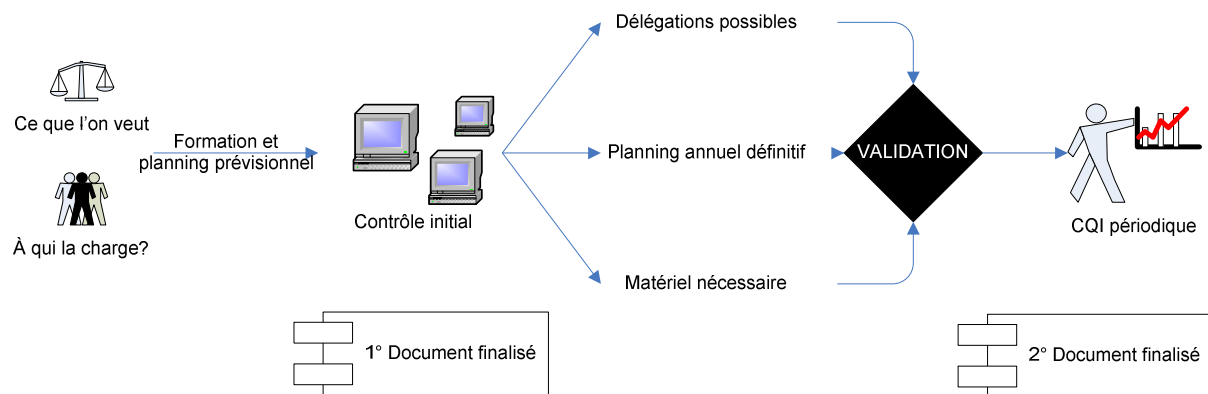


Figure 4.11. Exemple de notre méthodologie pour la mise en place du CQI en médecine nucléaire

Une des premières choses à effectuer pour être en accord avec la décision de 2008 est la tenue d'un inventaire des dispositifs soumis à l'obligation de contrôle de qualité. Et pour chacun de ces dispositifs la mise en place d'un registre des opérations de maintenance et de contrôle de qualité. Cette phase du CQI est relativement laborieuse, mais elle n'est à effectuer qu'une seule fois, par la suite, seules les modifications ou le changement de matériel vont induire des modifications.

5.2.1. Contrôles liés à la caméra à scintillation

En plus de la partie concernant l'état fonctionnel du système, on peut retenir cinq thématiques à ce contrôle de qualité :

- Contrôle sur les détecteurs DET ;
- Contrôle de la rotation ROT ;

- Contrôle de la translation (balayage) TRANS ;
- Contrôle sur le rendu de l'image planaire (linéarité spatiale) PLAN ;
- Contrôle de l'image tomographique TOMO.

Outre les contrôles périodiques, il est demandé d'effectuer les contrôles adéquats après chaque maintenance préventive ou corrective pouvant modifier un élément de la chaîne d'acquisition. Sur le Tableau 4.6 nous avons détaillé la liste des contrôles que nous effectuons ainsi que le descriptif de la méthodologie que nous utilisons. Il est évident que cette dernière est liée à la technologie disponible (Symbia de Siemens), et que cela ne reste valable que pour la caméra présente au moment de l'étude dans notre service.

Type	N° chapitre*	Périodicité	Isotope	Collimateur	Méthodologie
DET	6.2	quotidienne	Co-57	Basse énergie	Acquisition extrinsèque avec une galette au Cobalt (10 Mcps) pour déterminer le décalage du pic , analyse visuelle des images obtenues sur les deux détecteurs, analyse quantitative de ces dernières (moyenne écart type max et min), une dernière acquisition sur une minute pour vérifier la valeur de bruit de fond des détecteurs
		Mensuelle	Tc-99m	Aucun	A partir d'une acquisition intrinsèque le workflow calcule les pourcentages de non uniformité différentielle et intégrale
	6.5	Semestrielle	Co-57	Extrinsèque	A partir d'une acquisition extrinsèque le workflow calcule les pourcentages de non uniformité différentielle et intégrale
		Semestrielle	Tc-99m	Intrinsèque	Export au format texte du spectre obtenu pour chaque détecteur (Tc), et utilisation d'une routine vba pour tirer le centre du pic et l' indice de résolution
		Pas d'obligation	Tc-99m	LEHR	Quantification de l' écart du pic en fonction de l'angle d'inclinaison des détecteurs . Dans notre cas nous avons opté pour une mesure tous les 45° et le calcul de l'indice de résolution en complément.
ROT	6.3	Mensuelle	Tc-99m	Tous	Etalonnage suivant les préconisations du constructeur du centre de rotation pour les trois angulations utilisées dans le service (180°, 90° et 76°)
PLAN	6.6	Annuel	Co-57	LEHR	Appréciation visuelle de la distorsion spatiale liée à l'atténuation d'une mire de barre
TOMO	6.9	Annuel	Tc-99m	LEHR	Contrôle visuel d'une image tomographique d'un fantôme homogène préalablement injecté. Outre ce contrôle, nous avons choisi de vérifier aussi des paramètres objectifs tel homogénéité, uniformité et résolution.
TRANS	6.4	Annuelle	Co-57	LEHR	Après avoir lancé l'acquisition d'un corps entier sur la galette de Cobalt, il suffit de vérifier visuellement la qualité des images

Tableau 4.6. Liste des contrôles qui sont effectués dans le cadre du CQI en médecine nucléaire liés à la caméra à scintillation. *numéro du chapitre de la décision de 2008

Le contrôle de la gamma-caméra est la partie du CQI la plus longue et délicate. En effet, la décision de 2008, laisse une part non négligeable à l'appréciation visuelle des images. Pour des intervenants sans grande habitude des images issues de gamma caméra, la validation de ces contrôles peut s'avérer compliquée. Nous avons donc décidé de lever cette subjectivité en utilisant des paramètres objectifs de vérification. Le détail de tous les outils utilisés est présent dans (Voyant, 2010a). Tous les contrôles que l'on vient d'énoncer ne sont pas très compliqués à entreprendre, cependant, ils nécessitent un investissement important. Le temps nécessaire à

la compréhension des différents phénomènes ne doit pas être négligé, dans notre cas ça a été plus long que la réalisation du contrôle initial lui-même. Ces contrôles nécessitent une bonne compréhension des phénomènes. Pour notre part, nous avons sollicité le support logiciel Siemens pour comprendre à quoi correspondaient les différents paramètres, et pour pouvoir utiliser au mieux les workflows (nom des séquences d'acquisition sur le logiciel Siemens). La décision de 2008 est relativement flexible vis à vis des conditions initiales, il faut souvent se référer aux protocoles constructeurs pour lancer les mesures.

5.2.2. Contrôles liés à la partie TDM

Le contrôle du TDM associé à une gamma-caméra est un peu plus léger que le CQI d'un scanner de radiologie. Il peut se caractériser comme la somme du contrôle de qualité image (IM), du contrôle de qualité dosimétrique (DOS) et du contrôle de recalage (REC) entre les deux modalités. Sur notre centre, nous avons un scanner de type double barrette (Symbia T2 de Siemens). Sur le tableau 4-7, sont recensés les différents contrôles à effectuer.

Type	N° chapitre*	Périodicité	Paramètres CT	Méthodologie
IM	7.1	trimestriel	80, 110 et 130kV coupe 4mm acquisition 2x4mm	Déterminer le nombre CT moyen de l'eau sur une ROI centrale. Puis déterminer dans ces mêmes ROI le bruit qui y est présent
			80, 110 et 130kV coupe 4mm acquisition 2x4mm	Tracer des ROI périphériques dans l'image afin de vérifier l' uniformité entre le centre et la périphérie.
			80, 110 et 130kV coupe 4mm acquisition 2x4mm	Vérifier visuellement qu'aucun artefact n'est visible sur l'image
		initial et au changement de tube RX	Crane_fin , 130kV 2x5mm	Effectuer des mesures de CTDI pondéré, et vérifier qu'il n'y a pas d'écart de plus de 20% vis à vis du contrôle initial, et que le rapport de dose de l'examen est conforme
			Crane_épais , 130kV 2x1mm	
			Body_fin , 130kV 2x1mm Body_épais , 130kV 2x5mm	
REC	7.3	semestriel	Non effectué	Non effectué

Tableau4.7. Liste des contrôles qui sont effectués dans le cadre du CQI en médecine nucléaire (TDM). *numéro du chapitre de la décision de 2008

Pour effectuer les contrôles liés à la partie qualité de l'image, on se rend compte qu'une simple coupe d'eau est nécessaire (tout comme dans le tomographique de la gamma-caméra). Cela signifie que les fantômes les plus simples sont suffisants pour satisfaire aux exigences de la décision AFSSAPS. Dans notre cas, nous avons utilisé le fantôme constructeur. Pour

effectuer les contrôles qualité d'image de la décision (chapitre 7.1), la console de scanner est suffisante, si celle-ci permet de tracer des ROI et voir les statistiques basiques qui lui sont rattachées (moyenne, écart type..). Concernant le contrôle dosimétrique, comme nous n'avions pas ou peu d'expérience dans le domaine des caméras hybrides, nous avons choisi d'effectuer ce test plus fréquemment que ne le prévoit la décision de 2008, et ce durant une période de 1 année. Pour ce contrôle, l'investissement dans des fantômes et une chambre crayon est primordial, ou bien il faut déléguer ces mesures aux constructeurs s'ils le proposent ou à un organisme tiers. N'oublions pas que la périodicité est faible, et qu'il est donc envisageable d'acheter le matériel avec plusieurs centres, et ainsi réduire les frais avec une disponibilité du matériel acceptable. Dans notre centre, nous avons déjà accès à du matériel PTW pour effectuer ces contrôles. Il est important de noter que nous avons été obligé de corriger les CTDI avec la largeur réelle du faisceau (50% du profil de dose) pour obtenir des résultats conformes. Il est donc impératif de vérifier la largeur de coupes (structure en Z dans fantôme constructeur) ainsi que le profil de dose (fait avec films Gafchromics dans notre centre).

5.2.3. Contrôles de l'activimètre

Les erreurs dosimétriques qui peuvent survenir dans un service de médecine nucléaire proviennent essentiellement d'une erreur sur l'activité injectée. C'est pourquoi, il est nécessaire de vérifier régulièrement l'état de l'activimètre. Les contrôles préconisés par l'AFSSAPS (Tableau 4.8) sont liés à la mesure d'une source de constance (CONS), à la reproductibilité des mesures (REP), au volume d'isosensibilité (ISO), et à la linéarité (LIN).

Type	N° chapitre *	Périodicité	Méthodologie
CONS	5.2	Quotidien	Mesurer l' activité d'une source de constance
		Mensuelle	Mesurer l'activité de deux sources de constance
REP	5.3	Initial et après réétalonnage	Effectuer 30 mesurages d'une des sources de constance au cours 'une journée : écart relatif < 1%
ISO	5.4	Initial	Déterminer les deux distances verticales (volume d'isosensibilité) pour lesquelles les mesures s'écartent de 2% de la valeur maximale
LIN	5.6	Initial et après réétalonnage	Vérifier la linéarité des mesures en mesurant la décroissance des mesures d'une source radioactive

Tableau 4.8. Liste des contrôles sur les activimètres. *numéro du chapitre de la décision de 2008

Il n'y a pas de réelle difficulté pour effectuer ce contrôle de qualité, il suffit, la plupart du temps de suivre à la lettre les instructions mentionnées dans la décision de 2008. Nous avons estimé, que dans notre cas et en fonction de nos contraintes de temps, c'était typiquement un contrôle qui pouvait facilement être délégué comme nous allons le voir dans le chapitre suivant.

5.3. Délégations

Il est évident que suivant le service et son personnel, il est plus ou moins facile d'effectuer le contrôle de qualité. Dans notre cas, il était impératif que ce contrôle ne prenne pas trop de temps, car les deux physiciens étaient à temps plein en radiothérapie, et que le planning des gamma-cameras était chargé. Après concertation, et parce que l'équipe de manipulateurs du service de médecine nucléaire était motivée, nous avons opté pour une délégation de certaines tâches du contrôle de qualité. Cette proposition de délégation est survenue après nous être rendu compte du temps que prenaient l'analyse et la formalisation des résultats. De plus, il ne faut pas oublier que, comme bon nombre de physiciens, nous n'avons pas l'habitude de tous les contrôles de médecine nucléaire. Dans notre cas, nous avons convenu avec le service de médecine nucléaire, que nous allions proposer un plan de délégation qui prendrait « peu » de temps aux manipulateurs. Nous voulions une immobilisation du matériel et du personnel le plus faible possible. Sur le Tableau 4-9 sont représentées les délégations que nous avons proposées, et qui ont été acceptées par l'ensemble du personnel. Il est certain que ce n'est pas un référentiel, mais bel et bien le fruit de notre courte expérience.

Modalité	Paragraphe	Intitulé	Périodicité	Par qui
SPECT	6.2	Pic, uniformité extrinsèque, bruit de fond	Quotidienne	Manipulateur
	6.2	Pic, uniformité intrinsèque	Lors des maintenances préventives	Technicien Siemens
TDM	~	Contrôle préconisé par le constructeur mais non référencé dans la décision	Quotidienne	Manipulateur
Activimètre	5.2	Constance	Quotidienne et Mensuelle	Manipulateur
	5.3	Reproductibilité	Non défini	Manipulateur
	5.4	Volume d'isosensibilité	Non défini	Manipulateur
	5.6	linéarité	Non défini	Manipulateur

Tableau 4.9. Les tâches déléguées lors du contrôle de qualité interne en médecine nucléaire

L'intérêt d'utiliser des protocoles d'acquisition proches, voir identiques à ceux du constructeur, réside dans le fait que lors des maintenances préventives, des mesures identiques à celle effectuée lors du CQI sont effectuées. Pour nos caméras, une mesure de pic (du spectre de photons) et une uniformité intrinsèque (6.2 mensuelle), sont effectuées à chaque maintenance préventive par le représentant du constructeur. Nous utilisons donc ces dernières et ne refaisons pas les mesures. Avec plus de temps dégagé, il serait nécessaire et utile de refaire ces mesures. Il faut faire attention et vérifier si une calibration a été effectuée. En effet, suite à une calibration de l'uniformité, son contrôle est fait sur un système qui vient juste d'être remis en état. Il est alors impossible de voir apparaître les dérives entre les maintenances. En somme, l'utilisation des mesures faites lors des maintenances préventives nécessite une grande vigilance de ce qui a été fait durant la maintenance. La délégation est possible si tout est organisé, et protocolisé. Cette étape de protocolisation nous a pris beaucoup de temps, mais nous voulions rendre les contrôles quotidiens non pénalisants pour l'équipe de manipulateurs. Nous avons essayé d'optimiser par le biais de registres, de procédures, et de programmes informatiques le temps nécessaire à l'accomplissement des différentes mesures. Concernant, l'activimètre, son contrôle est relativement simple à mettre en place. La partie quotidienne, était faite par les manipulateurs et prenait peu de temps et les autres mesures étaient effectuées durant nos contrôles sur la camera. Dans le chapitre suivant nous allons voir le temps que prenaient toutes ces mesures, ainsi que le matériel nécessaire.

5.4. Temps et moyens impartis

Sur le Tableau 4.10 nous pouvons voir la liste du matériel nécessaire à la faisabilité du contrôle.

Nécessaire	Facultatif
-Galette de cobalt	-Fantôme SPECT de type Jaszczak
-Fantôme de barre (linéarité)	-Soft d'aide au contrôle de qualité des caméras
-Coupe d'eau pour la partie MN	-Fantôme TDM de type Catphan pour des contrôles plus poussés
-Fantôme tête et tronc pour CTDI	-Soft d'aide au contrôle de qualité des scanners
-2 sources de constance	
-Chambre crayon et électromètre	
-coupe d'eau pour la partie CT	

Tableau 4.10. Liste du matériel dédié à l'accomplissement du CQI en médecine nucléaire

Le contrôle de qualité dans le service de médecine nucléaire a un coût. Quand on analyse ce qui doit impérativement être acheté, on se rend compte qu'il n'y a que très peu de chose. Les sources comme la galette et les deux sources de constance sont impératives, la coupe d'eau nécessaire au CQI mode SPECT nécessite l'acquisition d'un fantôme très simple. Le matériel de mesure de la dose (fantôme et chambre) peut être acheté en commun d'autres services de médecine nucléaire ou de radiologie. La coupe d'eau nécessaire au contrôle de l'image tomodensitométrique peut très facilement se faire avec le fantôme livré par le constructeur. Dans sa partie facultative, deux types de matériels se dégagent, les fantômes complémentaires permettant de faire des contrôles beaucoup plus précis que ce que ne demande l'AFSSPS (dans notre centre ce n'est pas notre priorité vu le temps qui nous était imparti), et la partie soft d'automatisation, qui selon nous ne se justifie que s'il y a un gros nombre de machines à contrôler. Si on considère une seule machine (hybride par exemple), et que l'on souhaite se conformer aux exigences de la décision de 2008, c'était en fait le cas de notre centre en considérant que l'on avait qu'un seul collimateur utilisé en routine, la durée d'immobilisation de la machine pour effectuer tous les contrôles que l'on a présentés précédemment était d'une demi-journée par mois pour les mesures, et une demi-journée par mois par l'interprétation et la traçabilité (par machine). Le contrôle initial et la prise en main des différents appareils prend lui beaucoup plus de temps, et dépend très certainement du niveau d'expérience des intervenants.

5.5. Conclusion

Le but de la présente étude, n'était pas de donner un référentiel pour le contrôle de qualité en médecine nucléaire, bien au contraire, l'idée étant plutôt de vérifier sous quelles conditions, il est envisageable pour des PSRPM novices dans ce type de contrôle, de le prendre à charge. Nous avons établi que pour faire le CQI entier au sens AFSSAPS pour une caméra hybride à deux têtes (1 seul collimateur), il fallait compter une immobilisation d'une demi-journée par mois, d'une demi-journée de plus pour l'analyse et la traçabilité. Les centres possédant plusieurs appareils peuvent utiliser les logiciels d'automatisation afin de faciliter les différents contrôles. Il est évident que tout ce que nous avons énoncé ne reste valable que pour le matériel que l'on avait à disposition, il est envisageable que cela ne soit plus vrai avec d'autres technologies, ou d'autres constructeurs que nous n'avons pu tester.

6. Prédiction de la qualité de l'air

L'objectif de ce travail s'inscrit dans le cadre des travaux de thèse de M. Wani TAMAS au sein de l'association agréée de surveillance de la qualité de l'air (AASQA) en Corse : « Qualitair Corse ». L'objectif était de réaliser un outil informatique prédictif de concentration de polluants atmosphériques, capable d'effectuer des prévisions du jour pour le lendemain. Ces prévisions, effectuées par un modèle statistique sont localisées aux stations de mesure. A termes, ce modèle fut utilisé par Qualitair Corse afin d'anticiper la formation de pics de pollution et pour permettre l'information des citoyens et des autorités ainsi que la prise de mesures préventives adaptées.

6.1. *Introduction*

La prévision de polluants est traditionnellement réalisée par des modèles de chimie-transport (CTM pour "Chemistry Transport Model"). Ils sont proches dans le concept des NWP (Olsson and Benner, 1999). Ce type de modèle divise l'atmosphère en plusieurs « boîtes », dans lesquels il calcule l'évolution de l'état atmosphérique, grâce à des équations décrivant les réactions chimiques et le transport des polluants, gaz ou particules. Ces modèles classiques de prévision de la qualité de l'air fonctionnent mal en Corse pour plusieurs raisons : le relief de l'île et son impact sur la prévisibilité météorologique, le manque de données cadastrales d'émissions, l'absence de correction statistique des modèles existant mais aussi la position de la Corse en bordure des domaines de prévision. Ainsi, des modèles statistiques reposant sur un apprentissage automatique des données disponibles en Corse, apparaissaient comme une solution permettant d'améliorer la prévision de la qualité de l'air, tout en demandant peu de ressources informatiques (Le and Cha, 2018). Comme nous allons le voir, les modèles déployés étaient basés sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels.

6.2. *Données utilisées*

Dans ces travaux, les données utilisées (voir Figure 4.12 et Tableau 4.11) étaient des séries temporelles horaires de variables provenant de plusieurs sources. Qualitair Corse nous a fourni les mesures de concentrations des polluants : l'ozone (O₃), les particules fines de

diamètre aérodynamique inférieur à $10\mu\text{m}$ et $2.5\mu\text{m}$ (PM10 et PM2.5), les oxydes d'azotes (NO et NO2), le dioxyde de soufre (SO2).

Ville	Stations	Catégorie	Hauteur	Polluants mesurés
			niveau moyen de la mer	
Bastia	Giraud	Urbain	60 m	NO2 O3 PM10 SO2
	Montesoro	périurbain	47 m	NO2 O3 PM2.5
	St Nicolas	Trafic	5 m	NO2 PM10
	La Marana	Industriel	15 m	NO2 O3 PM10 SO2
Venaco	Venaco	Rural	653 m	NO2 O3 PM10 PM2.5
Ajaccio	Canetto	Urbain	39 m	NO2 O3 PM10 SO2
	Sposata	périurbain	60 m	NO2 O3
	Piataniccia	Industriel	30 m	NO2 O3 PM10 SO2
	Diamant	Trafic	12 m	NO2 PM10

Tableau 4.11. Descriptif des stations de mesure en Corse

Les variables météorologiques (direction et vitesse du vent, précipitations, rayonnement global, humidité relative, température, pression) proviennent soit des stations de Qualitair Corse soit de stations de Météo-France.

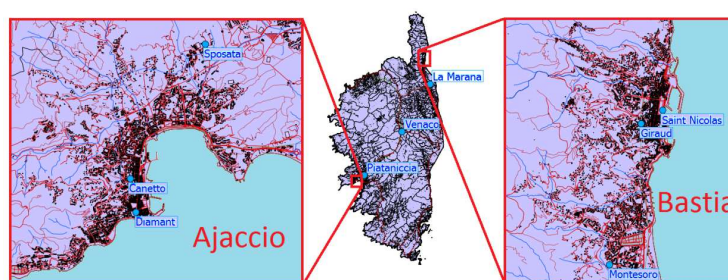


Figure 4.12. Situation géographique des stations de surveillance en Corse (fournie par l'IGN)

Nous avons également utilisé des sorties de modèles de prévision météorologique, principalement le modèle AROME de Météo-France, qui fournissent les mêmes variables que celles disponibles en station sur plusieurs niveaux. D'autres variables comme la nébulosité

totale, la hauteur de la couche limite ou des vitesses de vent verticales que fournit AROME étaient disponibles. Certaines expériences nous ont amenées à utiliser des données fournies par Air PACA, l'AASQA de la région PACA, d'où peuvent arriver des masses d'air en situation de mistral. Air Paca gère également une plate-forme de modélisation nommée AIRES, qui fournit des prévisions de concentrations en polluants sur la Corse. Nous avons pu récupérer les sorties de cette plate-forme, et les utiliser, soit pour alimenter notre modèle, soit à des fins de comparaison. La prévision s'est axée principalement autour de deux polluants : l'O₃ puis les PM₁₀. Les premiers modèles de prévision de l'O₃ permettent la prévision 24 heures à l'avance. Ils ont été construits en suivant la méthodologie développée pour les séries temporelles de rayonnement (Cf chapitre 3). Nous avons ainsi atteint une précision intéressante, comparable avec celle qu'on peut trouver dans la littérature pour ce type de prévision statistique de l'ozone. Il outrepassa de loin la précision d'AIRES, le CTM développé par Air PACA, basé sur le modèle méso-échelle CHIMERE couvrant le domaine de la Corse.

6.3. Résultats

Les deux figures suivantes (Figure 4.13 et 4.14) illustrent le résultat des prévisions sur quelques jours, à Bastia et Ajaccio.

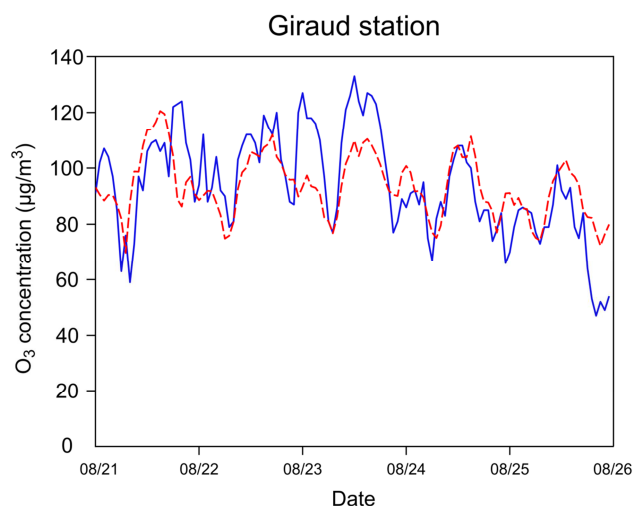


Figure 4.13. Concentration d'ozone observée (en bleue) et prévue 24h à l'avance (en rouge) en aout 2013 à la station Giraud (Bastia)

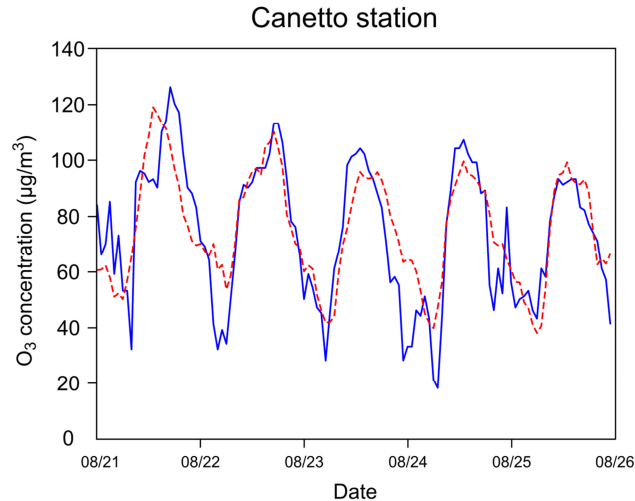


Figure 4-14. Concentration d'ozone observée (en bleue) et prévue 24h à l'avance (en rouge) en août 2013 à la station Canetto (Ajaccio)

La précision des prévisions de PM10 est moins bonne que celle d'ozone, en raison de la complexité de ce polluant. Sur le Tableau 4.12, on peut remarquer que la *RMSE* est plus petite dans le cas de PM10 à cause des valeurs de concentration du polluant qui sont plus basses que pour l'ozone. La *nRMSE* indiquent que les prévisions d'O3 sont meilleures que celles des PM10. En effet, les particules fines ont une dynamique complexe et sont plus difficiles à prévoir, que cela soit avec des modèles statistiques ou des CTM.

	<i>RMSE</i> (µg.m3)	<i>nRMSE</i> (%)	<i>MAE</i> (µg.m3)
PM10 avec PMC	7.16	37.99	5.31
PM10 avec Aires	13.37	70.93	10.70
O3 avec PMC	17.85	20.38	13.33
O3 avec Aires	37.51	42.82	34.12

Tableau 4.12. Performances de la prévision à $J + 1$ des modèles basés sur les *PMC* et du modèle AIREs, pour l'O3 et les PM10

L'objectif de l'apprentissage du *PMC* par l'algorithme de Levenberg-Marquardt étant de minimiser la MSE, le modèle entraîné a une bonne précision moyenne, mais est moins précis lors d'événements rares avec des concentrations en polluants importantes. Etant donnée la nécessité d'anticipation des pics pour la santé publique, la sous-estimation des pics reste un

point faible de ces prédictions. La suite des études se focalisera sur ce point. En effet, afin d'obtenir de meilleurs prévisions des pics de pollution, nous avons travaillé sur des modèles de classification, qui permettent de séparer les données en différents groupes, chacun représentatif d'un régime atmosphérique particulier. Cette approche est à rapprocher de la technique d'hybridation de modèles présentée dans les travaux précédents sur le rayonnement solaire. Avec cette classification, il est possible d'entraîner un *PMC* pour chaque régime. L'entraînement d'un *PMC* uniquement sur les données correspondant aux régimes propices aux pics de pollution pourrait (c'est ce que nous pensions) améliorer la précision de l'estimation des pics. La Figure 4.15 illustre ce principe qui permet ainsi d'avoir des modèles spécialisés sur les régimes qui favorisent les pics de pollution, avec un gain de précision attendu.

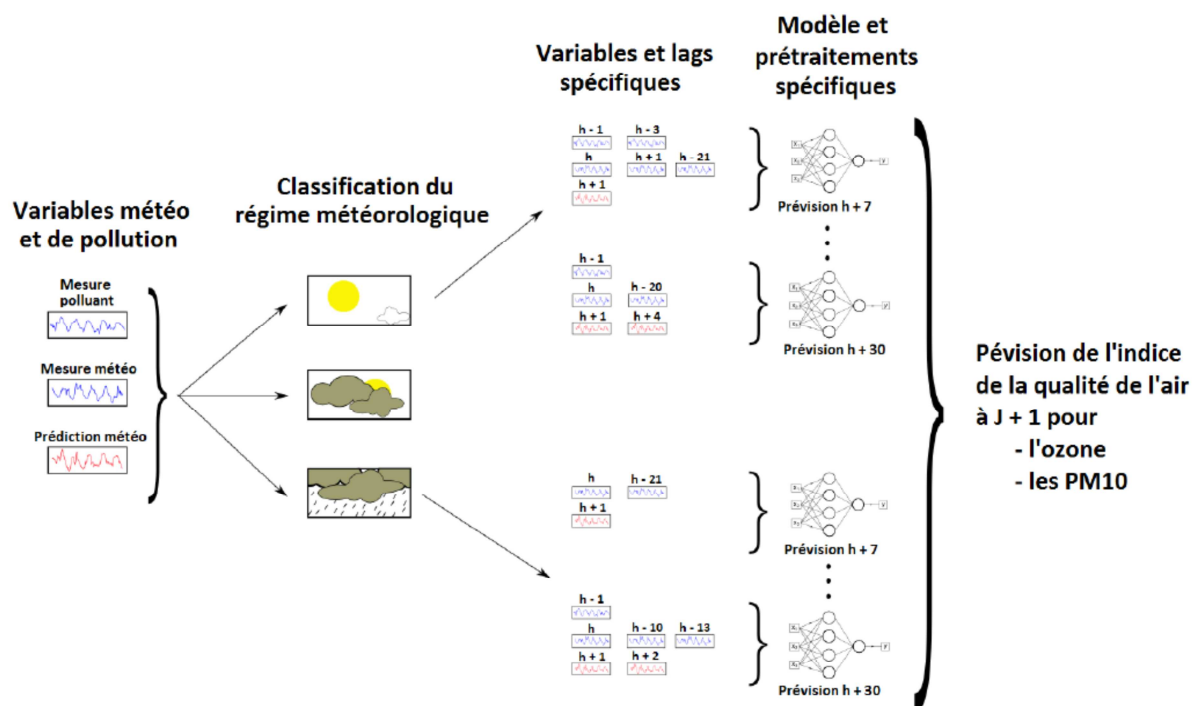


Figure 4.15. Principe des modèles prévisionnels avec classification

La classification des régimes météorologiques peut elle-même se faire selon deux méthodes. La première consiste à utiliser un modèle statistique de partitionnement (« clustering »), qui va diviser les jeux de données en différents groupes, chacun constituant une classe. L'autre méthode se base sur les connaissances aérologiques de l'utilisateur (expert), qui crée les différentes classes pour correspondre aux régimes météorologiques qu'il

a identifié. Dans tous les cas, il est important de limiter le nombre de classes, pour qu'il subsiste un nombre de données de chaque classe suffisant pour assurer l'apprentissage de chaque modèle dans de bonnes conditions. Chaque modèle spécifique à une classe peut être construit différemment des autres. On peut utiliser des variables différentes, des prétraitements différents et une architecture différente afin de mieux adapter chaque modèle aux interactions spécifiques entre les variables pour son régime météorologique.

6.4. Conclusion

La méthodologie énoncée ci-dessus a été établie dans le but de détecter les pics de polluants, nous avons combiné les *PMC* avec différentes méthodologies issues de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique (Tamas et al., 2015, 2013, 2012). La première étape a été de construire trois différents *PMC* aux caractéristiques différentes dans l'optique de prévoir la concentration horaire de PM₁₀, de O₃ et de NO, 24 heures à l'avance en utilisant l'analyse en composante principale afin de simplifier les modèles en minimisant le nombre de variables d'entrées. Les données (5 années) relatives aux polluants provenaient de Corse (qualit'air Corse) et les mesures météorologiques étaient issues du modèle NWP de Météo-France AROME. Le premier modèle utilisant la totalité des données était doté d'une très bonne précision de prévision. C'est en somme une utilisation classique de *PMC* pour la prévision de séries temporelles. Les deux autres modèles peuvent être qualifiés d'hybrides car ils cumulent plusieurs méthodes d'apprentissage automatique. En effet, une phase de « clustering » (partitionnement de données) initiée avant l'utilisation des *PMC* a été entreprise afin de regrouper les données issues du set d'apprentissage ayant des caractéristiques communes. Nous avons testé le « hierarchical clustering » (avec distance Euclidienne et critère de Ward) ainsi que l'approche classique de partitionnement en *k*-moyennes. Pour simplifier l'apprentissage mais en alourdissant la méthodologie, le dernier type de RNA a été construit en ajoutant à la phase de partitionnement une méthodologie SOM (Self Organization Map issues de l'intelligence artificielle). Le détail de la méthodologie et des résultats sont donnés dans (Tamas et al., 2015). Comme résultats marquants, on peut noter que les modèles hybrides avaient une précision globale plus faible, mais ont montré une meilleure aptitude à prévoir correctement les pics de concentration. Ce résultat est à mettre en balance avec le faible nombre de pic mesurés. Cette capacité de prévisions de pics est la plus importante pour la prévision opérationnelle de la qualité de l'air. L'utilisation des courbes ROC (receiver

operating characteristic) a été nécessaire pour décrire le comportement des prédicteurs hybrides et bien estimer le potentiel de ce type de prévisions, mais le résultat reste malgré tout mitigé. C'est ainsi qu'un résultat important de cette étude ne réside pas nécessairement dans les valeurs de prévisions obtenues et les erreurs associées mais bel et bien dans la méthodologie de constructions des modèles et les outils développés pour comparer les prédicteurs entre eux. Outre ce résultat important on peut aussi noter que les approches liées au partitionnement et à l'utilisation des SOM, sont relativement efficaces mais compliquent énormément la méthodologie elle-même, la rendant peut être inappropriée pour une utilisation opérationnelle. Comme souvent et dans de nombreux domaines, le *PMC* classique est certainement l'outil le plus simple à mettre en place mais aussi celui qui donne les meilleurs résultats. Les deux processus de partitionnement de données sont équivalents et permettent de réduire considérablement la taille de l'ensemble d'apprentissage, c'est sans doute cette caractéristique qui devrait motiver le choix d'une telle approche : quand les données sont trop nombreuses et que leur nombre empêche l'utilisation des outils classiques (extraction de connaissances à partir de données ; data mining). Avec cette dernière remarque, on entre dans le monde et les problèmes liés au big data, nous avons peut-être trouvé une solution quant aux prévisions des pics de polluants nécessitant la manipulation d'un gros jeu de données. Nous avons développé d'autres études qui n'ont malheureusement pas encore été valorisées à ce jour en testant nos approches sur d'autres polluants et d'autres lieux. Les résultats, qui sont pour l'instant prometteurs pour l'île de la Réunion devraient permettre de généraliser l'approche et la valider définitivement.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai pu présenter les différentes études relatives au domaine des sciences du vivant et plus particulièrement de la santé, auxquelles j'ai pu participer tout au long de ma carrière. Ces activités de recherche se sont déroulées principalement sur une dizaine d'années, il n'y eu pas une grande valorisation et encore moins énormément d'article qui en découlèrent, mais comme je l'ai expliqué en introduction de ce chapitre, certaines de ces recherches sont importantes pour moi, tant par leur résultats que par l'utilisation que la communauté scientifique en a fait. C'est ainsi que le logiciel d'équivalent de dose que l'on propose gratuitement en open source sur internet s'est retrouvé dans bons nombres de centre de radiothérapie ou encore que la perspective quant à l'utilisation de neutrons atmosphériques

pour le traitement des cancers reste encore un sujet ouvert que l'on verra peut-être un jour éclore. L'étude relative à la prévision des pics de pollutions reste un sujet d'actualité étant donné que les modèles et que le logiciel développé par Wani Tamas dans le cadre sa thèse de doctorat, sont actuellement utilisés par l'AASQA (Associations Agréées de Surveillance de la Qualité de l'Air) de Corse (Qualitair Corse). Concernant les études cliniques énoncées dans ce chapitre, certaines sont devenues totalement obsolètes de par les avancées technologiques et l'évolution des moyens de traitement par radiothérapie (IGRT, VMAT, IMRT, cyberknife, tomothérapie, etc.), c'est le cas notamment de la recherche sur l'arcthérapie conformationnelle ou encore (dans une moindre mesure !) sur le mouvement des organes. Par contre, concernant l'apport de lymphoscintigraphie dans l'irradiation des aires ganglionnaires mammaires, il se peut que d'ici quelques années, ce type d'étude soit prorogée (en tout cas je l'espère !) pour éventuellement permettre d'augmenter l'efficacité des traitements tout en diminuant la radiotoxicité associée. L'analyse technique concernant le contrôle de qualité en médecine nucléaire a sans doute servi à quelques centres ne disposant pas de PSRPM (personne spécialisée en radiophysique médicale) à temps plein. A ce jour j'ai eu quelques retours concernant la valorisation de cette étude mais il n'est pas évident de quantifier précisément l'impact de cette note technique, ce qui est certain, c'est qu'à ce jour, ce type de contrôle est devenu classique et qu'il faut espérer que de moins en moins de centre auront besoin d'une analyse explicative sur une décision validée en décembre 2008. Dans les prochaines années, je compte parfaire mes connaissances dans le domaine de la recherche clinique en radiothérapie notamment dans l'utilisation des techniques dites spéciales qui sont proposées au public en 2019 dans le service de radiothérapie de Castelluccio. J'espère que de nouveaux projets seront entrepris et qu'ils donneront naissance à de « belles » études utiles et dans l'intérêt des patients.

8. Bibliographie

Bocher, M., Balan, A., Krausz, Y., Shrem, Y., Lonn, A., Wilk, M., Chisin, R., 2000. Gamma camera-mounted anatomical X-ray tomography: technology, system characteristics and first images. *Eur. J. Nucl. Med.* 27, 619–627. <https://doi.org/10.1007/s002590050555>

Cheung, J., Aubry, J.-F., Yom, S.S., Gottschalk, A.R., Celi, J.C., Pouliot, J., 2009. Dose recalculation and the Dose-Guided Radiation Therapy (DGRT) process using megavoltage cone-beam CT. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 74, 583–592.

Gorshkov, G.V., Zyabkin, V.A., Tsvetkov, O.S., 1964. The neutron background at the surface of the earth. *Sov. At. Energy* 17, 1256–1260. <https://doi.org/10.1007/BF01122773>

Hasyim, K., Sardjono, Y., Sumardi, Y., 2018. the dose analysis of boron neutron capture therapy (bnct) to the brain cancer (glioblastoma multiform) using mcnp-x-code with neutron source from collimated thermal column kartini research nuclear. *Indones. J. Phys. Nucl. Appl.* 3, 95–101.

Imoto, S., Murakami, K., Ikeda, H., Fukukita, H., Moriyama, N., 1999. Mammary lymphoscintigraphy with various radiopharmaceuticals in breast cancer. *Ann. Nucl. Med.* 13,

Le, V.D., Cha, S.K., 2018. Real-time Air Pollution prediction model based on Spatiotemporal Big data. *ArXiv180500432 Cs*.

Olsson, P.Q., Benner, R.L., 1999. *Atmospheric Chemistry and Physics: From Air Pollution to Climate Change* By John H. Seinfeld (California Institute of Technology) and Spyros N. Pandis (Carnegie Mellon University). Wiley-VCH. 1997. *J. Am. Chem. Soc.*

Tamas, W., Notton, G., Paoli, C., Nivet, M.-L., Voyant, C., 2015. Hybridization of Air Quality Forecasting Models Using Machine Learning and Clustering: An Original Approach to Detect Pollutant Peaks. *Aerosol Air Qual. Res.*

Tamas, W., Notton, G., Paoli, C., Savelli, J.L., Nivet, M.L., Voyant, C., Balu, A., 2012. Atmospheric Pollutants concentration forecasting in Corsica, in: 3rd Charmex International Workshop.

Tamas, W., Notton, G., Paoli, C., Voyant, C., Nivet, M.L., 2013. Prédiction de concentration horaire d’ozone et de PM10 avec des Réseaux de Neurones Artificiels, in: Séminaire Charmex SOP1.

Terry, N., 1998. Basic Clinical Radiobiology, 2nd edn. Br. J. Cancer 78, 276.

Voyant, C., 2010a. Mise en œuvre du contrôle de qualité d'une caméra TEMP-TDM. Médecine Nucl. 01–002.

Voyant, C., 2010b. Contrôle de qualité d'une gamma camera TEMP - TDM selon les recommandations de l'AFSSAPS. Presented at the ACOMEN, Ajaccio.

Voyant, C., Baadj, A., Biffi, K., Leschi, D., Lantieri, C., 2008. Comparaison dosimétrique de trois balistiques prostatiques: radiothérapie conformationnelle tridimensionnelle, arthrothérapie coplanaire et arthrothérapie non-coplanaire. Cancer/Radiothérapie 12, 343–351.

Voyant, C., Biffi, K., Leschi, D., Briançon, J., Lantieri, C., 2011a. Dosimetric uncertainties related to the elasticity of bladder and rectal walls. Canrad 15, 270–278.

Voyant, C., Fideli, F., Dedienne, B., Laurin, J., de Simone, S., Biffi, K., Lantieri, C., 2012. Etude dosimétrique rétrospective sur l'apport du couple LS – TDM dans la radiothérapie externe des aires ganglionnaires mammaires, 50^e Colloque de Médecine Nucléaire, 2012. Montpellier (France).

Voyant, C., Julian, D., 2017. A Short Synthesis Concerning Biological Effects and Equivalent Doses in Radiotherapy. J. Radiol. Oncol. 39–45.

Voyant, C., Julian, D., Roustit, R., Biffi, K., Marcovici, C.L., 2013. Biological effects and equivalent doses in radiotherapy: a software solution. Rep. Pract. Oncol. Radiother.

Voyant, C., Roustit, R., Tatje, J., Biffi, K., Leschi, D., Briançon, J., Marcovici, C.L., 2011b. Therapeutic potential of atmospheric neutrons. Rep. Pract. Oncol. Radiother. 16, 21–31.

Voyant, Cyril, 2015. La radiobiologie dans les services de radiothérapie. Atelier Natl. Radiothérapie Pédiatrique 23 - 26 Sept. 2015 Ajaccio Fr.

Voyant, Cyril, Idri, Katia, 2003. Property of a cerium and samarium codoped strontium sulfide for the neutron detection. Journ. Natl. Réseau Dr. En Microélectronique.

Yu, C.X., 1995. Intensity-modulated arc therapy with dynamic multileaf collimation: an alternative to tomotherapy. Phys. Med. Biol. 40, 1435–1449.

Conclusion Générale

4

Au début de ce manuscrit, j'ai présenté assez simplement mais aussi, je l'espère assez correctement, le lien entre modélisation, simulation numérique, intelligence artificielle et apprentissage automatique. Toutes ces notions ont servi de base aux différentes études que j'ai présentées dans les deux chapitres qui suivaient : ma recherche en météorologie puis en science du vivant. Le premier chapitre était dédié aux études relatives à la prévision du rayonnement solaire, c'est sur ce thème de recherche que j'ai passé le plus de temps depuis ma thèse : c'est mon axe de recherche principal. Comme nous l'avons vu, j'ai pu tester de nombreux outils relatifs à l'intelligence artificielle et plus particulièrement à l'apprentissage automatique, en abordant des thèmes comme le « big data » ou encore le « data mining ». Dans le chapitre relatif à mes recherches en science du vivant, les outils utilisés ne sont pas exactement les mêmes. En effet, même si j'ai un peu utilisé de l'intelligence artificielle, le seul vrai axe commun avec la thématique précédente est l'aspect de simulation numérique et la mise en place d'une modélisation adaptée. D'autres outils tels que l'analyse de données, les statistiques différentielles, les algorithmes de type Monte Carlo ou encore l'optimisation analytique et numérique de problèmes en minimisant ou maximisant une fonction sur un ensemble (fonction-coût ou fonction objectif) ont été développés.

Dans la partie dédiée à la prévision de la ressource solaire, nous avons vu que les méthodologies ont évolué au cours du temps, nous sommes partis de modèles simples de type *MLP* et *ARMA*, pour arriver à des méthodologies mêlant de nombreux outils mathématiques (*k-fold*, information mutuelle, bootstrap, etc.) et permettant la génération d'intervalles de prévision. Suite aux travaux postdoctoraux de Jean-laurent Duchaud et à la thèse d'Alexis Fouilloy, ces outils ont pu être testés et intégrés dans l'EMS qui pilote l'optimisation de la part ENR du projet TILOS (prototype de système hybride de production et stockage

d'électricité, couplant éoliennes, centrales photovoltaïques et batteries de nouvelle technologie). Outre l'aspect relatif à l'ensemble de prédicteurs, il nous faudra dans le futur continuer ce que l'on a déjà initié lors de l'étude sur les NWP, en mixant apprentissage automatique et sorties de modèles numériques (Meso-NH, WRF, ECMWF, etc.). Ce chapitre retrace la partie la plus importante de ce que j'ai effectué en recherche. Ces études m'ont sans doute permis de comprendre la plupart des techniques liées à l'intelligence artificielle et d'être capable de les utiliser dans n'importe quel domaine scientifique. Je me considère comme un expérimentateur qui ne travaille pas sur une plateforme expérimentale mais qui tente de modéliser des phénomènes physiques observables. Depuis mon doctorat, j'ai eu la chance d'avoir la possibilité de travailler avec des chercheurs travaillant dans de nombreux domaines différents (finance, énergétique, radiobiologie, statistique, optimisation, automatique). C'est avant tout une force d'avoir pu bénéficier de leurs conseils et de m'inspirer de leurs approches et de leur rigueur scientifique. Grâce à eux, je pense pouvoir désormais développer et transférer l'intégralité des outils exposés dans ce document dans d'autres thématiques de recherche. Ce fut déjà le cas en médecine, en thermique du bâtiment, en qualité de l'air, en prévision de la vitesse du vent, de l'humidité, de la température... J'espère que dans le futur, je serai amené à travailler dans d'autres domaines scientifiques et aurai l'occasion de pouvoir restituer ces connaissances acquises. J'aimerais aussi, dans la suite de ma carrière, tenter de sortir de cet environnement de prévisions et de séries temporelles pour essayer de travailler sur des phénomènes plus physiques mêlant l'outil statistique et la physique expérimentale. De nombreux projets sont en cours d'évaluation, l'idée de me diversifier professionnellement m'intéresse au plus haut point, espérons que l'avenir me permettra cette transition et que les résultats seront probants et utiles pour la communauté scientifique.

Dans le chapitre lié à la simulation numérique en science du vivant, j'ai présenté les différentes études relatives à ce domaine et plus particulièrement celui de la santé, auxquelles j'ai pu participer tout au long de ma carrière. Ces activités de recherche se sont déroulées principalement sur une dizaine d'années, il n'y a pas eu une grande valorisation ni énormément d'articles qui en ont découlé, mais comme je l'ai expliqué dans le manuscrit, certaines de ces recherches sont importantes pour moi, tant par leurs résultats que par l'utilisation que la communauté scientifique en a fait. C'est ainsi que le logiciel d'équivalent de dose que l'on propose gratuitement (en open source sur internet) s'est retrouvé dans bon nombre de centres de radiothérapie et que la perspective quant à l'utilisation de neutrons

atmosphériques pour le traitement des cancers reste encore un sujet ouvert que l'on verra peut-être un jour éclore. L'étude relative à la prévision des pics de pollution reste un sujet d'actualité étant donné que les modèles et que le logiciel développé par Wani Tamas dans le cadre de sa thèse de doctorat, sont actuellement utilisés par l'AASQA (Associations Agréées de Surveillance de la Qualité de l'Air) de Corse (Qualitair Corse). Concernant les études cliniques énoncées dans ce chapitre, certaines sont devenues totalement obsolètes de par les avancées technologiques et l'évolution des thérapeutiques en radiothérapie (IGRT, VMAT, IMRT, cyberknife, tomothérapie, etc.), c'est le cas notamment de la recherche sur l'arthérapie conformationnelle ou encore (dans une moindre mesure !) sur le mouvement des organes. Par contre, concernant l'apport de lymphoscintigraphie dans l'irradiation des aires ganglionnaires mammaires, il se peut que d'ici quelques années, ce type d'étude soit prorogée (en tout cas je l'espère !) pour éventuellement permettre d'augmenter l'efficacité des traitements tout en diminuant la radiotoxicité associée. L'analyse technique concernant le contrôle de qualité en médecine nucléaire a sans doute servi à quelques centres ne disposant pas de PSRPM (personne spécialisée en radiophysique médicale) à plein temps. A ce jour j'ai eu quelques retours concernant la valorisation de cette étude mais il n'est pas évident de quantifier précisément l'impact de cette note technique, ce qui est certain, c'est qu'à ce jour, ce type de contrôle est devenu classique et qu'il faut espérer que de moins en moins de centres auront besoin d'une telle analyse explicative. Dans les prochaines années, je compte parfaire mes connaissances dans le domaine de la recherche clinique en radiothérapie notamment dans l'utilisation des techniques dites spéciales qui sont proposées au public depuis 2019 dans le service de radiothérapie de Castelluccio du Dr Céline Lantieri. J'espère que de nouveaux projets seront entrepris et qu'ils donneront naissance à de « belles » études utiles dans l'intérêt des patients.

Outre l'aspect recherche, je ne pouvais conclure ce manuscrit sans évoquer l'aspect scientifique inhérent à mon travail en radiothérapie dans une petite unité de physique composée de 2 PSRPM (Katia Biffi et moi-même) et d'un dosimétriste (Jérôme Briançon). Le travail du physicien médical ne consiste pas à développer des algorithmes, ou à faire de la recherche théorique. Il peut intégrer des centres à vocation de recherche appliquée mais la plupart du temps (et c'est notre cas au CHD Castelluccio), il doit développer des bouts de codes, utiliser une multitude de logiciels, effectuer des mises à jour, faire appel à des électroniciens, des spécialistes application, des spécialistes LINAC,... afin de garantir que les traitements soient délivrés correctement. Son domaine correspond plus à de l'ingénierie et à

du R&D. Durant les 15 années que j'ai passées en radiothérapie, j'ai pu participer à la création d'un nouveau service (1 scanner, 2 accélérateurs Agility avec CBCT) avec tout ce que cela entraîne : recettes, modélisation TPS, radioprotection, mise en place de workflows cohérents et sûrs, paramétrisation d'un second calcul d'UM, de la dosimétrie in-vivo, du R&V... autant de tâches qui m'ont permis de réellement m'épanouir professionnellement. Que dire aussi de la joie de réaliser une dosimétrie complexe en multipliant les configurations balistiques et de se dire que grâce à ce temps passé (parfois plusieurs jours) le contrôle tumoral peut se retrouver amélioré ! Des heures et des heures de mesures, de modélisations et de planifications dosimétriques, mais quelle récompense !

Un autre point que je souhaiterais aborder en cette fin de document est le fait que toutes mes recherches n'ont jamais nécessité d'investissement si ce n'est le support informatique permettant de faire tourner mes codes. En effet, par principe, dès le début de ma carrière, je souhaitais proposer une recherche simple dans laquelle le facteur financier n'intervenait pas. En prévision de la ressource solaire et des polluants, nous n'avions besoin que de relevés de mesures (la plupart étant accessibles gratuitement), en BNCT nous n'avions besoin que des données gratuites de Los Alamos, en DGRT que d'un scanner que tous les centres de radiothérapie possèdent, l'arcthérapie ne nécessitait pas d'option payante, en médecine nucléaire il n'y avait pas non plus besoin d'achat de matériel. Notons aussi que la recherche en radiobiologie n'a pas nécessité d'achat de matériel et nous avons même proposé une solution logicielle accessible gratuitement.

C'est ainsi que je termine ce document, ce n'est jamais évident d'écrire un papier mais écrire un texte sur ce que l'on a fait tout au long de sa carrière est vraiment une tâche qui au début paraît insurmontable mais qui à la fin procure un sentiment de félicité !

Table des illustrations

Liste des Figures

Figure 2.1. La relation cause-effet entre excitation (E) et réponse (R) relative au système (S)	32
Figure 2.2. Diagramme en bloc pour la validation et l'identification d'un modèle mathématique	34
Figure 2.3. Compromis biais-variance et machine learning	38
Figure 3.1. Rayonnement global sur une surface inclinée composé du rayonnement direct (facteur R_b), du rayonnement diffusé (facteur R_d) et du diffusé du sol (facteur R)	53
Figure 3.2. Schéma-bloc d'un PMC ($\mathbf{a}^k, \mathbf{b}^k, \mathbf{W}^k, f^k$ respectivement les vecteurs de sortie et de biais, les matrices de poids et la fonction d'activation de la couche k)	56
Figure 3.3. Principe de la prévision 2D du rayonnement global solaire	62
Figure 3.4. Comparaison entre simulation et mesure (en Wh/m ²) et erreur algébrique observée (à droite)	63
Figure 3.5. Relation entre variabilité et erreur de prévision	65
Figure 3.6. Prévision du rayonnement solaire sur Nancy effectuée avec une méthode basée sur le prolongement de la dérivée d'un signal bruité (rouge) et son encadrement (pointillés) généré à partir de l'estimation de la volatilité (Fliess et al., 2018)	67
Figure 3.7. Impact de la filtration Kalman sur la prévision (horizon 1-10 heures) sur Ajaccio (granularité temporelle de 1 heure)	68
Figure 3.8. Principe de fonctionnement de la méthodologie (StP^x)	70
Figure 3.9. $nRMSE$ pour les 3 modèles de persistance, le <i>PMC</i> et la modélisation <i>AR</i> (Ajaccio, horizons 1-6h)	71
Figure 3.10. $nRMSE$ pour les 3 modèles de persistances, pour le <i>MLP</i> et la modélisation <i>AR</i> (Tilos, horizons 15-90 min)	71
Figure 3.11. Incertitudes et prévision du rayonnement global avec des techniques d'intelligence artificielle (cas du <i>PMC</i> sur Ajaccio, horizon 1h)	73
Figure 3.12. Exemple d'une fonction de répartition (<i>FR</i>) utilisée durant la prévision du <i>GHI</i> sur Ajaccio	77
Figure 3.13. Prédictions et encadrements basés sur la génération de quantiles et d'apprentissage	77

automatique

Figure 3.14. Comparaison des prédicteurs et des intervalles de confiance définis :  for <i>RT_pruned</i> ,  for the <i>RT_bagged</i> ,  for <i>RT</i> and  for <i>RT_boosted</i> .	79
Figure 3.15. Le modèle SOLIS comme source d'amélioration à la génération d'intervalle de prévision. En gris, la bande de prévision, en noir la mesure, et en bleu les limites imposées par le modèle ciel clair (CS^d et CS)	80
Figure 3.16. $PICP$ et $nMIL$ ($=\frac{MIL}{GHI}$) en fonction de la valeur de α pour 6 horizons temporels sur Ajaccio	81
Figure 4.1. Fantôme numérique de simulation (crane, cerveau et tumeur)	101
Figure 4.2. Schéma de la simulation Monte-Carlo	103
Figure 4.3. La FR permet d'attribuer à un nombre aléatoire compris entre 0 et 1, une énergie neutronique incidente. Il y a 14,7 neutrons/s/cm ² toutes énergies confondues	104
Figure 4.4. Interface graphique du logiciel (version actuelle 1.2c)	109
Figure 4.5. Apport de la fusion multi-modalité : aide à la décision (mise en évidence de deux zones hyper-fixantes : CMI et axillaires)	117
Figure 4-6. Apport de la fusion multi-modalité : aide à la délinéation	117
Figure 4.7. Balistiques employées pour les deux méthodologies d'archthérapie	122
Figure 4.8. Méthodologie utilisée durant l'étude	126
Figure 4.9. Déplacements de la vessie mesurés sur le second CT effectué	127
Figure 4.10. Lien entre nombre de dosimétries refaites et gain au niveau de l'EUD	129
Figure 4.11. Exemple de notre méthodologie pour la mise en place du CQI en médecine nucléaire	132
Figure 4.12. Situation géographique des stations de surveillance en Corse (fournie par l'IGN).	140
Figure 4.13. Concentration d'ozone observée (en bleue) et prévue 24h à l'avance (en rouge) en aout 2013 à la station Giraud (Bastia)	141
Figure 4-14. Concentration d'ozone observée (en bleue) et prévue 24h à l'avance (en rouge) en aout 2013 à la station Canetto (Ajaccio)	142
Figure 4.15. Principe des modèles prévisionnels avec classification	143

Liste des Tableaux

Tableau 3.1. Comparaison des différents prédicteurs pour la prévision des séries temporelles journalières sur Ajaccio horizon $j+1$	57
Tableau 3.2. Prise en compte de variables exogènes dans la prévision horaire ($h+1$) de rayonnement global avec réseau de neurones (IC pour intervalle de confiance)	58
Tableau 3.3. Généralisation multi-site de la méthodologie de prévision ($h+1$)	59
Tableau 3.4. Comparaison entre technique de type persistance et machine learning	65
Tableau 3.5. Formulation des différentes persistances dans le cadre de la prévision du GHI	70
Table 3.6. Classement des prédicteurs en fonction de la variabilité météorologique du site d'application	76
Tableau 4.1. Distribution du type de réactions nucléaires issues du choc entre neutrons atmosphériques et molécules de BPA et BSH	101
Tableau 4.2. Utilisation clinique de LQ-Equiv	113
Tableau 4.3. Balistique étudiée, [angle du bras;angle de la table;pondération]	122
Tableau 4.4. Dose aux volumes cibles et aux organes à risque pour trois techniques d'irradiation : 3DRTC, AT-C et AT-NC, dose en Gy du type moyenne $\pm IC$ 95%, EUD en Gy et NTCP en %	123
Tableau 4.5. Coefficients de corrélation des déplacements liés à la vessie, au rectum et à la prostate	127
Tableau 4.6. Liste des contrôles qui sont effectués dans le cadre du CQI en médecine nucléaire liés à la caméra à scintillation. *numéro du chapitre de la décision de 2008	133
Tableau 4.7. Liste des contrôles qui sont effectués dans le cadre du CQI en médecine nucléaire (TDM). *numéro du chapitre de la décision de 2008	134
Tableau 4.8. Liste des contrôles sur les activimètres. *numéro du chapitre de la décision de 2008	135
Tableau 4.9. Les tâches déléguées lors du contrôle de qualité interne en médecine nucléaire	136
Tableau 4.10. Liste du matériel dédié à l'accomplissement du CQI en médecine nucléaire	137
Tableau 4.11. Descriptif des stations de mesure en Corse.	140
Tableau 4.12. Performances de la prévision à $J + 1$ des modèles basés sur les PMC et du modèle AIRES, pour l'O3 et les PM10	142