



HAL
open science

Traitement en temps réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'imagerie par résonance magnétique

Julien Oster

► **To cite this version:**

Julien Oster. Traitement en temps réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'imagerie par résonance magnétique. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université Henri Poincaré - Nancy 1, 2009. Français. NNT : 2009NAN10117 . tel-01746314

HAL Id: tel-01746314

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01746314>

Submitted on 29 Mar 2018

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.



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

FACULTE DES SCIENCES ET TECHNIQUES

UFR Sciences et Techniques Mathématiques, Informatique et Automatique

Ecole Doctorale : IAEM Lorraine

Département : Automatique

Spécialité : Automatique et Traitement du Signal

Thèse

présentée pour l'obtention du titre de

Docteur en Sciences de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1

par **Julien OSTER**

Traitement temps-réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'Imagerie par Résonance Magnétique

Soutenue le 5 novembre 2009

Membres du jury :

Rapporteurs :	M. Guy Carrault	Professeur, Université de Rennes 1
	M. Christian Jutten	Professeur, Université Joseph Fourier de Grenoble

Examineurs :	M. Alain Dufaux	Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne
	M. Jacques Felblinger	Professeur, UHP de Nancy, Directeur de Thèse
	M. Michel Kraemer	Schiller Médical, Wissembourg
	M. Pierre-Yves Marie	Professeur, UHP de Nancy, Président du jury
	M. Olivier Pietquin	Supélec, Metz

FACULTE DES SCIENCES ET TECHNIQUES

UFR Sciences et Techniques Mathématiques, Informatique et Automatique

Ecole Doctorale : IAEM Lorraine

Département : Automatique

Spécialité : Automatique et Traitement du Signal

Thèse

présentée pour l'obtention du titre de

Docteur en Sciences de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1

par **Julien OSTER**

Traitement temps-réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'Imagerie par Résonance Magnétique

Soutenue le 5 novembre 2009

Membres du jury :

Rapporteurs : M. Guy Carrault Professeur, Université de Rennes 1
M. Christian Jutten Professeur, Université Joseph Fourier de Grenoble

Examineurs : M. Alain Dufaux Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne
M. Jacques Felblinger Professeur, UHP de Nancy, Directeur de Thèse
M. Michel Kraemer Schiller Médical, Wissembourg
M. Pierre-Yves Marie Professeur, UHP de Nancy, Président du jury
M. Olivier Pietquin Supélec, Metz

À mes parents...

Essentially, all models are wrong, but some are useful.
George E. P. Box

Remerciements

Je vais commencer mes remerciements avec le professeur Jacques Felblinger, qui m'a permis de faire cette thèse dans son laboratoire sur un sujet qui lui tient à cœur. J'espère avoir réussi à retranscrire une petite partie de ses innombrables idées. J'espère également qu'il ne m'en voudra pas trop de ne pas l'avoir suivi dans l'ensemble des pistes de recherche proposées.

Je souhaite remercier chaleureusement les professeurs Guy Carrault et Christian Juten, qui ont pris le temps de rapporter sur ma thèse. Leurs nombreuses remarques m'ont permis d'améliorer la qualité de ce manuscrit.

Un grand merci aux membres du jury, le docteur Dufaux et le professeur Marie, pour leur présence à ma soutenance de thèse et leurs encouragements quant à mon avenir.

Cette thèse s'est déroulée en collaboration avec Schiller Médical, ce qui m'a permis de garder un œil sur les perspectives industrielles de la recherche. Je voudrais remercier tout particulièrement Michel Kraemer qui m'a fait partager une partie de son expérience en développement d'appareils médicaux. J'ai pu côtoyer de nombreuses personnes durant cette collaboration, qui m'ont toutes aidé à leur façon : Gilbert, David, Simon, Jean-Philippe, Sarah,... Je tiens également à remercier les gens de Schiller AG, que j'ai rencontrés durant ces trois années, en particulier Roger, mais aussi Jean-Jacques, Remo et les personnes croisées aux différents symposiums.

Je n'aurais sans doute jamais suivi ce parcours sans les conseils d'Olivier Pietquin. Je ne le remercierai jamais assez de m'avoir entraîné dans cette galère et de m'avoir fait découvrir le milieu de la recherche. J'ai eu la chance de passer d'excellents moments en sa compagnie et j'espère qu'il y en aura d'autres dans les années qui suivront. Je le remercie tout particulièrement pour avoir partagé ses connaissances musicales et fait écouter le grand et unique Alan Jackson. Je remercie également l'ensemble de l'équipe IMS à Metz et le personnel de Supélec pour leur soutien et leurs conseils.

Un des outils primordiaux développés pendant ma thèse a été la base de données ECG IRM. Le protocole de recherche a été pensé et validé avant mon arrivée au laboratoire et cela m'a permis de gagner un temps précieux sur mes recherches. Je veux donc remercier le docteur Andrei Codreanu et le docteur Cédric Pasquier pour ce travail préliminaire. J'ai également eu le plaisir de partager le bureau de Cédric, même si la période était sans doute moins heureuse pour lui.

Cette base de données n'aurait aucune valeur sans les précieuses annotations faites par Jean-Marc, "mon" interne. Je lui suis extrêmement reconnaissant d'avoir rempli cette

Remerciements

tâche si pénible. J'espère que l'étude des sujets de la base de données lui permettra de rédiger une thèse de médecine brillante, ce dont je n'en doute pas.

L'acquisition des nombreuses données n'aurait pas été possible sans l'aide précieuse des manipulateurs et manipulatrices IRM. Je veux vraiment tous les remercier pour avoir transformé ces instants de travail en moments extrêmement agréables.

La thèse n'aurait sans doute pas eu la même saveur sans l'ambiance qui règne au laboratoire IADI et dans une moindre mesure au CIC-IT. Je pense que cette joyeuse animation est en grande partie mon oeuvre, mais vu que je suis obligé de remercier tout le monde, je vais m'acquitter de cette tâche.

Un grand merci aux vieille, petite vieille et petite vieille bis pour m'avoir accompagné lors des nombreuses démarches administratives auxquelles il faut se soumettre pendant la thèse, mais aussi les nombreuses séances de procrastination dans leur bureau.

Je tiens aussi à remercier Laure pour m'avoir amusé à chaque fois que j'ai pu l'irriter, et dieu sait que c'est facile. Dans une moindre mesure, j'ai pu exercer mes talents d'emmerdeur sur Marion et les quelques stagiaires de passage.

J'ai également une pensée pour l'équipe scanner et ces anciens membres : Rui, mais surtout Romain qui m'a appris l'art de l'escroquerie. J'espère avoir été digne du maître et un aussi talentueux président du club des tocards. Que la relève dans ce bureau, Zhor, Marc et Slavisa soit digne de leurs prédécesseurs.

Un grand merci à Pierre-André pour ses réflexions intéressantes et son sens du dévouement, qui l'attire inexorablement dans l'IRM. Je remercie également le "masterpiece", à qui je ne tiens pas rigueur pour l'orgasme avorté, en espérant qu'il revienne un jour au bercail. Je rends aussi un vibrant hommage aux nombreux geeks (pic geek, geek à roulette, grics geek, geek en chef...) présents au labo, qui ont su rendre cet art de vivre très chic. Un merci spécial au geek à roulette qui nous a donné l'occasion à Brice et moi-même de lui apprendre à appliquer un filtre. Que cette leçon lui reste à jamais en mémoire. Je ne sais pas ce que j'aurais pu faire sans le Petit Génie, que ce soit pour l'informatique, mais aussi mes nombreux succès au poker et badminton. Merci de m'avoir donné une telle confiance en moi.

Merci aussi à Brice, Yannick, Marina et Damien, pour leur accueil chaleureux lors de mes nombreuses visites. Je ne compterai pas non plus les nombreuses bières bues avec Brice, qui ont souvent conduit à des débats philosophiques et critiques sur le laboratoire. Je lègue aussi à Marina la présidence du club des tocards, elle le mérite vraiment. Je n'aurai qu'un mot pour le traître... traître. Bon séjour américain à Damien.

Je me vois maintenant dans l'obligation de remercier également le bureau des nazes du CIC-IT... J'espère dans un premier temps avoir l'occasion de fêter la création de cette entité, même si mon rôle de président du club des tocards me l'interdit. J'ai été heureux de rencontrer Jérôme le blond doré, Emmanuelle alias la pestiférée naze tocarde et Hélène. Merci aussi à Gabriela et Marine, mais aussi Nicolas et Guillaume pour ces petites soirées sympathiques, il y en aura d'autres...

Je remercie également l'ensemble des autres membres du laboratoire, qui sont sans bureau fixe au 4e étage de la tour Drouet : Nicolae, Manuela, Guillaume, Marie...

Je tiens aussi à remercier mes amis d'Alsace, qui m'ont changé les idées lors de mes retours chez moi, même si les soirées passées ensemble se font de plus en plus rares. Merci à Tom, Reini et Céline, Marco et Pat et merci au futur docteur Spitz.

Je remercie également l'ensemble du C300, cette petite famille que l'on a créée après trois ans de vie commune. Les petits ou grands week-end/vacances passées à Nice, Berlin, Nancy/Metz, et en montagne sont autant de moments de détente inoubliables. Merci à Polt pour les longues sessions de chat gmail, bien nécessaire pour trouver la motivation de soumettre encore des papiers, même si elles ont parfois desservi notre productivité (enfin surtout la mienne, ses stats sont sans doute inégalables).

Enfin, mes derniers remerciements vont à ma famille.

Je ne peux remercier en quelques lignes Maélène. Sa présence et son aide quotidiennes m'ont été d'un grand secours. Je me demande, comme beaucoup de gens d'ailleurs, comment elle fait pour me supporter... mais la réciproque est vraie également. Sans elle, ce document ne serait sans doute pas encore terminé, comme c'est le cas pour l'ensemble des documents que j'ai eu à écrire : articles, abstracts ou simples mails. Je remercie également toute sa famille mulhousienne et bretonne pour leurs encouragements.

Je remercie finalement mes parents, de m'avoir offert la possibilité de suivre cette voie et de faire des études si longues. J'espère ne pas les avoir déçus. Je remercie ma soeur pour son caractère invivable et mon frère et sa petite famille. Que mon neveu et filleul suivent l'exemple de leur oncle dans bien des domaines sinon tous. Je remercie aussi tout le reste de ma famille pour leur soutien, même lors de la soutenance. Enfin mes dernières pensées vont à tous ceux qui n'ont pas pu partager ce moment de ma vie.

Résumé

L'acquisition de l'électrocardiogramme (ECG) est recommandée lors d'examens d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) pour le monitoring des patients et la synchronisation de l'acquisition IRM avec l'activité cardiaque. L'environnement IRM, de par ses trois composantes physiques caractéristiques, perturbe les signaux ECG. Les gradients de champ magnétique compliquent notamment grandement l'analyse de l'ECG de manière non conventionnelle. Le développement de traitements spécifiques est donc nécessaire, les méthodes existantes de détection QRS et de débruitage ne répondant pas de manière satisfaisante à ce problème. Une base de données ECG en IRM a été réalisée, afin de permettre le développement de nouvelles méthodes et leur évaluation selon deux critères : la qualité de détection des battements cardiaques et une estimation du rapport signal sur bruit spécifique à ces enregistrements. Un détecteur QRS capable de traiter ces signaux fortement bruités a été proposé. Cette technique est basée sur la détection et la caractérisation des singularités à partir des lignes de maxima d'ondelettes. Ce détecteur apporte une information sur le rythme cardiaque, primordiale pour la mise en place de nouvelles approches statistiques. Une méthode de débruitage basée sur l'analyse en composantes indépendantes a été présentée. Celle-ci utilise uniquement les signaux ECG. Une approche bayésienne de débruitage, reposant sur une unification de deux modèles (d'ECG et des artefacts de gradient), a été proposée. Enfin, l'approche bayésienne a également été suggérée pour prédire le rythme cardiaque, afin d'améliorer la stratégie de synchronisation.

Abstract

Electrocardiogram (ECG) is required during Magnetic Resonance Imaging (MRI), for patient monitoring and for the synchronization of MRI acquisitions and heart activity. The MRI environment, due to its three characteristic physic components, highly disturbs ECG signals. For instance, the magnetic field gradients strongly complicate the ECG analysis in a non conventional manner. The development of specific signal processing tools is thus required. Existing methods, whether QRS detector or denoising techniques, do not accurately process these signals. A database of ECG acquired in MRI has been built, enabling the development of new processing techniques and their evaluation by using the following two criteria : the cardiac beat detection quality and the signal to noise ratio estimated specifically on these particular recordings. A QRS detector, processing the noisy ECG signals, has been proposed. This technique is based on the singularity detection and characterisation provided by the wavelet modulus maximum lines. This detector provides helpful information on cardiac rhythm, for the development of novel techniques with a statistical approach. A new denoising method based on independent component analysis has been presented. This technique takes only advantage of the ECG signals. Two Bayesian based denoising methods, unifying two models (of ECG and gradient artifacts) in one state-space formulation have been proposed. Bayesian filtering has also been suggested for cardiac rhythm prediction, in order to improve the synchronization strategy.

Liste des Abréviations

A :	Ampère
\vec{B}_0 :	champ magnétique statique
\vec{B}_1 :	champ magnétique tournant
DAS :	Débit d'absorption spécifique
dB :	Décibel
ECG :	Électrocardiogramme
FN :	"False Negative" (Faux positifs)
FP :	"False Positive" (Faux positifs)
G_i :	Gradient de champ magnétique dans la direction i
IADI :	Imagerie Adaptative Diagnostique et Interventionnelle
Gradient :	Gradient de champ magnétique
IRM :	Imagerie par résonance magnétique
LIT :	Linéaire et invariant dans le temps
LMS :	"Least Mean Square"
MHD :	Magnetohydrodynamique
mV :	milliVolt
NEE :	"Noise Energy Evolution"
nMSE :	"normalized Mean Square Error"
PSNRE :	"Pseudo Signal to Noise Ratio"
+P :	Prédictivité positive
QRS :	Complexe caractéristique du signal ECG
R :	Onde caractéristique du signal ECG
RF :	Radio-Fréquence
RR :	Intervalle entre deux ondes R
SAEC :	"Signal Analyzer and Event Controller" : plateforme d'acquisition et de traitement en temps réel des données physiologiques développée par le laboratoire IADI
SAR :	"Specific Absorption Rate"
Se :	Sensibilité
SEE :	"Signal Energy Evolution"
SVD :	"Singular Value Decomposition"
T :	Tesla
T_1 :	Temps de relaxation longitudinale
T_2 :	Temps de relaxation transversale
TP :	"True Positive" (Vrais positifs)
VCG :	Vectocardiogramme

Table des matières

Remerciements	11
Résumé	15
Abstract	17
Introduction	29
0 Rappels	37
0.1 Électrocardiogramme	37
0.1.1 Historique	37
0.1.2 Technologie	38
0.1.2.1 Principe physique	38
0.1.2.2 Principales dérivations	39
0.1.2.3 Analyse automatique du signal ECG	40
0.2 Imagerie par Résonance Magnétique	42
0.2.1 Historique	42
0.2.2 Technologie	42
0.2.2.1 Phénomène physique de résonance magnétique nucléaire	42
0.2.2.2 Création d'une image IRM	44
1 Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM	47
1.1 Pourquoi acquérir des électrocardiogrammes en IRM ?	47
1.1.1 Monitoring des patients	47
1.1.2 Synchronisation de l'acquisition IRM	48
1.1.3 Contraintes imposées pour le monitoring et la synchronisation . .	51
1.2 Acquisition perturbée par un environnement hostile	53
1.2.1 Champ statique	53
1.2.2 Impulsions radio fréquence	57
1.2.3 Gradients de champ magnétique	59
1.3 Méthodes de traitement des signaux électrophysiologiques existantes . . .	65
1.3.1 Méthodes sans information des gradients	65
1.3.1.1 Vectocardiogramme	65
1.3.1.2 Détecteur en ondelettes	66
1.3.1.3 Méthode brevetée par Schiller Médical	66
1.3.2 Méthodes avec information des gradients	67
1.3.2.1 Méthode de soustraction d'un signal de variation du champ	
magnétique	67

Table des matières

1.3.2.2	Modélisation des artefacts de gradients par un système linéaire et invariant dans le temps	68
1.3.3	Limitations actuelles	70
1.3.3.1	Méthodes sans information des gradients	70
1.3.3.2	Méthodes avec information des gradients	71
1.3.3.3	Nécessité de développer de nouvelles méthodes	72
2	Outils d'évaluation	73
2.1	Base de données ECG IRM	73
2.1.1	Description du protocole	74
2.1.1.1	Déroulement hors IRM	74
2.1.1.2	Déroulement dans l'IRM	75
2.1.2	Annotation des ECG acquis en IRM	78
2.1.3	Description des inclusions de la base de donnée	82
2.2	Critères de qualité	84
2.2.1	Détection QRS	84
2.2.2	Qualité de débruitage	86
3	Détection des complexes QRS dans l'environnement IRM	91
3.1	Théorie	92
3.2	Méthode	98
3.2.1	Extraction des singularités	98
3.2.2	Caractérisation des singularités détectées	101
3.2.3	Calibration	102
3.3	Résultats	103
3.4	Discussion	104
4	Approche Statistique	107
4.1	Débruitage sans information des gradients	107
4.1.1	L'analyse en composantes indépendantes	108
4.1.2	Méthode de réduction des artefacts de gradients basée sur l'ACI (ICARE)	112
4.1.3	Résultats	117
4.1.4	Discussion	120
4.2	Approche bayésienne	123
4.2.1	Débruitage avec information des gradients	123
4.2.1.1	Théorie	123
4.2.1.2	Méthode	130
4.2.1.3	Résultats	135
4.2.1.4	Discussion	139
4.2.2	Prédiction de la variation des intervalles RR	141
4.2.2.1	Méthode	142
4.2.2.2	Résultats	145
4.2.2.3	Discussion	148
	Conclusion	151
	Bibliographie	166

Table des figures

1	Schéma bloc des contributions de cette thèse.	35
2	Expérience réalisée par Einthoven pour la caractérisation des cinq déflexions majeures de l'ECG.	37
3	Dépolarisation des cellules cardiaques et création du signal ECG (Netter, 1992).	38
4	La révolution cardiaque (Netter, 1992).	39
5	Placement des six électrodes précordiales.	39
6	Placement des électrodes pour la dérivation de Frank (Frank, 1956).	40
7	Représentation d'un électrocardiogramme selon les 12 dérivations standards et le vectocardiogramme (Netter, 1992).	41
8	Illustration du basculement de l'aimantation suite à une impulsion RF de 90°.	43
9	Réception du signal IRM par une antenne RF.	43
10	Relaxation longitudinale (à gauche) et transversale (à droite).	44
11	Relation entre bande passante de l'impulsion RF et position en z des spins excités.	44
12	Relation entre le signal IRM mesuré ou espace k (à gauche) et signal RMN local du tissu ou image (à droite).	45
13	Schéma de synthèse de la formation d'une image IRM Hoa et al. (2008).	45
1.1	Schéma de synchronisation cardiaque prospective.	49
1.2	Schéma de synchronisation cardiaque rétrospective.	49
1.3	Influence de la synchronisation sur la qualité de l'image, exemple de mauvaise synchronisation (à gauche) et de bonne synchronisation (à droite).	50
1.4	Influence du champ magnétique sur un tracé ECG d'un homme (Chakeres et al., 2003).	53
1.5	Schéma simplifié de la création de l'effet MHD.	54
1.6	Influence de la dérivation sur l'effet MHD. B désigne le signal MHD simulé (Gupta et al., 2008)	56
1.7	Influence de la respiration sur un signal ECG acquis en IRM.	57
1.8	Exemples de brûlures provoquées par la RF et l'utilisation d'un capteur ECG. a) Déteriorations engendrées sur les pinces du capteur ECG, b) Déterioration des électrodes, c) Brûlures du patient (Kugel et al., 2003).	59
1.9	Comparaison des modèles de stimulation nerveuse périphérique de Reilly (a) et de Chronik (b) (Chronik and Rutt, 2001).	60
1.10	Méthode graphique pour déterminer la zone dans laquelle une bobine de gradient peut créer des PNS (Chronik and Rutt, 2001).	61
1.11	Modèle simplifié d'induction d'un champ électrique par la variation d'un champ magnétique dans un cylindre uniforme.	61

TABLE DES FIGURES

1.12	Variation du champ magnétique induit par une bobine de géométrie cylindrique d'un gradient dans la direction y . (De gauche à droite : variation de la composante x , y , z du champ magnétique) (Liu et al., 2003b).	62
1.13	Champs induits dans le corps par des gradients en x selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $ E $ dans le plan $y = 0$, $\max(E)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).	63
1.14	Champs induits dans le corps par des gradients en y selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $ E $ dans le plan $y = 0$, $\max(E)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).	63
1.15	Champs induits dans le corps par des gradients en z selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $ E $ dans le plan $y = 0$, $\max(E)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).	63
1.16	Schéma d'un capteur ECG existant dans le commerce.	64
1.17	Influence du champ statique et des gradients sur trois dérivations d'un signal ECG.	64
1.18	Vectocardiogramme et références utiles à la méthode (Fischer et al., 1999).	66
1.19	Schéma de la méthode d'extraction d'un signal de référence pour la synchronisation IRM basée sur une décomposition en ondelettes (Abi-Abdallah et al., 2006).	67
1.20	Schéma de placement des voies ECG pour la méthode brevetée par Schiller Médical	67
1.21	Schéma du système de mesure des champs électriques induits par les gradients (Laudon et al., 1998).	68
1.22	Modélisation de la création d'artefacts sur le signal ECG par les gradients.	69
1.23	Exemple de mauvaises détections d'onde R par la méthode VCG, dues à des signaux de faible amplitude.	70
1.24	Illustration de la présence d'artefacts de gradients, même sur signal de référence, (a) utilisation de coif5 (b) utilisation de sym5 (Abi-Abdallah et al., 2006)	71
1.25	Déformation d'un complexe QRS par la méthode de débruitage présentée par Abächerli et al., (2005).	71
2.1	Schéma descriptif de la chaîne d'acquisition des signaux en IRM, SAEC.	76
2.2	Positionnement des électrodes et choix des dérivations pour la base de données ECG IRM. Positionnement des billes de Gadolinium pour la phase de repérage des électrodes (à gauche), Numérotation des dérivations choisies (à droite).	76
2.3	Reconstruction 3D d'une séquence de repérage des électrodes.	77
2.4	Courbe du flux aortique en $ml.s^{-1}$ en fonction du temps suivant la détection d'un complexe QRS en ms	77
2.5	Schéma de la séquence IRM maison. Les temps ont été fixés de telle sorte qu'au maximum un seul gradient ait lieu à un temps donné.	79
2.6	Interface du logiciel d'annotations des ECG acquis en IRM, AnnoTool.	79
2.7	Exemples d'annotations d'ECG.	80
2.8	Définition des périodes temporelles de présence des battements cardiaques (Bat) et d'artefacts de gradient (Art).	89

3.1	Opposée d'une dérivée seconde d'une gaussienne.	94
3.2	Représentation d'une ligne de maxima et du cône d'influence.	96
3.3	Représentation 3D d'une transformée en ondelettes continue et des maxima locaux d'une tranche de signal ECG standard.	97
3.4	Représentation 3D d'une transformée en ondelettes continue et des maxima locaux d'une tranche de signal ECG en présence d'artefacts de gradients.	98
3.5	Création du signal d'entrée du détecteur, projection le long de l'axe électrique du cœur.	99
3.6	Transformée en ondelettes du signal d'entrée $g(x)$	99
3.7	Détection des lignes de maxima (en haut : signal d'entrée $g(x)$, au milieu : détection des maxima d'ondelettes au dessus d'un seuil à l'échelle $a = 4$, en bas : détection des lignes d'ondelettes entre les fréquences $10.5\text{Hz} - 21\text{Hz}$, celles-ci sont repérées par un carré rouge).	100
3.8	Caractérisation de la régularité des singularités détectées (En haut : Représentation 3D de la transformation en ondelettes, les lignes de maxima sont repérées par des carrés rouges, en bas : Courbes en échelle log log des différentes lignes de maxima).	102
4.1	Schéma de la partie d'apprentissage de la matrice de débruitage de la méthode ICARE.	115
4.2	Schéma de la partie d'application de la réduction des artefacts des signaux ECG acquis en IRM.	116
4.3	Schéma explicatif des placements des fenêtres glissantes pour la mise en place d'ICARE. (En rouge : les fenêtres de 30s de mise en mémoire des signaux, en orange : les fenêtres de 0.5s du calcul de la matrice ICA_{Matrix} et en bleu : les fenêtres de 2s de la phase de restauration).	116
4.4	Schéma bloc de la méthode ICARE.	117
4.5	Comparaison de la réduction d'artefacts pour différentes méthodes (De gauche à droite : Brut, LMS, ICARE) et différentes voies (de haut en bas : voies 1 à 3) (en rouge les signaux bruts et en bleu les signaux débruités) et les détections QRS obtenues avec ses signaux.	120
4.6	Modélisation d'un cycle cardiaque par une somme de cinq gaussiennes	124
4.7	Représentation circulaire de 10 cycles d'une acquisition ECG.	125
4.8	Description de la procédure de création du signal de phase.	126
4.9	Schéma explicatif des méthodes BAGARRE (en haut : débruitage temps-réel avec les estimées des réponses impulsionnelles (BAGARRE-T), en bas : estimation bayésienne des paramètres des modèles : réponses impulsionnelles pour BAGARRE-T et modèle ECG pour BAGARRE-M).	135
4.10	Comparaison des méthodes Brut, LMS, BAGARRE-T et BAGARRE-M sur une séquence DW-EPI. (De haut en bas : dérivation 1 à 3 et détections QRS associées, en rouge signaux bruts, en bleu signaux débruités)	137
4.11	Exemple de débruitage d'un signal ECG acquis en IRM pendant une séquence DW-EPI (FOV=24cm) (De haut en bas dérivation 3, 1 et 2, en rouge signaux bruts et en bleu signaux débruités)	138
4.12	Exemples de variation du rythme cardiaque instantané pour cinq sujets pendant une apnée en position inspiratoire (à gauche) et expiratoire (à droite).	141
4.13	Schéma de synchronisation des séquences DIR-FSE	142
4.14	Schéma de synchronisation des séquences sang noir en systole	143

Table des figures

4.15	Schéma de la méthode PMIR.	144
4.16	Comparaison d'une acquisition en sang en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)	147
4.17	Comparaison d'une acquisition en sang noir en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)	147
4.18	Comparaison d'une acquisition en sang noir en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)	147
4.19	Exemple d'acquisition d'images en sang noir en systole (à gauche : CINE, milieu : acquisition avec supposition d'un RR constant et à droite : acquisition adaptative) (Fernandez et al., 2009a)	149
4.20	Exemple d'acquisition d'images en sang noir en systole (à gauche : respiration libre et reconstruction fourier moyennée, milieu : respiration libre et reconstruction adaptative et à droite : acquisition en apnée) (Lohezic et al., 2009)	149

Liste des tableaux

1.1	Situations nécessitant le monitoring des patients.	48
1.2	Cahier des charges des méthodes de traitement de l'ECG selon l'application.	52
1.3	Tableau récapitulatif de l'état de l'art.	72
2.1	Tableau récapitulatif de la composition des séquences de la base de données ECG IRM.	78
2.2	Dénomination des annotations utilisées pour la base de données ECG IRM.	81
2.3	Classification des inclusions de la base de données ECG IRM.	82
2.4	Nombres de complexes QRS contenus dans les différentes catégories de la base de données ECG IRM.	83
2.5	Les huit catégories de battements cardiaques pour la mise en place de la comparaison battements par battements (Norme ANSI/AAMI EC57 :1998).	84
2.6	Lien entre les annotations utilisées pour la base de données ECG IRM et les catégories de battements de la norme de ANSI/AAMI EC57 :1998.	85
2.7	Matrice de comparaison battement par battement.	86
3.1	Tableau comparatif des détections QRS sur la base de données ECG IRM	103
4.1	Tableau comparatif des détections QRS sur la base de données ECG IRM	117
4.2	Tableau comparatif de la qualité de réduction des artefacts sur la base de données ECG IRM	118
4.3	Tableau comparatif de la qualité de la détection QRS.	136
4.4	Tableau comparatif de la qualité de réduction des artefacts sur la base de données ECG IRM	137
4.5	Comparaison des résultats de $nMSE$ obtenus par les méthodes PMIR pour les apnées en inspiration	145
4.6	Comparaison des résultats de $nMSE$ obtenus par les méthodes PMIR pour les apnées en expiration	146

Introduction

Ce manuscrit va exposer les avancées effectuées dans le cadre de la thèse intitulée "Traitement temps-réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'Imagerie par Résonance Magnétique". Ce chapitre introduit dans un premier temps de manière succincte la problématique posée par l'acquisition des signaux électrocardiogramme (ECG) dans l'environnement d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Dans un second temps, le contexte de la recherche, c'est-à-dire les collaborations, partenariats et projets existants, qui a rendu ce travail possible sera détaillé. Les contributions et publications seront exposées dans une troisième partie. Un plan du manuscrit sera finalement présenté.

Problématique

L'électrocardiogramme (ECG) est un signal représentant l'activité électrique cardiaque. Celui-ci est enregistré, de manière non-invasive, grâce à des électrodes positionnées sur la peau du patient. Ce signal électrique apporte une information diagnostique importante, qui permet de dépister certains problèmes cardio-vasculaires. L'analyse de ces signaux est étudiée dans le domaine médical depuis plus d'un siècle.

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est quant à elle un outil diagnostique beaucoup plus récent. Il s'agit d'une technique d'imagerie médicale reposant sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN). Cette technique offre l'avantage de proposer la visualisation du corps humain avec des contrastes entre les tissus différents selon la méthode d'acquisition utilisée, selon une orientation arbitraire. Ce domaine est en constante évolution et les applications médicales ne cessent de s'élargir.

Ces domaines peuvent sembler à première vue disjoints, tant leurs objectifs respectifs sont distincts. Il s'avère néanmoins que l'acquisition d'ECG dans un environnement IRM est particulièrement importante et ce pour deux raisons :

- *Le monitoring des patients.*

Le suivi de signaux physiologiques est requis dans de nombreuses situations, dans lesquelles le patient ne peut pas communiquer avec le manipulateur (anesthésie, sédation,...) ou lorsqu'il se trouve dans un état critique. L'ECG figure parmi la liste de signaux à observer, puisqu'il permet de prévenir un problème cardio-vasculaire.

- *La synchronisation de l'acquisition IRM avec le mouvement cardiaque.*

Le recueil du signal RMN nécessaire à l'obtention d'une image de bonne qualité est un processus séquentiel assez long, de l'ordre de la seconde, en raison de contraintes physiques (comme les temps de relaxation des tissus) et de contraintes technologiques. Lorsque l'organe visualisé est le cœur, il est nécessaire de mettre en place des stratégies d'acquisition prenant en compte le mouvement cardiaque. Les données nécessaires à l'image sont acquises lors de cycles successifs. L'acquisition de ces données dans la même phase cardiaque permet d'obtenir des images de qualité

Introduction

suffisante pour le diagnostic du radiologue. L'ECG est actuellement l'outil de référence pour remplir ce rôle, les complexes QRS étant détectés afin de déclencher une acquisition après un délai prédéterminé.

L'analyse des signaux ECG étant un problème ancien, de nombreuses solutions ont été proposées pour détecter les complexes QRS et monitorer les patients. Malheureusement, l'ensemble de ces solutions n'est pas adapté aux acquisitions réalisées dans l'environnement IRM. En effet, ce dernier se montre particulièrement hostile à tout enregistrement électrophysiologique et ce en raison des trois composantes physiques qui le caractérisent :

- *Un champ magnétique statique intense.*

Lors d'un examen IRM, le patient est placé dans un champ magnétique intense de l'ordre du Tesla, soit environ trente mille fois le champ magnétique terrestre. Tout enregistrement électrique dans un tel environnement est donc perturbé. Ce champ magnétique induit principalement une perturbation sur le signal ECG connue sous le nom d'effet Magnétohydrodynamique (MHD) ou effet Hall. Cet effet MHD est causé par le déplacement de particules chargées électriquement, comme lors de l'éjection du sang à travers la crosse aortique. Il est caractérisé par une déformation de l'onde P, qui peut avoir, dans certains cas de figures, une amplitude supérieure à l'onde R.

- *La présence d'impulsions Radio-Fréquence (RF).*

Le signal RMN est la réponse des *spins* à une excitation, qui est provoquée par des impulsions RF. Ces ondes RF instaurent des champs électriques dans le corps humain qui se superposent aux signaux ECG. Ces perturbations sont actuellement aisément supprimées par différentes innovations matérielles. Néanmoins, la présence de RF affecte les enregistrements ECG pour des raisons de sécurité. En effet, afin de minimiser les risques de brûlures, les câbles des capteurs ECG ont été raccourcis au maximum. Ces signaux sont donc acquis selon des dérivations bipolaires, avec un placement des électrodes à proximité du cœur. Ce choix entraîne une forte variabilité des signaux entre les patients et des morphologies d'ECG peu courantes.

- *Des variations rapides du champ magnétique ou gradients.*

Enfin, afin de permettre l'acquisition des images, le champ magnétique varie de manière brutale lors de l'acquisition IRM. Ces variations du champ magnétique, appelées gradients de champ magnétique, ou tout simplement gradients, induisent des champs électriques dans le corps humain, dont la bande passante coïncide avec celle des signaux ECG. Les enregistrements sont donc fortement perturbés par ces artefacts de gradient, qui compliquent grandement toute analyse de l'ECG pendant une séquence IRM.

Cet environnement fortement perturbant pour les signaux ECG a donc conduit à l'avènement d'un certain nombre de méthodes de traitement spécifiques aux signaux ECG acquis en environnement IRM. Les méthodes proposées suggèrent deux approches, soit la mise au point d'un détecteur QRS pouvant traiter ces signaux fortement bruités, soit des techniques de débruitage des signaux ECG, principalement la suppression des artefacts de gradient qui sont les plus gênants pour l'analyse du signal. Ces dernières sont souvent basées sur la connaissance des signaux de gradient, ce qui requiert soit une connexion à l'électronique de l'IRM soit la mise au point d'un capteur de mesure spécifique. L'ensemble des méthodes proposées n'apporte cependant actuellement pas de réponses satisfaisantes à cette problématique.

Les recherches qui vont être exposées dans ce manuscrit ont tenté de combler les lacunes des méthodes existantes et de proposer un panel plus ou moins complet de techniques de traitement des signaux électrocardiogrammes acquis dans un environnement IRM.

Contexte de la recherche

La recherche a été effectuée dans le cadre d'un partenariat entre le laboratoire Imagerie Adaptative, Diagnostique et Interventionnelle (IADI) de Nancy et l'entreprise Schiller Médical à Wissembourg.

Le laboratoire IADI est spécialisé dans la recherche de nouvelles techniques d'imagerie prenant en considération le mouvement des organes visualisés, principalement en IRM. Des solutions innovantes sont recherchées tout au long de la chaîne d'acquisition d'images IRM, ce qui comprend le développement de nouveaux capteurs de recueil des signaux physiologiques, leur traitement (qui correspond au cadre de ce manuscrit), la mise en place de nouvelles stratégies d'acquisitions IRM, de nouvelles méthodes de reconstruction d'images IRM, ainsi que des méthodes de traitement d'images.

Schiller Médical est une filiale du groupe Schiller. Cette entreprise est spécialisée dans les domaines de la défibrillation cardiaque et de la conception de moniteurs, en particulier dans l'environnement IRM.

Ce partenariat a été renforcé avec la collaboration du laboratoire INstitut d'Électronique du Solide et des Systèmes (Iness), dont les activités couvrent divers domaines allant de l'électronique des solides à celle des systèmes, dans le cadre du projet ANR TecSan "Smart MR ECG".

La finalité de ce projet est la mise au point d'un nouveau capteur "intelligent" de recueil des signaux ECG dans un environnement IRM. Ce projet comporte le développement en parallèle de deux capteurs micro-électroniques, le premier acquérant les signaux ECG, développé par Lingchuan Zhou, et le second permettant l'acquisition de la variation locale du champ magnétique dans les trois directions, développé par Joris Pascal. Ces deux capteurs utilisent la même technologie CMOS $0.35\mu m$, ce qui permet d'envisager leur unification. L'utilisation d'une telle technologie offre les avantages d'une faible consommation, de faibles coûts, mais surtout une miniaturisation de l'électronique nécessaire au recueil des signaux, ce qui entraîne entre autres une augmentation de la sécurité et du confort du patient et ouvre la possibilité de l'augmentation du nombre de voies d'acquisition. Un autre aspect du projet comporte le développement de nouvelles méthodes de traitement des signaux ECG, en prenant en compte ou non les signaux de variation du champ magnétique. Ces différentes méthodes doivent ainsi apporter une intelligence à la chaîne d'acquisition des signaux ECG dans un environnement IRM.

Contributions et Publications

La recherche effectuée dans ce contexte a fait l'objet de publications et de communications (Berviller et al., 2007, Fernandez et al., 2009a,b, Frick et al., 2007, Lohezic et al., 2009, Oster et al., 2007, 2008a,b,c, 2009a,b,c,d,e, Zhou et al., 2007, 2009) énumérées ci dessous :

Journaux Internationaux

- J. Oster, O. Pietquin, R. Abächerli, M. Kraemer et J. Felblinger, "Independent Component Analysis based Artefact Reduction : Application to Electrocardiogram for improved Magnetic Resonance Imaging Triggering," *Physiological Measurement*, soumis 2009

Introduction

- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer et J. Felblinger, " Nonlinear Bayesian Filtering for Denoising of Electrocardiograms acquired in a Magnetic Resonance Environment," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, soumis 2009

Conférences Internationales

- J. Oster, O. Pietquin, R. Abächerli, M. Kraemer et J. Felblinger, "A specific QRS detector for Electrocardiography during MRI : using Wavelets and Local Regularity Characterization," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Taïpe, 2009
- J. Oster, J. Pascal, O. Pietquin, M. Kraemer, J. P. Blondé et J. Felblinger, "Real-Time Adaptive Suppression of MR Gradient Artifacts on Electrocardiograms using a new 3D Hall Probe," *in Proceedings of the annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, 2009
- J. Oster, B. Fernandez, M. Lohezic, D. Mandry, P.-A. Vuissoz, O. Pietquin et J. Felblinger, "Adaptive Heart Rate Prediction for Black-Blood Systolic Imaging," *in Proceedings of the annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, 2009
- B. Fernandez, J. Oster, M. Lohezic, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz et J. Felblinger, "Adaptive Trigger Delay Using a Predictive Model Applied to Black Blood Fast Spin Echo Cardiac Imaging in Systole," *in Proceedings of the annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, 2009
- M. Lohezic, B. Fernandez, J. Oster, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz et J. Felblinger, "Free breathing black-blood systolic imaging using heart rate prediction and motion compensated reconstruction," *in Proceedings of the annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, 2009
- L. Zhou, M. Ayachi, J. Oster, R. Abächerli, O. Fokapu, M. Kraemer, J.-J. Schmid, J.-P. Blondé et J. Felblinger, "Dedicated MR ECG amplifier," *in Proceedings of the annual meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, 2009
- J. Oster, O. Pietquin, G. Bossier et J. Felblinger, "Adaptive RR Prediction for Cardiac MRI," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Las Vegas, 2008
- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer, et J. Felblinger, "Independent Component Analysis based Artifact Reduction Method for ECG in MR," *in Proceedings of the annual meeting of the European Society for Magnetic Resonance in Medicine and Biology (ESMRMB 08)*, Valencia, 2008
- J. Pascal, L. Hebrard, V. Frick, J.-P. Blondé, J. Felblinger et J. Oster, " 3D Hall probe in 0.35 μm CMOS technology for magnetic field monitoring in MRI environment," *in Proceedings of the European Magnetic Sensors and Actuators Conference (EMSA'08)*, Caen, 2008

- J. Oster, F. Odille, G. Bossier, O. Pietquin, C. Pasquier, P.-A. Vuissoz et J. Felblinger, " Adaptive Prediction of RR interval for online MR parameters changes," *in Proceedings of the Joint annual meeting International Society for Magnetic Resonance in Medicine and European Society for Magnetic Resonance in Medicine and Biology*, Berlin, 2007
- H. Berviller, V. Frick, L. Zhou, J. Pascal, J.-P. Blondé, J. Oster et J. Felblinger, " ECG signal artifacts suppression in MRI environment by means of LMS filtering," *in Proceedings of the Workshop on Design and Architectures for Signal and Image Processing (DASIP 07)*, Grenoble, 2007
- V. Frick, H. Berviller, J. Pascal, P. Bougeot, J.-P. Blondé, J. Oster et J. Felblinger, " ECG signal artifacts suppression system based on an MRI environment dedicated CMOS magnetic field monitor and FPGA implementation," *in Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS 2007)*, Morocco, 2007
- L. Zhou, H. Berviller, V. Frick, P. Bougeot, J.-P. Blondé, J. Oster et J. Felblinger, " FPGA implementation of an adaptive filtering : Application on ECG signal artifact suppression in MRI environment," *in Proceedings of the 3rd International Workshop on Reconfigurable Communication-centric Systems-on-Chip (ReCoSoC'07)*, Montpellier, 2007

Conférences Nationales

- B. Fernandez, J. Oster, M. Lohezic, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz et J. Felblinger, " Synchronisation Adaptative Utilisant un Modèle Prédicatif : Application à l'Imagerie Cardiaque par résonance Magnétique en Sang Noir et en Systole," *in Actes des journées de Recherche en Imagerie et Technologies de la Santé (RITS'09)*, Lille, 2009
- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer, et J. Felblinger, "Méthode de réduction des artefacts présents sur l'ECG basée sur l'Analyse en Composantes Indépendantes," *in Actes du 12ème Congrès du Groupe de Recherche sur les Applications du Magnétisme en Médecine (GRAMM'08)*, Lyon, 2008

Le manuscrit ne s'attachera pas à présenter la totalité de ces travaux, mais un ensemble cohérent de techniques apportant une réponse à la problématique posée.

Plan du manuscrit

Le chapitre 0 permet d'introduire les domaines de compétence de cette étude que sont l'électrocardiogramme et l'imagerie par résonance magnétique. Les notions de base, essentielles à la compréhension du manuscrit, y sont définies.

Le chapitre 1 positionne le problème posé par l'acquisition de signaux ECG en IRM. Ce chapitre comporte trois parties. La première partie apporte une explication sur l'utilité de telles acquisitions, qui permettent un monitoring des patients et une synchronisation de l'acquisition IRM. Les méthodes de remplacement du signal ECG y sont exposées,

Introduction

ainsi que leurs limitations. Ceci permet de soutenir que l'ECG est actuellement le signal de référence pour ces deux tâches. La seconde partie met en lumière les perturbations infligées au signal ECG par l'environnement IRM, en raison des trois composantes physiques qui le caractérisent (champ magnétique statique, RF, gradients). Enfin, la dernière partie consiste en une présentation des méthodes de l'état de l'art du traitement des signaux ECG acquis en IRM. Ce chapitre se termine par une liste des limitations actuelles, qui définissent les voies de recherche explorées dans ce manuscrit.

Le chapitre 2 introduit l'ensemble des outils de développement et d'évaluation des méthodes présentées au cours de cette recherche. Ces outils comportent deux aspects importants. Dans un premier temps, une description détaillée d'une base de données d'ECG acquis en IRM est proposée. Cette base de données est la pierre angulaire de tout le développement effectuée au cours de cette recherche. Dans un second temps, les métriques de performance des méthodes de traitement sont définies et leur choix est commenté.

La connaissance du rythme cardiaque s'avérera primordiale pour la mise en place de méthodes avancées de débruitage des signaux ECG. C'est pour répondre à ce besoin qu'un détecteur d'ondes R (DRONE) est présenté dans le chapitre 3. Cette nouvelle méthode est basée sur l'utilisation des ondelettes et plus particulièrement la détection des singularités d'un signal par suivi des lignes de maxima du module de la transformée en ondelettes. En plus, pour surpasser les méthodes existantes, une classification des détections, basée sur une caractérisation locale de la régularité, est réalisée.

A partir de cette connaissance du rythme cardiaque, il sera possible d'aborder le traitement des signaux ECG acquis en IRM avec une approche statistique lors du chapitre 4. Dans une première partie, une nouvelle technique de débruitage sans information des gradients (ICARE) sera présentée. ICARE est une méthode d'extraction de sources basée sur l'analyse en composantes indépendantes. La connaissance du rythme cardiaque permet de sélectionner le ou les signaux caractéristiques de l'activité cardiaque parmi les sources. Dans une deuxième partie, une approche bayésienne a été proposée pour deux applications distinctes : le débruitage d'ECG basé sur la connaissance des gradients et une prédiction de la variabilité de l'intervalle RR. La méthode de débruitage proposée repose sur l'unification de deux modélisations, celle du signal ECG et celle des artefacts de gradient, dans un même formalisme état-espace. Ceci permet d'aborder le problème de débruitage dans le cadre d'un filtrage de Kalman étendu. Cette approche bayésienne a été déclinée sous deux variantes, BAGARRE-M et BAGARRE-T, selon l'application visée. Enfin, une méthode de prédiction de la variabilité du rythme cardiaque instantané (PMIR) a été suggérée. Celle-ci repose sur une modélisation simplifiée, qui permet de mettre en place la prédiction par filtrage de Kalman. Cette méthode permet de séquencer les temps d'acquisitions IRM de manière adaptative pour un meilleur suivi physiologique du mouvement cardiaque.

Un schéma récapitulant les contributions de cette thèse est présenté dans la figure 1. L'intégration des méthodes, développées dans cette étude, dans la chaîne de traitement des signaux physiologiques est envisageable selon l'architecture proposée.

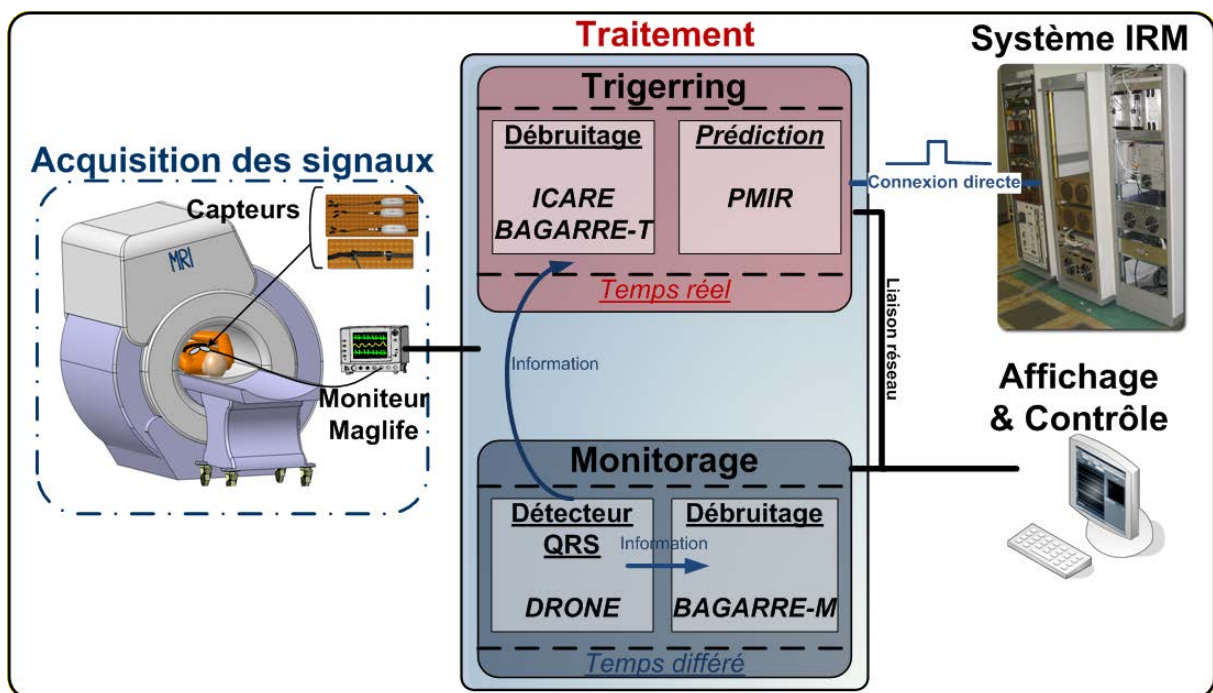


Fig. 1: Schéma bloc des contributions de cette thèse.

Chapitre 0

Rappels

Afin de faciliter la compréhension de ce manuscrit, il est nécessaire d'introduire un certain nombre de notions de base. Le sujet de cette étude se situe à la frontière de deux spécialités biomédicales, l'électrocardiographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM), qu'il est indispensable de présenter brièvement. Dans un premier temps un bref historique de ces deux techniques sera présenté et il s'en suivra une explication succincte des techniques en question.

0.1 Électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) consiste dans l'enregistrement de l'activité électrique du cœur. C'est un enregistrement non-invasif, effectué par un appareil électrocardiographique via des électrodes positionnées sur la peau du patient. C'est devenu au fil du temps un outil diagnostique primordial pour les maladies cardio-vasculaires.

0.1.1 Historique

Le cœur est un organe qui contient des cellules produisant et propageant des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction. Les premiers enregistrements de cette activité électrique furent réalisés à la fin du 19^{ème} siècle par des physiologistes britanniques, Sanderson en 1878 et Waller en 1897. Ce n'est que plus tard que Einthoven va prendre conscience de l'importance de ce signal, en le caractérisant par les cinq déflexions principales (P, Q, R, S, T) en 1895, qui seront détaillées ultérieurement, et en publiant les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques, en 1906 (figure 2). Ces travaux lui vaudront le prix Nobel de médecine en 1924.

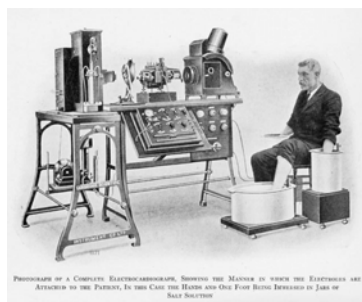


Fig. 2: *Expérience réalisée par Einthoven pour la caractérisation des cinq déflexions majeures de l'ECG.*

Depuis lors, de nombreuses améliorations ont été apportées avec l'utilisation de nouvelles dérivations, l'apparition de nouvelles applications au diagnostic, mais aussi grâce à de nombreuses innovations technologiques.

0.1.2 Technologie

0.1.2.1 Principe physique

Le signal ECG est la résultante de la dépolarisation successive de différentes cellules, dont la source ou excitation réside dans l'organe même. Cette excitation se produit spontanément dans le noeud sinusal, qui est le "pacemaker" (ou métronome) du cœur. C'est la fréquence des impulsions issues du noeud sinusal qui détermine la fréquence des battements ou rythme cardiaque. En effet, bien que toutes les parties du système excitateur et conducteur du cœur ont la capacité de se dépolariser spontanément, leur fréquence propre est plus basse et la fréquence du noeud sinusal prédomine.

L'excitation se propage à partir de ce point aux deux oreillettes, avant d'être retardée dans le noeud atrioventriculaire. Cette phase correspond à la contraction des oreillettes. La propagation de l'excitation se poursuit alors le long du faisceau de His ("Common Bundle"), à travers le réseau de Purkinje ("Purkinje Fibers") pour conduire à l'excitation du myocarde ventriculaire. Ceci entraîne alors la contraction des ventricules. La figure 3 illustre la propagation de l'activité électrique cardiaque.

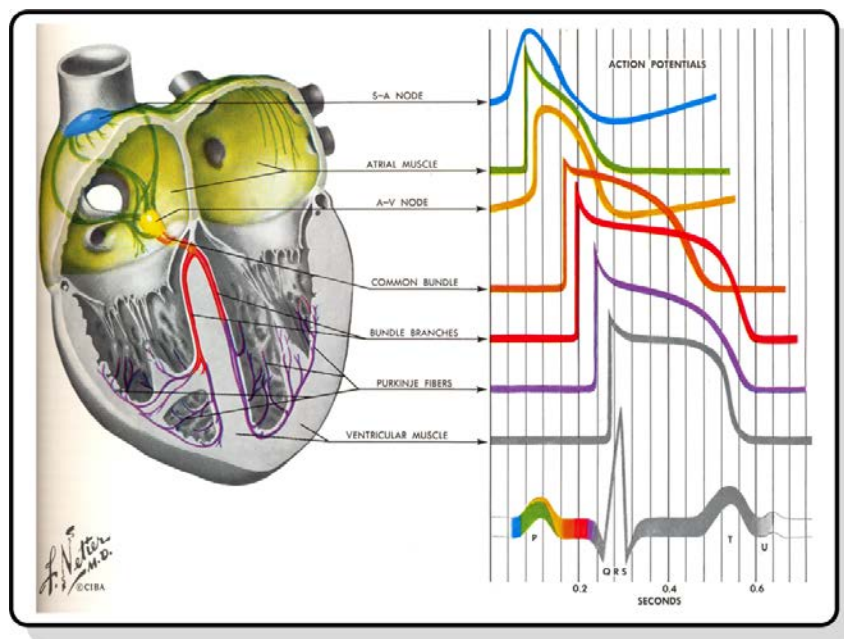


Fig. 3: *Dépolarisation des cellules cardiaques et création du signal ECG (Netter, 1992).*

Le potentiel électrique résultant de l'excitation du cœur peut être représentée par un vecteur dont l'amplitude et la direction sont caractéristiques. Le signal ECG est la résultante totale de ces vecteurs au niveau de la peau que l'on projette selon un axe, appelé dérivation, déterminé par le placement des électrodes.

Un signal ECG se caractérise par les cinq déflexions principales. L'onde P résulte de la dépolarisation des oreillettes. Le complexe QRS est constitué des trois ondes Q, R et S, qui sont le fruit de la dépolarisation des ventricules. L'onde R est la déflexion la plus facilement détectable sur le signal, avec une amplitude de l'ordre du *mV*, selon la dérivation. Enfin,

la phase de repolarisation des ventricules est à l'origine de l'onde T. La figure 4 illustre les différentes phases de la révolution cardiaque.

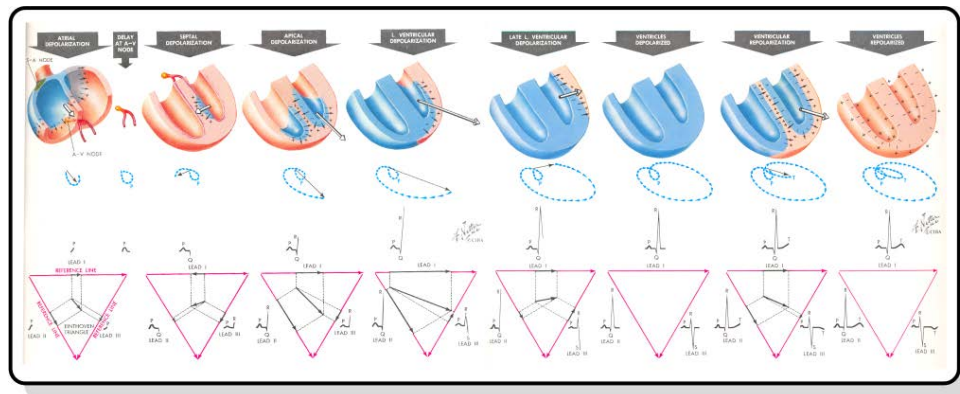


Fig. 4: La révolution cardiaque (Netter, 1992).

0.1.2.2 Principales dérivations

Le placement des électrodes et l'usage de dérivations types a été standardisé afin de rendre possible son analyse.

Les dérivations historiques, dites de Einthoven, sont des dérivations bipolaires pour lesquelles trois électrodes sont utilisées, une au poignet de chaque bras (gauche L et droit R) et la troisième à la cheville gauche (F), mesurant respectivement les potentiels, ϕ_L , ϕ_R , ϕ_F .

$$\begin{cases} D_I = \phi_L - \phi_R \\ D_{II} = \phi_F - \phi_R \\ D_{III} = \phi_F - \phi_L \end{cases} \quad (1)$$

Goldberger a ensuite étendu l'usage de ces trois mêmes électrodes, en introduisant trois dérivations unipolaires supplémentaires.

$$\begin{cases} aVR = \phi_R - \frac{\phi_F + \phi_L}{2} \\ aVL = \phi_L - \frac{\phi_R + \phi_F}{2} \\ aVF = \phi_F - \frac{\phi_R + \phi_L}{2} \end{cases} \quad (2)$$

Enfin, le placement de six électrodes au niveau du thorax a été proposé (figure 5).

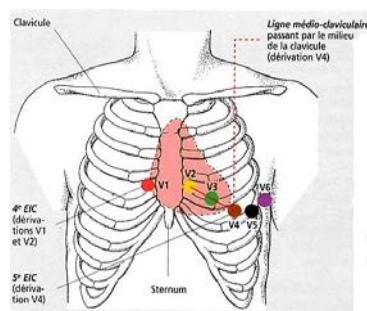


Fig. 5: Placement des six électrodes précordiales.

Chapitre 0. Rappels

Ceci a permis la création de six dériviations unipolaires supplémentaires qui donnent accès à une information en trois dimensions de l'activité électrique cardiaque :

$$V_i = \phi_{Ci} - \phi_{CT} \quad i \in [1, 6], \quad (3)$$

$$\text{où } \phi_{CT} = \frac{\phi_R + \phi_L + \phi_F}{3}.$$

L'ensemble de ces signaux constitue un enregistrement standard 12 dériviations.

D'autres systèmes de représentation du signal ECG ont également été proposés. Parmi ceux-ci, le système de vectocardiogramme (VCG) de Frank (1956) permet de visualiser le vecteur résultant de l'activité cardiaque dans un système de coordonnées orthogonales (figure 6).

$$\begin{cases} V_X = 0.610\phi_A + 0.171\phi_C - 0.781\phi_I \\ V_Y = 0.655\phi_F + 0.345\phi_M - 1.00\phi_H \\ V_Z = 0.133\phi_A + 0.736\phi_M - 0.264\phi_I - 0.374\phi_E - 0.231\phi_C \end{cases} \quad (4)$$

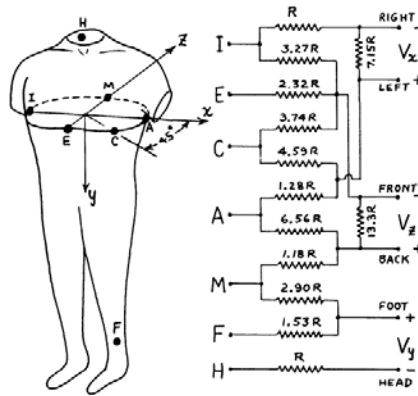


Fig. 6: Placement des électrodes pour la dérivation de Frank (Frank, 1956).

L'utilisation de ce système de représentation trouvera une application intéressante lors de l'acquisition de l'ECG en IRM. La figure 7 illustre un signal type observé selon les 12 dériviations standards et sa représentation en vectocardiogramme.

0.1.2.3 Analyse automatique du signal ECG

Le développement de méthodes d'analyse automatique du signal ECG a été un champ de recherche très actif lors de ces dernières décennies.

Le point de départ de toute analyse du signal ECG est la détection des complexes QRS, et plus particulièrement de l'onde R. Cette détection apporte une information sur le rythme cardiaque. Ce dernier est défini à partir de la longueur de l'intervalle RR, qui est le temps séparant deux ondes R. La détection des ondes R permet en outre de découper le signal cardiaque en cycles. L'analyse du signal se poursuit généralement par une segmentation du cycle cardiaque, avec une détection des différentes déflexions.

Ce manuscrit permettra d'explicitier les besoins de l'analyse du signal ECG acquis dans un environnement IRM. Il permettra en outre de comprendre que la détection des complexes QRS, ou battements cardiaques, est la tâche principale.

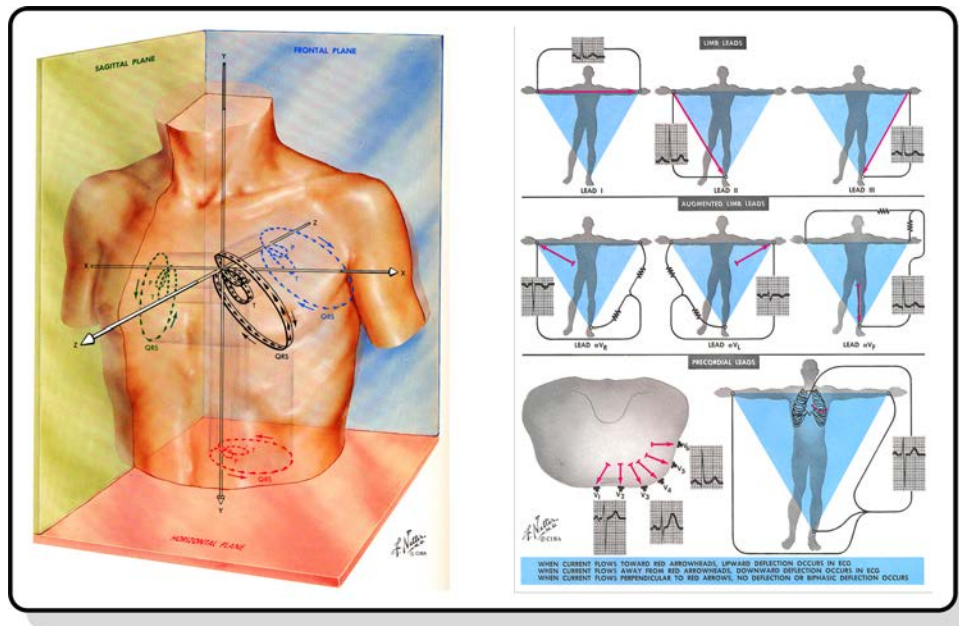


Fig. 7: Représentation d'un électrocardiogramme selon les 12 dérivations standards et le vectocardiogramme (Netter, 1992).

Il est possible d'évaluer la qualité de détection des battements cardiaques, en construisant deux statistiques, la sensibilité Se et la prédictivité positive $+P$ définies par :

$$\begin{cases} Se = \frac{TP}{TP + FN} \\ +P = \frac{TP}{TP + FP} \end{cases}, \quad (5)$$

où TP signifie vrai positif et correspond aux détections exactes. FP signifie faux positif et correspond à des détections superflues. FN signifie faux négatif et correspond aux battements cardiaques non détectés.

Ainsi la sensibilité est un instrument qui permet de mesurer la capacité de détection lorsqu'un battement cardiaque est présent. La prédictivité positive permet d'évaluer la probabilité qu'un battement est présent lorsqu'une détection est réalisée.

Les contraintes de temps imposées pour la détection de ces complexes ne sont généralement pas sévères, que ce soit pour un appareil de diagnostic ou pour un appareil de monitoring. Les contraintes imposées au traitement des signaux ECG acquis en IRM s'avéreront beaucoup plus exigeantes en raison de l'application qui en découle (partie 1.1.3).

0.2 Imagerie par Résonance Magnétique

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique de radiologie non-ionisante, non-invasive. Son invention a permis de visualiser les tissus mous du corps humain avec des contrastes intéressants et variables selon la séquence. Bien que relativement lente, cette technique est toujours en pleine expansion. Son application a été étendue à l'ensemble du corps humain, du cerveau au cœur, en passant par l'abdomen, entre autres. Cette technique peut réaliser des examens anatomiques, mais également fonctionnels en permettant de mesurer l'activité cérébrale, d'évaluer les fonctions cardiaques, rénales etc...

0.2.1 Historique

L'IRM est basée sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN), découvert en 1938 par Rabi, dont le principe de résonance a été précisé par Bloch et Purcell en 1946, ce qui leur a valu un prix Nobel en 1952. Ce phénomène physique a rapidement trouvé une application, la spectroscopie, qui a conduit à des développements techniques laissant entrevoir de nouveaux potentiels.

Ainsi, en 1971, Damadian a suggéré l'usage de la RMN dans le milieu médical, en proposant la possibilité de détecter des tumeurs avec cet outil. En 1973, Lauterbur a proposé l'usage de gradients de champ magnétique pour la formation d'une image. En effet, puisque la fréquence de résonance dépend du champ statique, une variation spatiale du champ magnétique modifie donc la fréquence de résonance et par conséquent le signal est modulé en fonction de sa position. De façon similaire et simultanément, Mansfield introduit les premières images de tissus humains. Les travaux de Lauterbur et Mansfield ont été récompensés par un prix Nobel de médecine en 2003.

En 1975, Richard Ernst propose l'utilisation de la transformée de Fourier pour l'analyse du signal IRM, ce qui lui vaut le prix Nobel de chimie en 1991.

Depuis 1980 et l'introduction de cette technique dans le milieu médical, le domaine de l'IRM est en développement permanent tant du point de vue technologique, que de son application.

0.2.2 Technologie

0.2.2.1 Phénomène physique de résonance magnétique nucléaire

Comme cela a été introduit dans la sous-section précédente, l'IRM est basée sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire, qui agit sur une particule quantique, le *spin* (\vec{S}). De par sa propriété physique, spin 1/2, et sa présence en grande quantité dans le corps humain, le noyau d'hydrogène (H), ou proton, est le noyau généralement observé. D'autres applications ont également été développées, afin de visualiser les noyaux d'hélium (He), de Carbone (C) ou de Phosphore (P) par exemple.

En présence d'un champ magnétique \vec{B}_0 , l'ensemble des spins d'un volume du corps humain précessent selon l'axe de ce champ, \vec{u}_z . Ce mouvement de précession peut être comparé à un mouvement de toupie et peut se faire soit de façon anti-parallèle, dans la direction opposée à \vec{B}_0 , soit parallèle. Cette dernière façon suivie par une petite majorité de spins va être à l'origine de la création d'un moment magnétique \vec{M} respectant l'égalité suivante :

$$\vec{M} = \gamma \vec{S}, \quad (6)$$

où γ , le rapport gyromagnétique, est une constante qui dépend du noyau étudié. La vitesse de précession, ou de rotation, est régie par l'équation de Larmor :

$$\omega_0 = \gamma B_0, \quad (7)$$

où ω_0 est appelée fréquence angulaire de Larmor.

Le phénomène de résonance magnétique est le résultat de l'application d'un nouveau champ magnétique, \vec{B}_1 , tournant à la même fréquence, ω_0 , également appelée fréquence de résonance. Ce champ \vec{B}_1 va faire basculer l'orientation du moment magnétique, \vec{M} (figure 8). L'angle de bascule de l'aimantation est proportionnel au temps, τ , de l'application du champ \vec{B}_1 :

$$\Delta\theta = \gamma B_1 \tau. \quad (8)$$

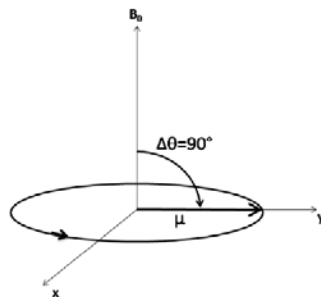


Fig. 8 : Illustration du basculement de l'aimantation suite à une impulsion RF de 90° .

Une fois, le champ \vec{B}_1 interrompu, les spins vont relaxer et retourner à leur position d'équilibre. Néanmoins, au cours de cette relaxation, les spins continuent de précesser autour de l'axe \vec{u}_z , et ceci a pour conséquence la création d'un signal oscillant à la fréquence ω_0 , qu'il est possible de mesurer à l'aide d'antennes réceptrices (figure 9).

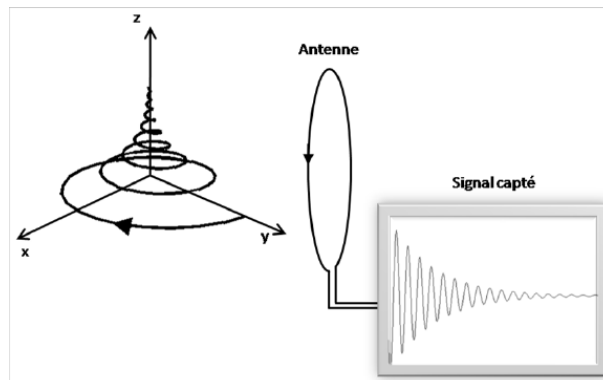


Fig. 9 : Réception du signal IRM par une antenne RF.

Cette relaxation des spins va suivre l'équation de Bloch :

$$\frac{\partial \vec{M}}{\partial t} = \gamma \vec{M} \wedge \vec{B} + \frac{1}{T_1} (M_0 - M_z) \vec{z} + \frac{1}{T_2} \vec{M}_\perp, \quad (9)$$

où M_0 est le moment d'origine, M_z le moment longitudinal et M_\perp le moment transversal. Enfin, les constantes T_1 et T_2 représentent respectivement les temps de relaxation, longitudinal dû à l'interaction spin-réseau, et transversal, dû à l'interaction spin-spin. Ces temps de relaxation sont évidemment dépendants du tissu, ce qui permettra donc d'obtenir une intensité de signal différant entre tissus. La figure 10 illustre les deux relaxations en fonction du temps.

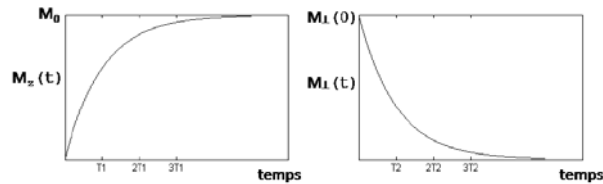


Fig. 10: Relaxation longitudinale (à gauche) et transversale (à droite).

0.2.2.2 Création d'une image IRM

Maintenant que le phénomène physique à l'origine du signal RMN a été présenté, il est intéressant de comprendre le processus complet qui aboutit à la création d'une image. L'IRM est une modalité intéressante puisqu'elle permet entre autres de visualiser n'importe quelle section du corps, quasi indépendamment de la position de cette dernière. Soit $(Oxyz)$ le repère de l'image, c'est à dire que le plan $z = 0$ correspond au plan de coupe observé.

Afin de n'exciter que les spins contenus dans le plan de coupe, une première variation spatiale du champ magnétique (ou gradient) est introduite. C'est le gradient de sélection du plan de coupe. Celui-ci est appliqué en même temps que l'impulsion de Radio Fréquence (RF) (\vec{B}_1) de bande passante $[f_0 - \Delta f, f_0 + \Delta f]$, de telle sorte que seuls les spins compris entre $z = +\Delta z$ et $z = -\Delta z$ soient excités (figure 11). On a donc, dans la zone linéaire :

$$\vec{B}(z) = (B_0 + G_z z) \vec{u}_z. \quad (10)$$

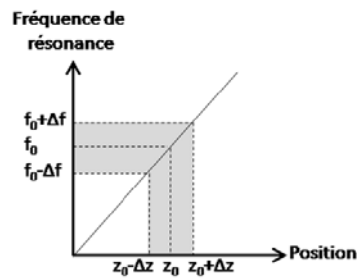


Fig. 11: Relation entre bande passante de l'impulsion RF et position en z des spins excités.

Tous les spins de ce plan de coupe précessent alors à la même vitesse ω_0 . Il est donc nécessaire de pouvoir discerner ces spins en fonction de leur position (x, y) dans le plan $z = 0$. Ceci va être possible en jouant sur la phase et la fréquence du mouvement de précession.

Ainsi, dans un premier temps, un gradient d'encodage de phase va être appliqué, disons dans la direction y , l'amplitude de ce gradient ainsi que la durée d'application va induire une phase dans l'aimantation des spins en fonction de la position y . Cette étape est appelée encodage en phase du signal.

Enfin, la vitesse, ou fréquence de précession, va être modulée en fonction de la direction x . Un gradient est appliqué de manière synchrone avec l'acquisition du signal, c'est pourquoi il est également appelé gradient de lecture.

Il est donc possible de mettre en place le formalisme mathématique du codage spatial. Soit $S(G_x, G_y, G_z, t)$ le signal IRM mesuré et $s_{\{\rho, T_1, T_2\}}(x, y)$ le signal RMN émis par le tissu à la position $(x, y, 0)$. La relation suivante est donc valable :

$$S(G_x, G_y, G_z, t) = \int \int s_{\{\rho, T_1, T_2\}}(x, y) \exp^{-i2\pi(k_x x + k_y y)} dx dy, \quad (11)$$

où k_x et k_y sont définis de la manière suivante :

$$\begin{cases} k_x = \frac{\gamma}{2\pi} \int_0^t G_x(t') dt' \\ k_y = \frac{\gamma}{2\pi} \int_0^t G_y(t') dt' \end{cases} \quad (12)$$

L'équation (12) montre que le signal RMN local d'un tissu, $s_{\{\rho, T_1, T_2\}}(x, y)$, est donc lié au signal IRM mesuré par une équation de Fourier. La reconstruction de l'image consiste donc idéalement à effectuer une transformation de Fourier inverse sur le signal mesuré dans l'espace k , comme le montre la figure 12

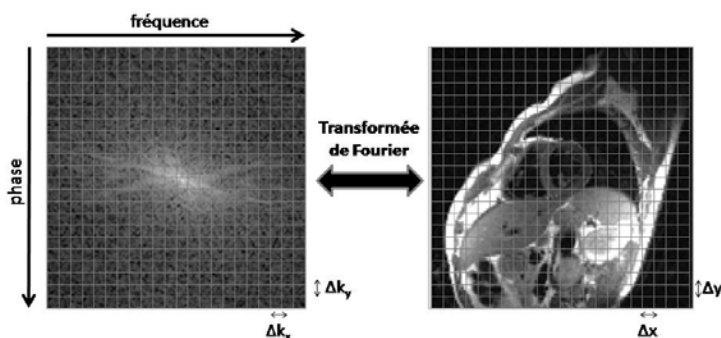


Fig. 12: Relation entre le signal IRM mesuré ou espace k (à gauche) et signal RMN local du tissu ou image (à droite).

Comme le laisse penser la formulation utilisée dans (11), $s_{\{\rho, T_1, T_2\}}(x, y)$, est fortement dépendant de trois facteurs : ρ la densité de proton du tissu, T_1 et T_2 les temps de relaxation. Une séquence IRM consiste généralement à un enchaînement dans le temps de l'ensemble des étapes énoncées ci-dessus. Le timing de ces différentes étapes permet de donner à un tissu différentes valeurs de signal et donc de construire une image ayant des contrastes différents.

Enfin, de nombreuses séquences IRM ont été mises au point depuis l'origine de cette technique, mettant en oeuvre des mécanismes de création plus complexes, mais celles-ci ne seront pas détaillées car elles n'apportent pas d'éclairage sur le sujet de ce manuscrit.

Il est indispensable de comprendre que l'environnement IRM se compose d'un champ magnétique statique, \vec{B}_0 de l'ordre de $1.5T$ à $3T$, dans lequel se succèdent des impulsions Radio-Fréquence ($64 - 128MHz$) et des variations de champ magnétique de bande passante [$1 - 30kHz$], également appelées gradients. Ceci ayant pour objectif la construction d'une image, dont un schéma simplifié de formation est proposé dans la figure 13.

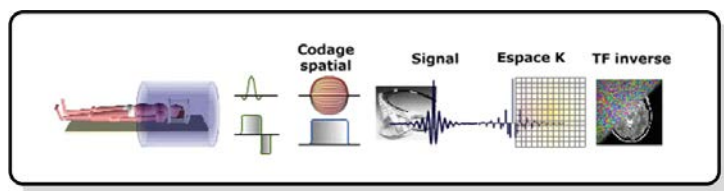


Fig. 13: Schéma de synthèse de la formation d'une image IRM *Hoa et al. (2008)*.

Chapitre 1

Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

L'électrocardiogramme et l'imagerie par résonance magnétique sont deux outils diagnostiques importants de la médecine actuelle. Dans un premier temps, les raisons pour lesquelles ces deux techniques sont utilisées conjointement seront abordées et, dans un second temps, les différentes particularités liées à l'acquisition d'un ECG dans un environnement IRM. Enfin les différentes techniques existantes pour surmonter les difficultés rencontrées lors de l'acquisition seront énumérées.

1.1 Pourquoi acquérir des électrocardiogrammes en IRM ?

L'idée peut paraître incongrue en effet : pourquoi serait-il nécessaire d'acquérir un ECG dans un environnement IRM ? Il existe deux raisons principales à cela, le monitoring des patients et la synchronisation de la prise d'images IRM avec l'activité cardiaque.

1.1.1 Monitoring des patients

La sécurité des patients pendant un examen IRM est primordiale. Il est en effet impensable d'avoir mis au point une technique d'imagerie non-ionisante qui risquerait par ailleurs de poser des problèmes de santé voire de mettre en danger le patient. Ce sujet est très vaste et regroupe un certain nombre de domaines : l'étude des effets du champ magnétique statique, des gradients de champ magnétique, le débit d'absorption spécifique induit par les ondes RF, l'étude des produits de contraste, la compatibilité des implants, etc... Cette problématique est traitée de manière complète par [Shellock \(2001\)](#). De plus, le site internet ([Institute For Magnetic Resonance Safety, Education, and Research, 2009](#)) fait référence de manière exhaustive à l'ensemble des problèmes de sécurité en IRM, les procédures à suivre, ainsi que les appareils ou implants compatibles avec l'IRM.

Le monitoring des patients est l'un des axes d'étude de la sécurité en IRM. Le monitoring consiste en le suivi de certains signaux physiologiques, afin de pouvoir prévenir toute sorte de risques ou de dégradations de l'état du patient. Parmi les signaux à surveiller, les plus importants sont l'ECG, le rythme cardiaque, la pression sanguine, intravasculaire, intracardiaque ou intracrânienne, la respiration, la saturation en oxygène et la température. Cette tâche va s'avérer complexe du fait de l'inhospitalité de l'environnement IRM. Plus de détails seront fournis dans la prochaine section en particulier en ce qui concerne l'acquisition de l'ECG. Ceci a donc nécessité le développement d'appareils de monitoring spécialisés et compatibles IRM. Un certain nombre de produits existe actuellement dans

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

le commerce, dont les principaux constructeurs sont [General Electric Healthcare \(2009\)](#), [Invivo \(2009\)](#), [Mammendorfer Institut für Physik und Medizin \(2009\)](#), [Medrad \(2009\)](#) et [Schiller \(2009\)](#).

Le monitoring des patients est recommandé dès lors qu'un patient requiert l'observation des paramètres physiologiques suite à un problème de santé, ou lorsque le patient est incapable de communiquer avec le manipulateur ou radiologue durant un examen IRM (douleur, problème respiratoire ou cardiaque etc...) ([Felblinger and Boesch, 1998](#), [Shellock, 2001](#), [Shellock and Crues, 2004](#)). Le monitoring est également recommandé lors de l'injection de produits de contraste afin de prévenir tout effet secondaire. L'ensemble des situations nécessitant le monitoring des patients est résumé dans le tableau 1.1.

-
1. Patient souffrant une déficience physique ou mentale
 2. Patient ayant une fonction physiologique pathologique
 3. Patient incapable de communiquer
 4. Patient en néonatal ou en pédiatrie
 5. Patient sédaté ou anesthésié
 6. Patient subissant une IRM interventionnelle
 7. Utilisation d'un système IRM expérimental
 8. Risque de réaction à un produit de contraste
 9. Patient à risque ou dans un état critique
-

Tab. 1.1: Situations nécessitant le monitoring des patients.

Étant donnée la spécificité de l'acquisition de l'ECG en IRM, il est impossible d'imposer aux appareils de monitoring IRM le même cahier des charges qu'à un appareil de monitoring classique. En effet, comme cela va être détaillé dans la prochaine section, les signaux ECG restent fortement perturbés par l'environnement IRM et ne permettent pas d'avoir un panel de diagnostic aussi large qu'avec un enregistrement ECG standard. Un cahier des charges précis du monitoring ECG en IRM sera décrit par la suite. De manière succincte, le monitoring ECG IRM se restreindra à une détection des complexes QRS, un calcul du rythme cardiaque et au mieux à une détection d'arythmie.

1.1.2 Synchronisation de l'acquisition IRM

L'IRM est un processus séquentiel complexe dont la longueur d'acquisition est relativement importante, qui est liée aux temps de relaxation T_1 et T_2 des tissus entre autres. Ceci implique qu'il faut, lorsque l'organe à visualiser est en mouvement (comme le cœur), mettre en place des méthodes permettant de prendre en compte ce mouvement. Cette problématique a été traitée pour l'imagerie cardio-vasculaire en IRM de manière approfondie par [Scott et al. \(2009\)](#).

Le mouvement cardiaque est communément supposé pseudo-périodique, c'est-à-dire que chaque battement cardiaque est supposé identique au précédent. Aucune hypothèse supplémentaire n'est donc émise en fonction de la respiration ou de l'apnée du patient. L'ECG est habituellement utilisé afin de synchroniser l'acquisition IRM avec le mouvement cardiaque. Les complexes QRS sont donc détectés et servent de déclencheur, ou "trigger", pour l'acquisition IRM. C'est pourquoi la synchronisation de l'acquisition IRM est également appelée "triggering". Deux modes de synchronisation existent. Soit la synchronisation est dite prospective, auquel cas une détection d'un complexe QRS lance un salve d'acquisitions IRM après un délai prédéterminé (figure 1.1). Soit la synchronisation est

rétrospective, auquel cas l'acquisition IRM est faite en continu sur plusieurs phases cardiaques et les données sont triées à la fin de l'acquisition IRM en fonction des détections de complexes QRS (figure 1.2).

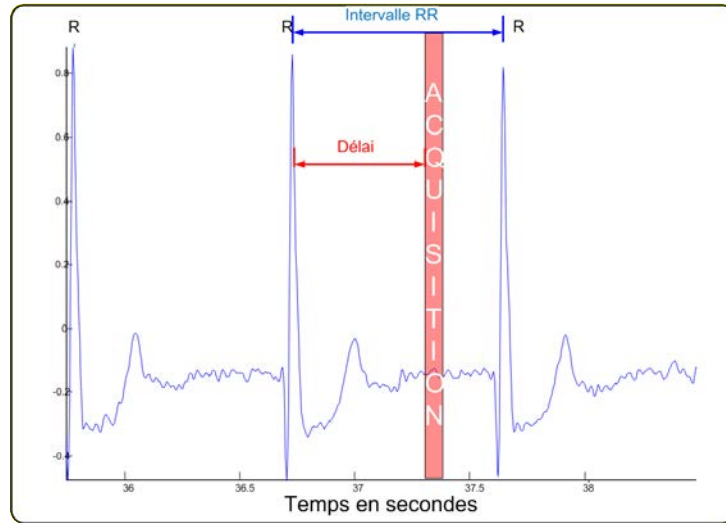


Fig. 1.1: Schéma de synchronisation cardiaque prospective.

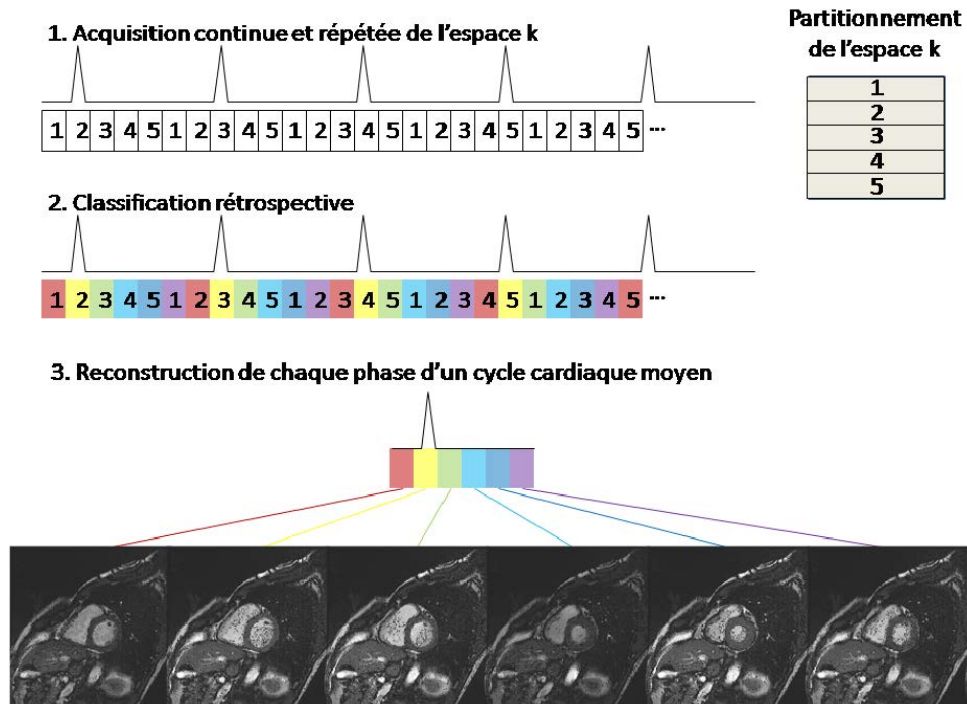


Fig. 1.2: Schéma de synchronisation cardiaque rétrospective.

Néanmoins, du fait de la présence de bruit sur l'ECG (partie 1.2), la détection des complexes QRS est une tâche délicate. Or la qualité de l'image IRM découle de manière directe de la synchronisation et donc de la détection des complexes QRS (figure 1.3), et celle-ci est actuellement jugée insuffisante. L'exemple de mauvaise synchronisation exposée sur la figure 1.3, illustre la présence de fantômes sur l'image de gauche, qui sont causées par des mouvements cardiaques entre les différentes salves d'acquisition. De plus, l'installation du matériel requis pour l'acquisition de l'ECG allonge de manière non négligeable la durée

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

d'un examen. Ces deux facteurs ont conduit à la recherche de nouvelles solutions pour la synchronisation avec le mouvement cardiaque.

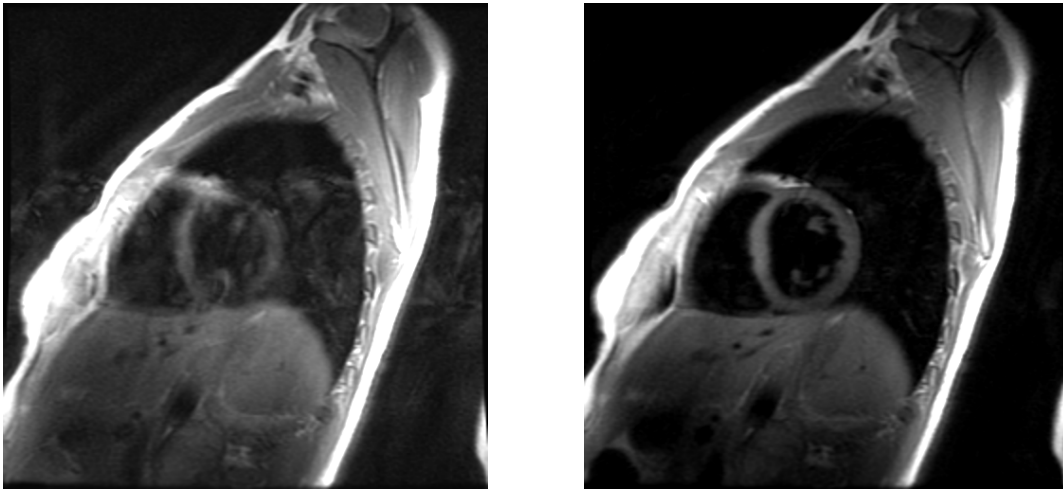


Fig. 1.3: Influence de la synchronisation sur la qualité de l'image, exemple de mauvaise synchronisation (à gauche) et de bonne synchronisation (à droite).

Une des pistes actuellement envisagées est l'augmentation de la résolution temporelle des acquisitions IRM afin de se soustraire de la synchronisation cardiaque. Malheureusement ceci se fait au détriment de la résolution spatiale et la qualité d'image (Scott et al., 2009).

L'utilisation de signaux de remplacement de l'ECG a également été envisagée. L'idée sous-jacente à ces ersatz était de récolter des signaux qui ne soient pas ou moins perturbés que les enregistrements ECG.

Parmi les nombreux signaux proposés, on peut citer l'utilisation d'un oxymètre de pouls (Denslow and Buckles, 1993). Ce signal n'est pas perturbé par l'IRM puisqu'il s'agit d'une mesure d'absorption d'un faisceau lumineux. Lanzer et al. (1984) ont envisagé l'utilisation soit de la plethysmographie, soit d'une mesure de flux micro-circulatoire par laser Doppler au niveau des lèvres ou des oreilles, ou encore l'utilisation d'un stéthoscope optique (Brau et al., 2002). Ces techniques ne permettent pas de réduire le temps d'installation du patient et, qui plus est, ne fournissent que des signaux peu robustes et dont la variabilité entre les cycles cardiaques est grande. Plus récemment, une technique permettant de mesurer les différences de sensibilité des antennes RF émettrices, réceptrices, induites par la respiration, a été présentée (Graesslin et al., 2008, 2009). Il peut être aisément envisagé d'adapter cette technique pour un suivi du mouvement cardiaque. Cette technique a l'avantage de ne pas allonger le temps d'installation du patient, mais nécessite l'usage d'antennes RF spécifiques. Enfin, une dernière méthode de remplacement du signal ECG consiste en l'utilisation d'un déclencheur de séquence acoustique (Frauenrath et al., 2008a,b, Niendorf et al., 2007, 2008). Ce dispositif, à l'écoute des battements cardiaques, s'installe plus facilement qu'un capteur ECG. Cependant les signaux acquis sont également perturbés par le bruit sonore engendré par l'IRM et nécessitent donc une phase de traitement.

Une critique commune à l'ensemble de ces méthodes peut être émise. En effet, toutes ces méthodes ne cherchent qu'à mesurer soit le mouvement cardiaque (Graesslin et al., 2008, 2009), soit des conséquences physiologiques de celui-ci. La mesure de l'ECG permet d'appréhender la cause de la contraction cardiaque, c'est-à-dire l'activité électrique. Ainsi on dispose d'un temps de traitement non négligeable dans le cadre de la synchro-

nisation prospective. De plus, l'ECG renferme de l'information extrêmement intéressante dans le cas de cycles cardiaques pathologiques, comme lors d'extrasystoles ventriculaires. Les méthodes de remplacement ne pourraient que difficilement différencier un battement pathologique d'un battement régulier.

Une autre classe de méthodes a été proposée récemment. Ces méthodes, dites de "self gating" ou synchronisation automatique, proposent d'utiliser les données IRM brutes elles-mêmes afin de récolter directement des informations sur le mouvement cardiaque (Braun and Brittain, 2006, Crowe et al., 2004, Hardy et al., 2000, Larson et al., 2004, Sussman et al., 2002). Ces méthodes nécessitent malheureusement l'adaptation des séquences IRM et rallongent, pour la plupart, le temps d'acquisition de l'image. De plus, ces méthodes ne cherchent à mesurer que le mouvement cardiaque et sont incapables de déterminer lorsqu'une contraction est anormale.

L'enregistrement ECG reste donc à l'heure actuelle le meilleur outil de synchronisation de l'acquisition IRM (Scott et al., 2009).

La synchronisation de l'acquisition IRM avec l'activité cardiaque passe donc par la détection des complexes QRS, ou plus précisément de l'onde R. Dans la sous-section suivante, un cahier des charges précis de la détection va être établi. La section 1.2 mettra en lumière les difficultés rencontrées lors de l'acquisition ECG en IRM. Ces difficultés sont telles que les méthodes de synchronisation proposées actuellement ne satisfont pas l'ensemble des acteurs de l'IRM cardio-vasculaire.

1.1.3 Contraintes imposées pour le monitoring et la synchronisation

Comme cela vient d'être évoqué, les deux tâches pour lesquelles l'ECG est acquis dans un environnement IRM sont bien distinctes et présentent donc des contraintes différentes.

Dans le cadre du monitoring, deux aspects importants doivent être analysés. Le premier aspect est le traitement automatique, qui doit consister en une détection QRS fiable, avec un calcul du rythme cardiaque. Ce traitement automatique peut comporter une classification des battements et donc différencier les battements normaux des battements supra-ventriculaires ou ventriculaires. Étant données les conditions d'acquisition (partie 1.2), aucune analyse plus poussée, comme l'analyse du segment ST ou la mesure du segment QT, ne peut être envisagée. L'activité des oreillettes, mais aussi l'onde T, sont en effet noyées par du bruit quasi permanent dont l'origine sera expliquée dans la prochaine section. Cette détection et classification automatique des battements doit donc remplir le même cahier des charges qu'un programme automatique de monitoring utilisant un ECG classique (Bailey et al., 1990, Kligfield et al., 2007). Le second aspect important à prendre en compte pour le monitoring est l'aspect visuel du signal ECG. Un anesthésiste, radiologue ou manipulateur va contrôler visuellement le signal ECG pour le suivi de la physiologie du patient et confirmer les données issues de l'analyse automatique du signal. Ainsi, un bon traitement de l'ECG pour le monitoring devra comporter une phase d'amélioration de la qualité du signal, car celui-ci est intrinsèquement très bruité par l'environnement IRM.

Dans le cadre de la synchronisation, une seule tâche doit être accomplie : la détection des complexes QRS. Les contraintes temporelles imposées à cette action sont néanmoins beaucoup plus sévères que celles imposées pour le monitoring. Comme cette détection déclenche l'acquisition IRM, le timing est très serré et le temps de calcul accordé à cette tâche très réduit. Ainsi, Fischer et al. (1999) ont estimé qu'une bonne méthode de détection ne pouvait pas se permettre de délais de détections de plus de 20ms après l'onde R. De plus, sachant que pour la prise d'image IRM, plusieurs cycles cardiaques sont nécessaires pour le remplissage de l'espace k. Il est nécessaire que chaque acquisition soit faite dans la

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

même phase cardiaque et que, par conséquent, la variabilité temporelle (ou *jitter*) soit la plus faible possible. Enfin, puisqu'une détection de l'onde R déclenche l'acquisition, il est primordial d'être certain d'avoir détecté un battement normal. La prédictivité positive est donc le paramètre qui prend le pas sur la sensibilité. Une perte de sensibilité n'entraînera qu'un rallongement du temps d'acquisition. Ceci entraîne également des incohérences de mesures de signal RMN pour certaines applications spécifiques, comme du "mapping T_2 ", mais ceci n'est pas l'objet de notre étude.

Le tableau 1.2 constitue un récapitulatif des exigences demandées aux méthodes de traitement.

Critère	Monitoring	Synchronisation
Sensibilité de la détection	très élevée	élevée
Prédictivité positive de la détection	très élevée	très élevée
Délai de la détection	$\approx 1s$	$\leq 20ms$
Variabilité de la détection	faible	très faible $\leq 10ms$
Amélioration de la qualité du signal	oui	non

Tab. 1.2: Cahier des charges des méthodes de traitement de l'ECG selon l'application.

1.2 Acquisition perturbée par un environnement hostile

Le signal ECG est donc de toute première importance pendant un examen IRM. Les premières acquisitions ECG en IRM ont été exposées dès le début des années 80 (Lanzer et al., 1984, 1985). Malheureusement, la mise en oeuvre conjointe de ces techniques a révélé de nombreuses difficultés. L'environnement électromagnétique de l'IRM s'est en effet montré particulièrement hostile et rend l'acquisition ECG difficile. Ces difficultés peuvent être classées en trois catégories, selon leur origine physique : le champ magnétique statique très élevé, les ondes radio-fréquence et les variations rapides de champ magnétique, encore appelées gradients.

1.2.1 Champ statique

La première caractéristique physique inhabituelle que l'on trouve dans l'environnement IRM est la présence d'un champ magnétique statique intense de l'ordre de 1.5 à 3 T pour les appareils cliniques actuels. Ceci représente 30000 à 60000 fois le champ magnétique terrestre en France ($47\mu T$). La présence de ce champ affecte la qualité du signal ECG principalement du fait de l'effet MagnetoHydroDynamique (MHD), également appelé effet Hall.

Des études ont mis en évidence ce phénomène, avant l'avènement de l'IRM, sur différentes espèces, parmi lesquelles les singes (Beischer and Knepton, 1964, Gaffey et al., 1980, Tenforde, 1992, Tenforde et al., 1983), lapins (Togawa et al., 1967) et rats (Gaffey and Tenforde, 1981), mais également sur l'homme (Chakeres et al., 2003, Jehenson et al., 1988). Ce phénomène se caractérise principalement par une déformation de l'onde T, coïncidant avec l'ouverture de la valve aortique, en présence d'un champ supérieur de 0.1T (Tenforde, 1992, Tenforde et al., 1983), mais des déformations du signal ECG ont également été caractérisées lors des ouvertures des valves pulmonaire, tricuspide et mitrale (Tenforde, 1992). L'influence du champ magnétique sur l'ECG est illustrée sur la figure 1.4.

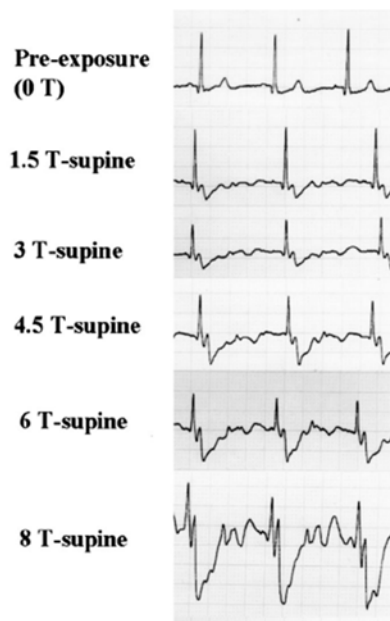


Fig. 1.4: Influence du champ magnétique sur un tracé ECG d'un homme (Chakeres et al., 2003).

Il a été démontré que cet effet est la conséquence de l'interaction entre le champ magnétique statique et un fluide conducteur en mouvement, en l'occurrence principalement

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

le sang circulant dans la crosse aortique, qui donne lieu à la création d'une tension. La mesure de cette tension comme mesure du flux sanguin a d'ailleurs été proposée, bien avant l'utilisation de l'IRM en médecine (Kolin, 1959).

Etant donné que les évolutions technologiques ont entraîné une augmentation constante du champ statique, de nombreuses études ont été conduites afin de s'assurer que ce champ n'altère pas le système circulatoire du patient, en particulier du fait d'un ralentissement du flux sanguin. Intéressons nous à la théorie de la magnétohydrodynamique qui est la source de la déformation de l'ECG.

Les courants d'ions interagissent avec le champ magnétique, par le biais de la force de Lorentz qui s'applique aux charges en déplacement. Cette interaction électrodynamique donne naissance à un champ électrique, \vec{E} , qui est égal à l'opposé du produit vectoriel entre le vecteur de déplacement des ions, \vec{v} , et le champ magnétique statique, \vec{B}_0 . Ce phénomène physique est à la base des capteurs Hall pouvant servir à la mesure d'un champ magnétique.

En modélisant de manière grossière, un vaisseau sanguin ou une artère par un cylindre de diamètre d , la tension radiale résultante, V mesurée à chaque extrémité du cylindre est :

$$V = -vdB_0 \sin \theta, \quad (1.1)$$

où θ est l'angle entre les vecteurs \vec{B}_0 et \vec{v} (figure 1.5). Cette relation montre de manière directe que le potentiel de flux sanguin, V , est maximal lorsque \vec{B}_0 et \vec{v} sont perpendiculaires. En considérant un diamètre aortique de 32mm , une vitesse d'éjection de $350\text{ml}\cdot\text{s}^{-1}$ et un champ magnétique de 1.5T , la tension résultante serait de $16\mu\text{V}$.

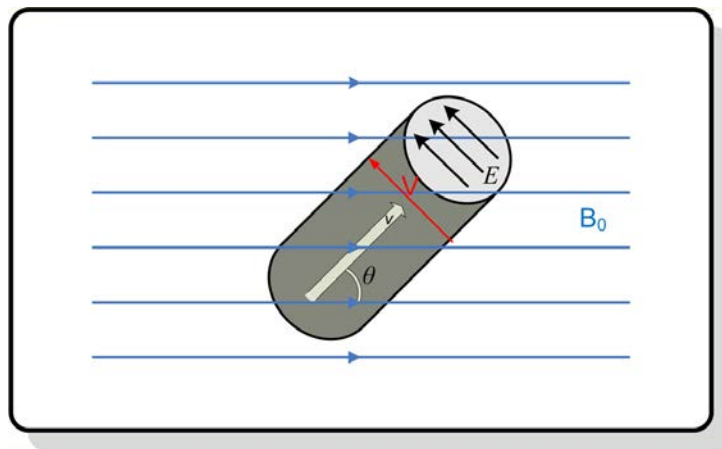


Fig. 1.5: Schéma simplifié de la création de l'effet MHD.

Néanmoins cette modélisation est trop simple, et ne prend pas en compte de nombreux facteurs, comme la pression sanguine, la conductivité et la viscosité du sang. Afin de complexifier le modèle, il faut résoudre l'équation de Navier-Stokes décrivant les propriétés dynamiques d'un fluide conducteur en présence d'un champ magnétique. Keltner et al. (1990) ont montré que des champs allant jusqu'à 10T influaient de manière négligeable sur le système circulatoire. Une simulation de mesure d'ECG dans un environnement IRM a été également mise au point par Gupta et al. (2008). Malheureusement, tous ces modèles contiennent des simplifications peu rigoureuses, comme la supposition que la paroi aortique n'est pas conductrice. Cette hypothèse a donc été supprimée et une nouvelle modélisation a été proposée (Kinouchi et al., 1996, Tenforde, 2005). Des résultats analytiques ont ainsi pu être obtenus par la méthode des éléments finis. Le modèle développé par Kinouchi et al.

(1996) nécessite de résoudre un système de deux équations. La première de ces deux équations est obtenue en combinant l'équation de Faraday

$$\vec{\nabla} \wedge \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t}, \quad (1.2)$$

avec l'équation d'Ampere :

$$\vec{\nabla} \wedge \vec{B} = \mu \vec{J}, \quad (1.3)$$

et l'équation d'Ohm :

$$\vec{J} = \sigma (\vec{E} + \vec{v} \wedge \vec{B}). \quad (1.4)$$

L'équation suivante est alors obtenue :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} &= -\vec{\nabla} \wedge \vec{E} \\ &= -\vec{\nabla} \wedge \left(\frac{\vec{J}}{\sigma} - \vec{v} \wedge \vec{B} \right) \\ &= -\frac{1}{\mu} \vec{\nabla} \wedge \left(\frac{1}{\sigma} \vec{\nabla} \wedge \vec{B} \right) + \vec{\nabla} \wedge (\vec{v} \wedge \vec{B}). \end{aligned} \quad (1.5)$$

La seconde équation découle de l'équation de Navier-Stokes dans le cas d'un fluide incompressible :

$$\rho \left(\frac{\partial \vec{v}}{\partial t} + (\vec{v} \cdot \vec{\nabla}) \cdot \vec{v} \right) = -\vec{\nabla} p + \eta \nabla^2 \vec{v} + \vec{f}, \quad (1.6)$$

où ρ est la densité du fluide, η son coefficient de viscosité et p la pression sanguine. Or la force \vec{f} qui s'exerce sur ce fluide est la force de Lorentz

$$\vec{f} = \vec{J} \wedge \vec{B} = \frac{1}{\mu} (\vec{\nabla} \wedge \vec{B}) \wedge \vec{B}, \quad (1.7)$$

d'où :

$$\rho \left(\frac{\partial \vec{v}}{\partial t} + (\vec{v} \cdot \vec{\nabla}) \cdot \vec{v} \right) = -\vec{\nabla} p + \eta \nabla^2 \vec{v} + \frac{1}{\mu} (\vec{\nabla} \wedge \vec{B}) \wedge \vec{B}. \quad (1.8)$$

Les équations (1.5) et (1.8) sont les deux équations de base de la magnétohydrodynamique du flux sanguin.

La résolution analytique de ces équations a permis de montrer que le flux sanguin ralentissait de moins de 5% dans les pires conditions d'un champ à 10T et de 1.5% pour un champ à 5T. De plus, il a pu être conclu que les courants induits au niveau sino-atrial n'étaient pas suffisants pour déclencher de faux battements. Enfin, il est intéressant de souligner que Chakeres et al. (2003) ont constaté une augmentation de 3% de la pression systolique dans un champ statique de 8T, qui pourrait être mise en relation avec les 3% de ralentissement du flux sanguin prédit par le modèle de Kinouchi et al. (1996). Ceci serait la seule réponse physiologique répertoriée actuellement à la magnétohydrodynamique.

En raison de la direction du champ B_0 , la déformation de l'onde T a été expliquée par la circulation sanguine dans l'arc aortique (Gupta et al., 2008), mais aussi dans les autres artères importantes (Tenforde, 2005). Un potentiel du flux sanguin pouvant atteindre 5.6mV au point le plus proche sur le thorax dans un champ à 5T a été obtenu par Tenforde (2005), ce qui est bien supérieur à l'amplitude moyenne de l'onde R ($\approx 1mV$). Néanmoins, cet effet MHD est fortement dépendant du positionnement des électrodes (Dimick et al., 1988, Hedlund et al., 1986). Cet effet a été simulé par Gupta et al. (2008) (figure 1.6). On peut en déduire qu'un placement optimal des électrodes permet de réduire l'effet MHD.

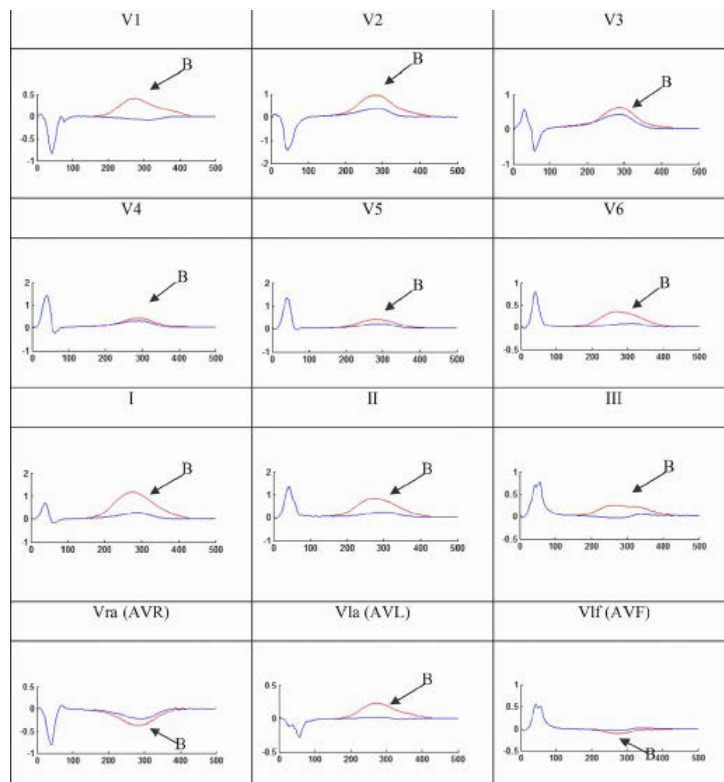


Fig. 1.6: Influence de la dérivation sur l'effet MHD. *B* désigne le signal MHD simulé (Gupta et al., 2008)

Ce champ magnétique statique induit également un second effet indésirable, qui se traduit par une distorsion de la ligne de base. Il s'agit plus précisément de l'amplification de l'influence de l'activité respiratoire sur le signal ECG. En effet, de nombreuses méthodes d'estimation du signal de respiration à partir de l'ECG Clifford et al. (2007) ont été proposées, celles-ci reposent sur le mouvement du torse et les modifications d'impédance dues au remplissage des poumons entraînent une rotation de l'axe électrique et donc affectent donc la morphologie des battements. Cet effet est encore amplifié lorsque l'ECG est acquis dans un champ magnétique, qui peut aisément s'expliquer par la loi de Lenz-Faraday (Lemieux et al., 1997).

$$V_{mouvement} = -\frac{\partial \Phi}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial t} \int \vec{B}_0 \cdot d\vec{S}(t) = -B_0 \frac{\partial S_z}{\partial t}, \quad (1.9)$$

où Φ est le flux magnétique issu du champ magnétique \vec{B}_0 et S_z est la surface de la boucle de mesure de l'ECG, normale à l'axe z . La respiration modifie l'aire de la boucle de mesure de l'ECG, ce qui induit une variation du flux magnétique, à l'origine d'un signal indésirable acquis par les capteurs ECG. Ainsi la respiration induit un signal électrique qui se superpose au signal ECG (figure 1.7). Le suivi de ce signal a d'ailleurs été proposé pour le monitoring de la respiration (Felblinger and Boesch, 1997). Cet effet peut altérer la qualité du monitoring et de la synchronisation, en affectant la détection QRS, en particulier lors de périodes de respiration ample qui jouxtent souvent les apnées nécessaires à une acquisition d'image IRM non artefactée.

D'autres effets inhérents au champ statique ont également été observés, qui n'interagissent pas directement avec le signal acquis, mais avec les moyens mis en oeuvre pour l'acquérir. Ainsi par exemple, l'effet missile (Shellock, 2001), dû à l'attraction dans un champ magnétique des éléments ferromagnétiques, limite l'utilisation de ces derniers

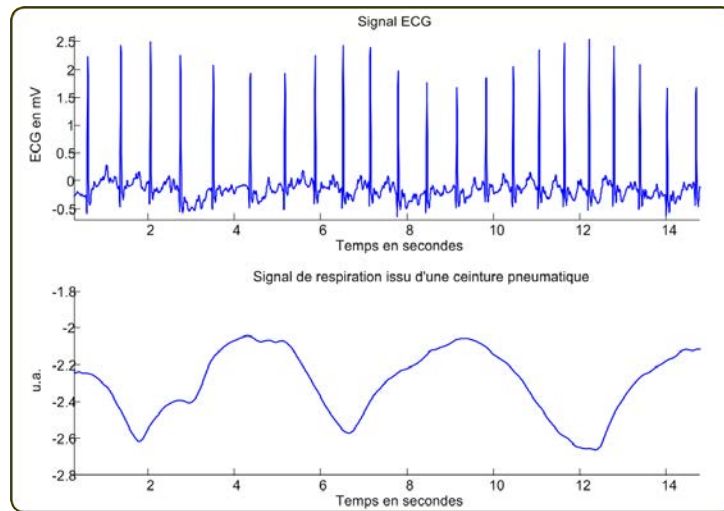


Fig. 1.7: Influence de la respiration sur un signal ECG acquis en IRM.

(ASTM, 2005, IEC, 2008). De plus, l'utilisation d'éléments ferromagnétiques altère l'homogénéité du champ magnétique et par conséquent détériore la qualité d'image IRM (ASTM, 2005, IEC, 2008). Ceci a donc conduit à l'élaboration de capteurs ECG spécifiques à l'environnement IRM (Felblinger et al., 1995).

1.2.2 Impulsions radio fréquence

Comme cela a pu être décrit brièvement dans la partie 0.2.2, une acquisition IRM se compose d'une succession d'impulsions Radio-Fréquence (RF), ceci afin d'exciter les spins. L'instauration d'un champ électromagnétique à haute énergie induit un certain nombre de problèmes de sécurité. Le principal effet de la RF est l'échauffement des tissus (Shellock, 2000, 2001, Shellock and Cruess, 2004), qui est caractérisé par le Débit d'Absorption Spécifique (DAS ou Specific Absorption Rate (SAR) en anglais). En effet la RF est absorbée par le corps, par induction d'un champ électrique, et cette énergie se dissipe en chaleur par effet Joule. L'évaluation du SAR et de ses répercussions sur la santé est un problème complexe qui suscite un énorme intérêt de la communauté scientifique, pas seulement pour l'application IRM mais également pour l'usage du téléphone portable ou des antennes relais, pour ne citer qu'eux (Barnes and Greenebaum, 2007, Feychting et al., 2005).

Pour estimer le SAR, un calcul du champ électrique induit par la RF, \vec{E} , est nécessaire. Ce champ est lié au SAR par la formule suivante :

$$SAR = \frac{\sigma E^2}{\rho}, \quad (1.10)$$

où σ est la conductivité et ρ la densité de masse du tissu étudié. De nombreuses études ont donc cherché à déterminer le champ \vec{E} induit par la RF (Shellock, 2000, 2001). L'utilisation de méthodes de calcul numérique combinée à des modèles anatomiques a permis de décrire avec plus de précision toute la complexité géométrique des champs induits dans le corps humain (Barnes and Greenebaum, 2007, Collins and Smith, 2001, Gandhi and Chen, 1999). Le calcul cherche à résoudre le système des deux équations de Maxwell suivantes :

$$\begin{cases} \vec{\nabla} \wedge \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \\ \vec{\nabla} \wedge \vec{B} = \mu\sigma\vec{E} + \epsilon\mu\frac{\partial \vec{E}}{\partial t} \end{cases} \quad (1.11)$$

où \vec{B} , champ magnétique induit par la RF (généralement appelé \vec{B}_1), peut être évalué avec l'aide du potentiel-vecteur, \vec{A} . En effet, le vecteur potentiel, à la position \vec{r} , peut être évalué par :

$$\vec{A}(\vec{r}) = \frac{\mu I(\vec{r}') dI}{4\pi|\vec{r} - \vec{r}'|} \quad (1.12)$$

où dI est la longueur d'un segment de l'antenne émettrice, dans lequel circule un courant d'intensité I , et qui est situé à la position \vec{r}' . Il suffit donc d'intégrer ceci pour l'ensemble de l'antenne et le champ \vec{B} est obtenu par :

$$\vec{B} = \vec{\nabla} \wedge \vec{A}. \quad (1.13)$$

Ainsi, on peut conclure que la RF induit un champ électrique dans le corps, qui sera donc également acquis lors de la mesure de l'ECG. De plus, les boucles conductrices ou même les conducteurs en ligne droite, comme les câbles d'un capteur ECG, agissent comme des antennes et par conséquent des courants parasites se forment et peuvent perturber le signal ECG.

Néanmoins la bande passante du signal ECG est très éloignée de la fréquence du champ électrique induit par la RF (64 – 128MHz). Ainsi des techniques de filtrage standard (Shetty, 1988), combinées avec une transmission du signal n'utilisant pas de câbles conducteurs, comme de la transmission par ondes RF (Rokey et al., 1988) ou par fibre optique (Damji et al., 1988, Felblinger et al., 1994, 1995) permettent de rendre négligeable ce signal de RF sur l'ECG.

De plus, afin de réduire l'induction de courants dans les boucles conductrices du circuit électronique du capteur, Felblinger et al. (1994, 1995) a suggéré de placer l'électronique du capteur dans une cage de Faraday (figure 1.16). Cette mesure a également pour effet la réduction d'émission RF pouvant interférer avec la qualité d'image (ASTM, 2005, IEC, 2008).

Il serait toutefois faux de penser que par conséquent la RF n'a aucune influence sur le signal ECG. En effet, la présence de RF peut s'avérer dangereux et occasionner des brûlures sérieuses (Knopp et al., 1996, Kugel et al., 2003, Lemieux et al., 1997, Shellock, 2000, 2001, Shellock and Crues, 2004). Ces brûlures ont été occasionnées, pour certaines, en raison de la présence de câbles conducteurs (figure 1.8). Deux types de brûlures différentes peuvent être engendrées, soit par réchauffement des câbles, soit par effet d'arc électrique. Il est dans ce cas suggéré d'utiliser des câbles de résistance élevée (Lemieux et al., 1997) et de raccourcir la longueur des câbles (Shellock, 2001).

La conséquence principale du raccourcissement des câbles sur le signal ECG est un positionnement des électrodes proches l'une de l'autre et proche du cœur. Ce placement d'électrodes resserré, situé à proximité du cœur a pour effet une très grande variabilité du signal ECG entre les patients.

De plus, afin d'éviter au maximum les boucles conductrices, le nombre de voies ECG acquises simultanément lors d'un examen IRM est réduit, et limité généralement dans le commerce à trois voies indépendantes.

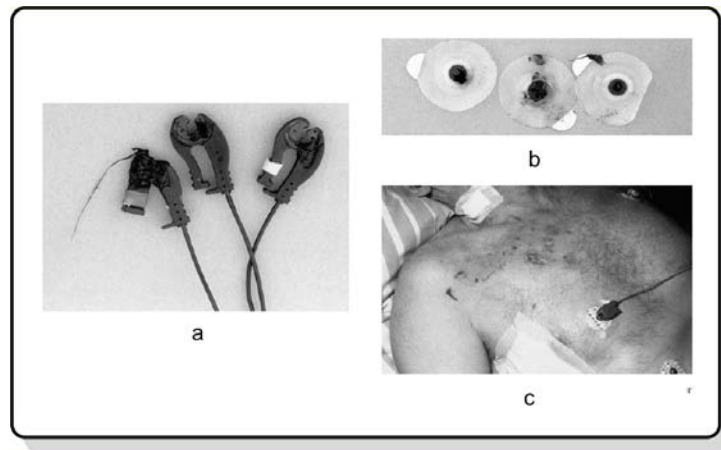


Fig. 1.8: Exemples de brûlures provoquées par la RF et l'utilisation d'un capteur ECG. a) Déteriorations engendrées sur les pinces du capteur ECG, b) Déterioration des électrodes, c) Brûlures du patient (Kugel et al., 2003).

1.2.3 Gradients de champ magnétique

Enfin, la dernière particularité physique de l'environnement IRM, et non des moindres, est la présence d'un champ magnétique variable à basse fréquence (1 – 30kHz). Celui-ci est instauré pour le codage spatial de l'image ou la sélection de coupe (cf. partie 0.2.2). En effet, le champ magnétique est modulé spatialement afin que les spins émettent un signal en fonction de leur position. Cette modulation du champ magnétique est appelée gradient ("de champ magnétique"). Il existe trois gradients, gradient en x , y et z , selon la direction de modulation du champ magnétique. Idéalement, cette modulation de champ magnétique est une fonction linéaire de la direction et n'induit qu'une variation du champ dans l'axe du champ magnétique statique, \vec{B}_0 , i.e. \vec{u}_z , telle que la valeur du champ magnétique au point (x_0, y_0, z_0) soit :

$$\vec{B}(x_0, y_0, z_0) = (B_0 + G_x x_0 + G_y y_0 + G_z z_0) \vec{z}, \quad (1.14)$$

lors de l'instauration de gradients de valeur G_x , G_y et G_z en $T.m^{-1}$. Afin d'avoir une acquisition d'image la plus courte possible, l'instauration de ces gradients doit être très rapide. Des vitesses de balayage ("slew rate") allant jusqu'à $200T.m^{-1}.s^{-1}$ sont disponibles sur les imageurs du commerce. De plus, afin d'améliorer la qualité de l'image, l'amplitude de ces gradients est également sans cesse augmentée, pouvant ainsi atteindre $50mT.m^{-1}$.

Comme cela a pu être décrit dans la partie précédente, la présence d'un champ magnétique variable induit la création d'un champ électrique dans le corps. Néanmoins, de par leur contenu fréquentiel ces champs induits peuvent provoquer une réponse physiologique, une stimulation nerveuse (Schaefer et al., 2000, Shellock, 2001), voire une influence plus problématique sur l'activité cardiaque (Liu et al., 2003b, McRobbie and Foster, 1985). La Stimulation Nerveuse Périphérique (SNP ou Peripheral Nerve Stimulation PNS) a été une des considérations de sécurité majeure de ces dernières années (Schaefer et al., 2000, Shellock, 2001).

De nombreuses expérimentations ont permis de mettre en évidence que des stimulations nerveuses sont possibles avec des IRM cliniques actuelles (Schaefer et al., 2000). Ces stimulations se produisent de manière localisée dans le corps humain, laissant penser que l'inhomogénéité des tissus est un des facteurs importants. Néanmoins, ces études ne se sont pas intéressées à la localisation des stimulations, mais plutôt à l'élaboration de seuils de stimulation. Deux modèles différents ont été élaborés à cet effet. Le premier (Reilly, 1992)

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

permet d'évaluer la possibilité de stimulation suite à une impulsion de champ électrique E_{imp} de durée d . Le seuil des SNP, E_{stim} , a pu être défini de la manière suivante :

$$E_{stim} = E_r \left(1 + \frac{c}{d}\right), \quad (1.15)$$

où E_r , la rhéobase, est le champ minimum suffisant à stimuler un patient avec une impulsion infinie et c , la chronaxie, est le temps nécessaire à une stimulation pour un champ égal à deux fois la rhéobase. La rhéobase a été estimée à $E_r = 6.2V.m^{-1}$ et la chronaxie à $c = 128\mu s$. Un second modèle, proposé par [Chronik and Rutt \(2001\)](#), détermine le seuil de stimulation en fonction de paramètres propres aux bobines de gradients, ΔG variation de gradient, et de τ temps de mise en place de ce gradient :

$$\Delta G_{stim} = SR_{min} \times \tau + \Delta G_{min}, \quad (1.16)$$

où ΔG_{stim} est la variation de gradient minimum conduisant une excitation pour un temps de mise en place nul et SR_{min} étant la vitesse de balayage minimum induisant une stimulation. Une comparaison de ces deux modèles est illustrée sur la figure 1.9. Ce modèle a l'avantage de pouvoir déterminer directement la plage de fonctionnement d'une bobine durant laquelle une stimulation est possible (figure 1.10). En effet, cette plage de stimulation est limitée par la vitesse de balayage maximale et par l'amplitude maximale de la bobine. [Zhang et al. \(2003\)](#) ont également utilisé ce modèle pour l'étude des SNP et ont montré l'influence de différents paramètres de la bobine sur les deux valeurs du modèle. Ces modèles s'avèrent être une bonne approximation de la réalité des stimulations et ont permis de brider des performances des gradients afin de minimiser la création de stimulations nerveuses périphériques.

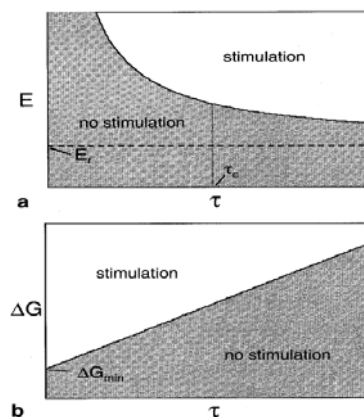


Fig. 1.9: Comparaison des modèles de stimulation nerveuse périphérique de Reilly (a) et de Chronik (b) ([Chronik and Rutt, 2001](#)).

Néanmoins, ces modèles simples de stimulations nerveuses ne sont pas suffisants pour expliquer leur localisation, ni l'influence de nombreux paramètres comme la direction du gradient induisant le champ le plus important, la position de la bobine du gradient vis à vis du patient, etc...

C'est pourquoi de nombreuses études se sont intéressées à la cause physique du problème et à l'évaluation du champ électrique induit à l'intérieur du corps, supposé être la source des stimulations.

Une première simulation grossière consiste à considérer l'homme comme un cylindre homogène de rayon R , soumis à une variation de champ magnétique selon son axe (figure 1.11). En effet, idéalement, la variation de champ magnétique ne se fait que selon

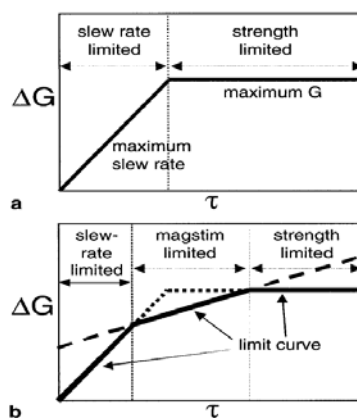


Fig. 1.10: Méthode graphique pour déterminer la zone dans laquelle une bobine de gradient peut créer des PNS (Chronik and Rutt, 2001).

l'axe z (cf. équation (1.14)). Le champ induit à l'intérieur du cylindre se calcule aisément grâce à l'équation de Faraday :

$$\oint (\vec{E} \cdot d\vec{l}) = \int -\frac{\partial \vec{B} \cdot d\vec{S}}{\partial t}, \quad (1.17)$$

$$2\pi R \vec{E} = -\pi R^2 \frac{\partial \vec{B}}{\partial t},$$

$$\vec{E} = -\frac{R}{2} \frac{\partial \vec{B}}{\partial t}. \quad (1.18)$$

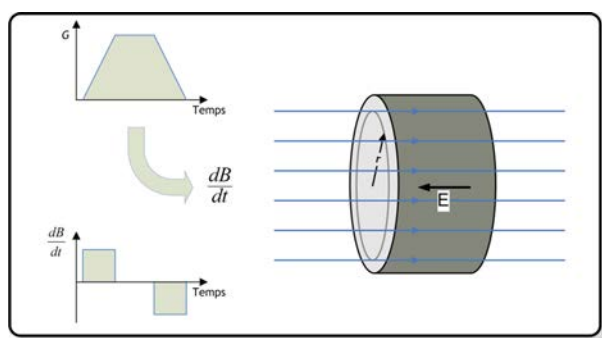


Fig. 1.11: Modèle simplifié d'induction d'un champ électrique par la variation d'un champ magnétique dans un cylindre uniforme.

Deux facteurs importants permettent d'avancer que cette modélisation est inexacte. Tout d'abord l'inhomogénéité de conduction du corps humain n'est pas prise en compte. Or, cela s'avérera être un des facteurs principaux dans l'induction de champ électrique. Ensuite, l'hypothèse d'une variation du champ magnétique uniquement dans l'axe principal de l'IRM est erronée. En effet, de la même manière que pour la RF, la détermination numérique du profil de champ magnétique est aisée. Il suffit d'utiliser les équations (1.12 et 1.13) et un modèle des bobines de gradients. On peut ainsi s'apercevoir que dans la zone dite linéaire, correspondant au centre de l'aimant ou zone corporelle à visualiser, le champ magnétique ne varie linéairement dans la direction du gradient que selon l'axe z, les valeurs du champ magnétique dans les directions x et y étant nulles. Malgré tout, en dehors de cette zone, le champ magnétique varie selon toutes les directions de l'espace et l'amplitude de variation selon les directions x et y est du même ordre de grandeur que la composante z, comme le montre la figure 1.12.

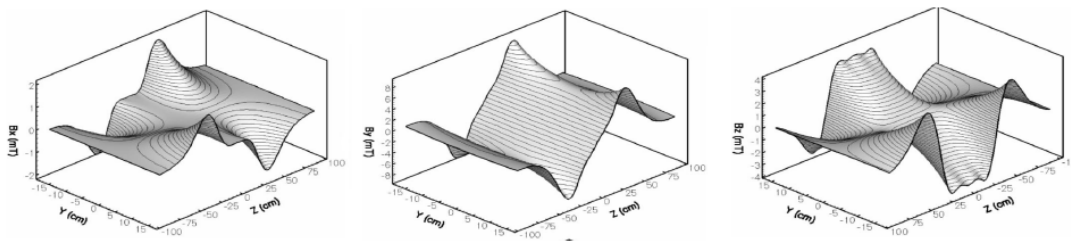


Fig. 1.12: Variation du champ magnétique induit par une bobine de géométrie cylindrique d'un gradient dans la direction y . (De gauche à droite : variation de la composante x , y , z du champ magnétique) (Liu et al., 2003b).

Il est donc nécessaire de modéliser de manière plus conforme à la réalité l'induction de champs électriques due aux gradients en IRM. Cela a été rendu possible par l'utilisation de méthodes numériques et de modèles réalistes du corps. De nombreuses méthodes de simulation des effets des gradients sur le corps ont donc vu le jour (Bencsik et al., 2007, Brand and Heid, 2002, 2004, Liu et al., 2003a,b, Mao et al., 2006, So et al., 2004, Zhao et al., 2002). L'ensemble de ces études se sont placées dans le cadre de l'approximation quasi-statique, c'est-à-dire que les champs ne sont pas constants dans le temps (c'est d'ailleurs la variation du champ magnétique qui induit un nouveau champ électrique), mais tout se passe de manière quasi instantanée. Cette approximation peut être faite, car la fréquence des gradients ($\approx 10\text{kHz}$) implique que l'effet de la longueur est négligeable et la conductivité des tissus ($0.2 - 2\text{S.m}^{-1}$) implique que les effets peau et capacitif sont également négligeables.

Les méthodes de résolution de ce problème sont nombreuses (Barnes and Greenebaum, 2007). Le champ électrique induit par le champ magnétique peut se décomposer de la façon suivante :

$$\vec{E} = -\vec{\nabla}\Phi - \frac{\partial\vec{A}}{\partial t}, \quad (1.19)$$

où Φ est le potentiel électrique et \vec{A} est le vecteur potentiel. La contribution du vecteur potentiel se calcule facilement à partir de la géométrie des bobines de gradients, tandis que la contribution du potentiel électrique dépend fortement de l'hétérogénéité du corps et de la conductivité du tissu. L'instauration d'un champ dû au vecteur potentiel entraîne une accumulation des charges aux interfaces des différents tissus et par conséquent modifie le potentiel électrique.

L'influence de nombreux facteurs a été étudiée, que ce soit la résolution ou la précision du modèle anatomique utilisée (Brand and Heid, 2002, Liu et al., 2003b, Schaefer et al., 2000, Zhao et al., 2002), effet des bobines Mao et al. (2006), de leur géométrie Liu et al. (2003b). Le facteur le plus intéressant concernant l'acquisition ECG est la position de la bobine des gradients par rapport au patient. Il a été constaté que les champs induits les plus importants se situaient au niveau des champs concomitants, c'est-à-dire à environ quarante centimètres du centre de l'aimant (figures 1.13 à 1.15). Ceci implique que les champs électriques seront les plus importants au niveau du cœur, lorsque le patient est centré au niveau des cuisses ou du crâne.

Ces simulations ont permis d'expliquer, de manière théorique, les mécanismes impliquant les SNP. Il serait toutefois plus intéressant encore de pouvoir vérifier de manière expérimentale les valeurs des champs induits par les gradients. Glover and Bowtell (2007, 2008a,b) ont donc mis au point un capteur ayant pour but la mesure des champs électriques induits par les gradients. Le parallèle avec un capteur ECG est évident.

Afin de réduire au maximum l'acquisition de ce signal indésirable pour le traitement de

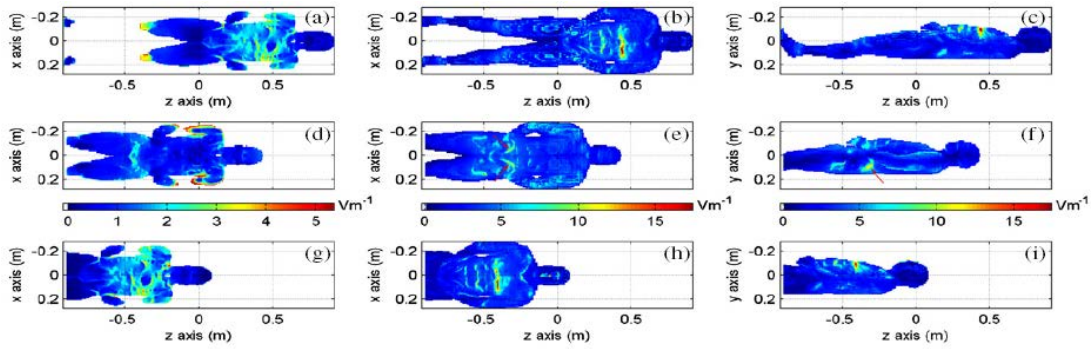


Fig. 1.13: Champs induits dans le corps par des gradients en x selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $|E|$ dans le plan $y = 0$, $\max(|E|)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).

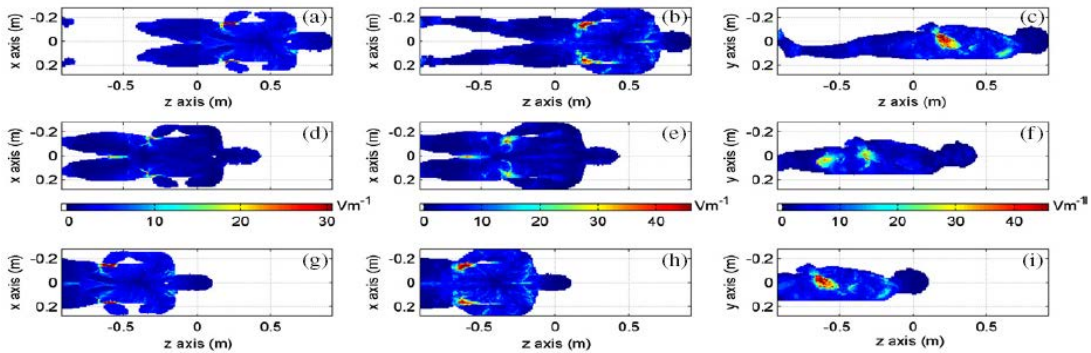


Fig. 1.14: Champs induits dans le corps par des gradients en y selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $|E|$ dans le plan $y = 0$, $\max(|E|)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).

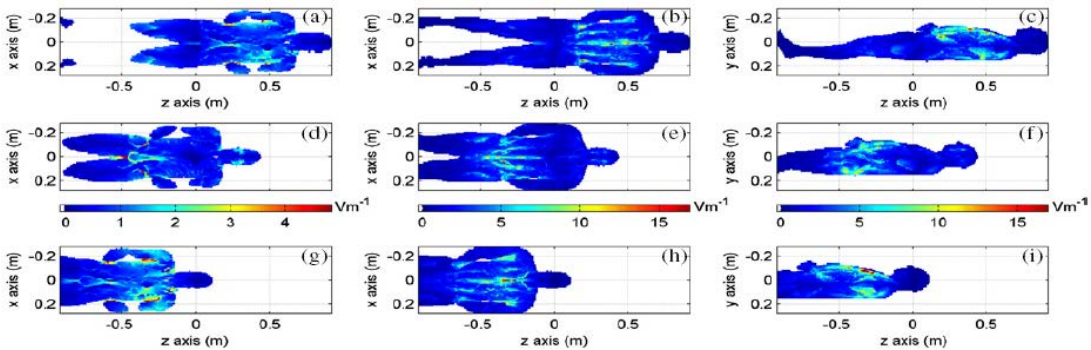


Fig. 1.15: Champs induits dans le corps par des gradients en z selon la position de la bobine (de haut en bas : modèle centré sur les hanches, le cœur et la tête, de gauche à droite : $|E|$ dans le plan $y = 0$, $\max(|E|)$ projeté sur l'axe Oxz et sur l'axe Oyz) (Liu et al., 2003b).

l'ECG, il a été proposé de réduire la distance entre les électrodes et donc la distance de mesure (Felblinger et al., 1994, Wendt et al., 1988), avec un tressage des câbles (Abächerli, 2005, Wendt et al., 1988). Ceci induit, comme cela a déjà été expliqué dans la partie précédente, une variabilité inter-patient importante. De plus, la bande passante du signal a également été réduite et est actuellement de l'ordre de $[1 - 20\text{Hz}]$ pour les capteurs disponibles dans le commerce (Schiller, 2009) (figure 1.16).

Comme cela a pu être décrit dans la partie 1.2, l'acquisition d'un signal ECG est fortement perturbée par l'environnement IRM. Parmi ces perturbations, les deux principales sont l'une liées à l'effet MHD et l'autre aux gradients. La figure 1.17 permet d'observer

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

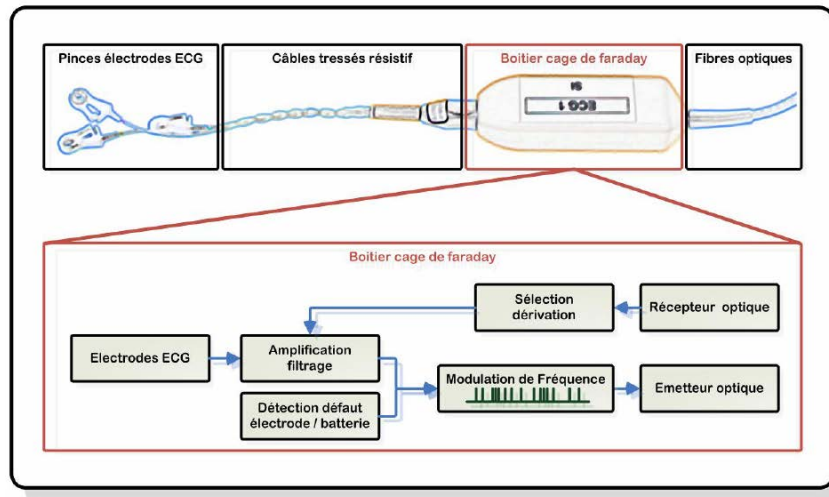


Fig. 1.16: Schéma d'un capteur ECG existant dans le commerce.

l'influence de ces perturbations sur un signal ECG.

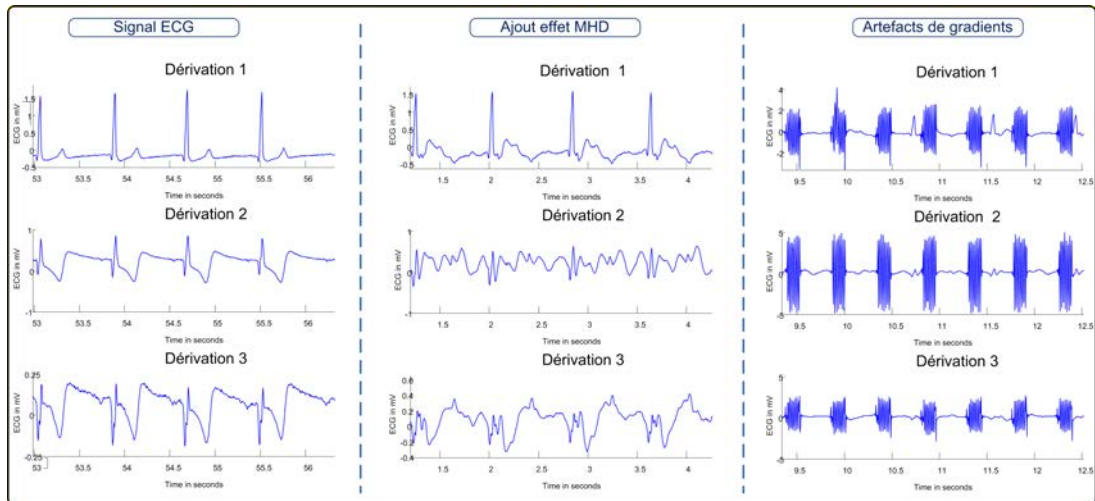


Fig. 1.17: Influence du champ statique et des gradients sur trois dérivations d'un signal ECG.

1.3 Méthodes de traitement des signaux électrophysiologiques existantes

La partie précédente a mis en lumière l'ensemble des difficultés rencontrées lors de l'acquisition d'un signal ECG dans un environnement IRM. Malgré la mise en place de solutions matérielles qui ont permis de rendre l'acquisition d'ECG plus sûre mais aussi de limiter la puissance du bruit, le signal requiert un traitement pour une utilisation optimale. Comme cela vient d'être démontré, les conditions de mesure et les bruits enregistrés sont spécifiques à l'IRM et nécessitent donc que le traitement le soit également. Différentes méthodes ont été proposées et l'objectif de cette partie est de les exposer de manière exhaustive.

Différentes approches ont été suggérées et la classification de l'ensemble de ces méthodes n'est pas une tâche aisée. Deux voies de recherche ont été explorées. La première consiste à développer un détecteur de complexes QRS, ou détecteur QRS, spécifique à l'environnement IRM. La seconde classe de méthodes cherche à débruiter les signaux, à réduire l'effet Hall ou les artefacts de gradients, de sorte que les détecteurs QRS standards puissent fonctionner.

Les méthodes peuvent également être distinguées selon leur complexité calculatoire et leur délai de traitement permettent dès lors la synchronisation des séquences ou seulement le monitoring.

Finalement, les méthodes existantes seront classifiées selon leur besoin en données d'entrées. Les artefacts de gradient sont considérés comme étant les plus néfastes pour l'exploitation des signaux ECG en IRM du fait de leur imprévisibilité. Un certain nombre de techniques proposées suggère l'utilisation des signaux de gradients pour une réduction efficace de ces artefacts. En effet, ces derniers sont une réponse physique de l'instauration des gradients de champ magnétique. Le séquenceur IRM orchestre l'acquisition et commande les bobines de gradient pour la prise d'images. Ces signaux de commande des gradients apportent donc une information sur la localisation, mais aussi sur la morphologie et l'amplitude des artefacts et leur connaissance simplifie donc le problème de débruitage d'ECG en IRM. L'état de l'art sera donc classé en deux catégories : la première étant l'ensemble des méthodes ne nécessitant pas l'information des gradients, la seconde celui des méthodes nécessitant cette information.

1.3.1 Méthodes sans information des gradients

1.3.1.1 Vectocardiogramme

Fischer et al. (1999) ont proposé l'utilisation de la représentation de l'activité cardiaque en vectocardiogramme (VCG). Le VCG avait été proposé par Frank (1956). Cette représentation permet de visualiser la longueur ainsi que l'orientation du dipôle électrique équivalent à l'activité du cœur.

Le principe de cette méthode est d'utiliser l'orientation connue du complexe QRS pour mettre au point un détecteur fiable. Les auteurs supposent par conséquent que, d'une part la boucle induite sur le VCG par l'effet Hall et d'autre part les boucles induites par les gradients ont une orientation différente des complexes QRS.

Soient $\vec{s}(t) = (s_x(t), s_y(t), s_z(t))$, le signal VCG et $\vec{r} = (r_x, r_y, r_z)$ le vecteur correspondant à l'onde R. La première étape de cette méthode consiste à déterminer \vec{r} , qui est une tâche aisée lorsqu'on considère une acquisition hors IRM. Le signal \vec{s} est alors transformé lors de deux étapes successives. Tout d'abord le signal VCG est projeté le long de l'axe de

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

l'onde R, ce qui correspond au calcul suivant :

$$A_1(t) = \frac{\vec{r}(t)}{|\vec{r}|} \cdot \vec{s}(t). \quad (1.20)$$

Dans une seconde étape, la distance à la cible, $d(t)$, est également prise en considération pour créer le signal $A_2(t)$:

$$\begin{aligned} d(t) &= \max(|\vec{s}(t) - \vec{r}|, 0.01), \\ A_2(t) &= \frac{A_1(t)}{d(t)}. \end{aligned} \quad (1.21)$$

Ce signal $A_2(t)$ est alors la donnée d'entrée d'un détecteur de pics. La figure 1.18 illustre les différentes définitions données ci-dessus. Fischer et al. (1999) ont proposé un détecteur de maxima locaux, sur trois échantillons consécutifs, qui soient supérieurs à un seuil prédéfini.

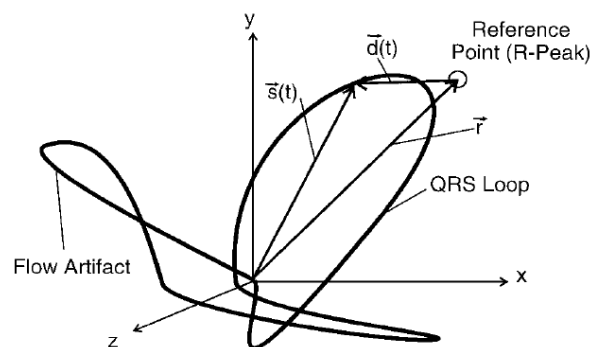


Fig. 1.18: Vectocardiogramme et références utiles à la méthode (Fischer et al., 1999).

Cette méthode de par sa simplicité est parfaitement adaptée au triggering, ce qui en fait la méthode de référence pour le triggering au sein de la communauté scientifique de l'IRM. La qualité de la méthode a pu être vérifiée sur une population de 15 sujets (Chia et al., 2000).

1.3.1.2 Détecteur en ondelettes

L'utilisation de la transformation en ondelettes pour "débruiter le signal" a également été proposée (Abi-Abdallah et al., 2006, Sabbah et al., 2007). Les auteurs suggèrent de décomposer le signal ECG en différentes sous-bandes et de ne retenir que celles contenant les complexes QRS. Cela s'apparente donc plutôt à la construction d'un signal de référence en entrée du trigger, qu'à un débruitage (figure 1.19).

L'hypothèse faite par ces méthodes est l'existence de bandes fréquentielles dans lesquelles les artefacts de gradients ne se superposent pas aux signaux ECG.

Ces méthodes ont été appliquées sur des simulations de signaux ECG et sur des ECG de rats.

1.3.1.3 Méthode brevetée par Schiller Médical

Une méthode de débruitage du signal ECG a également été proposée par Schiller Médical et a fait l'objet d'un brevet (Fischer, 2003). L'hypothèse de départ est que les champs électriques qui sont induits dans le corps respectent une certaine symétrie par rapport à l'axe du corps. Ceci semble se vérifier sur les simulations présentées dans la partie 1.2.3.

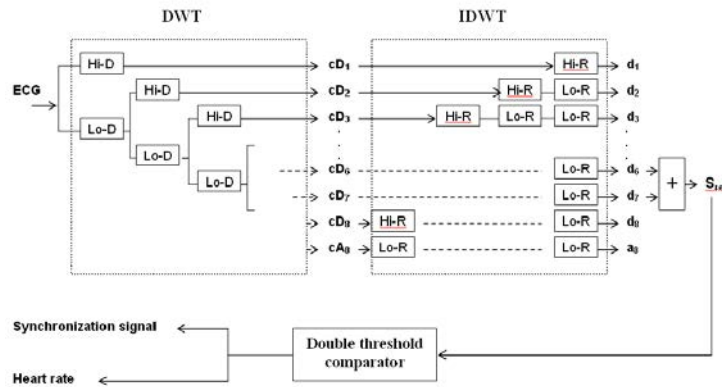


Fig. 1.19: Schéma de la méthode d'extraction d'un signal de référence pour la synchronisation IRM basée sur une décomposition en ondelettes (Abi-Abdallah et al., 2006).

La méthode peut être décrite de manière très brève. Deux voies ECG sont acquises horizontalement de part et d'autre de cet axe (figure 1.20). Ces deux signaux sont donc soit soustraits soit additionnés pour obtenir un signal propre. L'utilisateur peut choisir manuellement la dérivation correspondant au signal le moins artefacté. De par sa simplicité, cette méthode n'induit aucun délai supplémentaire et est adaptée au triggering.

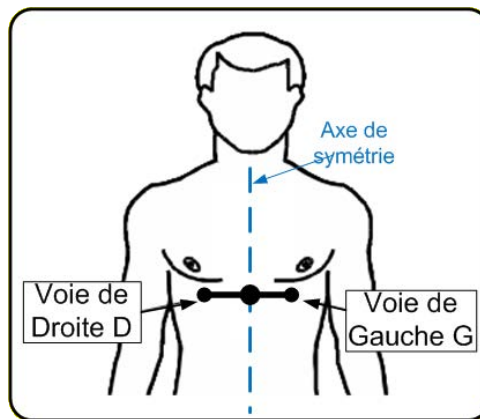


Fig. 1.20: Schéma de placement des voies ECG pour la méthode brevetée par Schiller Médical

1.3.2 Méthodes avec information des gradients

Les perturbations les plus importantes sont causées par les gradients de champ magnétique. La connaissance de l'instauration de ces gradients est possible, que ce soit grâce à une connexion au système IRM, ou grâce à des systèmes de mesure électrique (boucle de courant par exemple). Plusieurs méthodes utilisant cette information ont donc été proposées.

1.3.2.1 Méthode de soustraction d'un signal de variation du champ magnétique

L'utilisation d'une boucle conductrice servant à la mesure de la variation du flux magnétique a été suggérée par Laudon et al. (1998). Cette boucle, positionnée au niveau des électrodes ECG et orientée selon l'axe du champ magnétique, acquiert donc idéalement une combinaison linéaire des différentes dérivées des gradients, que l'on peut mettre sous

la forme :

$$\begin{aligned}
 I &= \frac{e}{R} \\
 &= -\frac{1}{R} \frac{\partial}{\partial t} \int \vec{B} \cdot d\vec{S} \\
 &= -\frac{\pi r^2}{R} \frac{\partial}{\partial t} (B_0 + G_x x_0 + G_y y_0 + G_z z_0) \\
 I &= -\frac{\pi r^2}{R} \left(x_0 \frac{\partial G_x}{\partial t} + y_0 \frac{\partial G_y}{\partial t} + z_0 \frac{\partial G_z}{\partial t} \right), \tag{1.22}
 \end{aligned}$$

où r est le rayon de la courbe, R sa résistance et (x_0, y_0, z_0) sa position (figure 1.21).

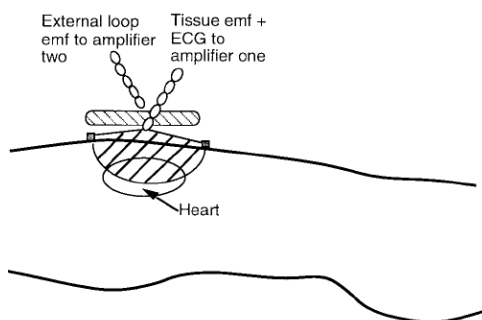


Fig. 1.21: Schéma du système de mesure des champs électriques induits par les gradients (Laudon et al., 1998).

Ce signal est ensuite traité par la même chaîne d'acquisition que le signal ECG. La technique de débruitage consiste alors à la soustraction du signal I au signal ECG. Cette méthode n'induit donc pas de délai de traitement et est par conséquent compatible avec le triggering.

1.3.2.2 Modélisation des artefacts de gradients par un système linéaire et invariant dans le temps

Une modélisation plus élaborée de la création des artefacts de gradients a été proposée. En effet, afin de prendre en compte la complexité des champs induits dans le corps, plusieurs méthodes ont suggéré une estimation de la réponse impulsionnelle des gradients ou de leurs dérivées.

L'utilisation du filtrage adaptatif pour l'estimation de la réponse des gradients a tout naturellement été proposée. L'utilisation du filtrage adaptatif nécessite un signal de référence, c'est sur ce point que les méthodes diffèrent.

Tout d'abord, Blakeley and Rogers (1991) ont proposé l'utilisation du signal :

$$S_{ref}(t) = \sum_{i \in \{x,y,z\}} \frac{\partial G_i}{\partial t}. \tag{1.23}$$

Ce signal était acquis grâce à une connexion au système IRM, néanmoins il est très proche du signal acquis par Laudon et al. (1998). Cette méthode peut être considérée comme une extension de la méthode de Laudon. Ainsi le signal ECG débruité peut être mis sous la forme suivante :

$$S_{ECG-Debruite} = S_{ECG} - S_{ref} \otimes h_{ref}, \tag{1.24}$$

où h_{ref} correspond au filtre issu du filtrage adaptatif.

Il a ensuite été constaté que chaque gradient engendrait une réponse indépendante. Il est donc nécessaire d'estimer trois réponses, h_x , h_y et h_z , chacune correspondant à un gradient. L'utilisation de trois signaux de référence, correspondant à la dérivée temporelle des gradients a donc été proposée (Kreger and Giordiano, 1992, 1995). La correction de l'ECG peut donc s'écrire de la manière suivante :

$$S_{ECG-Debruite} = S_{ECG} - \frac{\partial G_x}{\partial t} \otimes h_x - \frac{\partial G_y}{\partial t} \otimes h_y - \frac{\partial G_z}{\partial t} \otimes h_z. \quad (1.25)$$

Plus récemment, un nouveau brevet a complété ce système de correction des signaux ECG acquis en environnement IRM, en incluant un filtrage adaptatif ayant pour objectif d'éliminer les variations du signal en fonction de la respiration Kreger and Petterson (2004).

Enfin une dernière modélisation du problème a été proposée par Felblinger et al. (1999). Il s'agit d'une variante de la méthode précédente. Les artefacts de gradients sont simplement considérés comme la réponse des gradients et non de leurs dérivées (figure 1.22).

$$S_{ECG-Debruite} = S_{ECG} - G_x \otimes h_x - G_y \otimes h_y - G_z \otimes h_z. \quad (1.26)$$

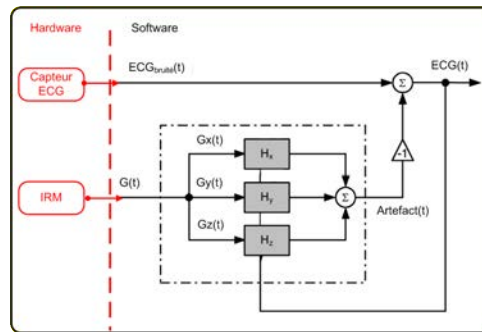


Fig. 1.22: Modélisation de la création d'artefacts sur le signal ECG par les gradients.

L'estimation de la réponse impulsionnelle incorpore donc le filtre dérivateur. Différentes techniques se sont inspirées de cette modélisation et ne diffèrent que par la méthode d'estimation des réponses. Ainsi, Felblinger et al. (1999) ont proposé de passer par une étape de calibration pendant laquelle des impulsions de gradients dans chacune des directions sont instaurées. Ces impulsions sont synchronisées avec l'activité cardiaque, de sorte que les artefacts n'apparaissent qu'en diastole, afin de pouvoir négliger le signal ECG. Les réponses impulsionnelles sont déterminées dans le plan fréquentiel par la formule suivante :

$$h_i = IFFT \left(\frac{FFT(S_{ECG})}{FFT(G_i)} \right), \quad (1.27)$$

où $i \in \{x, y, z\}$, FFT est la transformée de Fourier et $IFFT$ son inverse. Abächerli et al. (2005) ont proposé l'utilisation de filtrage adaptatif pour l'estimation des réponses impulsionnelles, et plus particulièrement la méthode de "Least Mean Square" (LMS). La justification de la modélisation a été faite (Abächerli, 2005), et l'amélioration des performances sur la détection QRS a également été démontrée (Abächerli et al., 2006). Enfin, Odille et al. (2007) ont proposé de mettre le problème sous forme matricielle. L'estimation des réponses impulsionnelles comporte alors une étape de calibration, pendant laquelle les matrices sont remplies. L'estimation des réponses impulsionnelles est ensuite réalisée en résolvant le produit matriciel, par le biais d'une inversion de matrice à partir d'une décomposition en valeurs singulières (ou Singular Value Decomposition (SVD)) (Odille, 2007, Odille et al., 2007).

1.3.3 Limitations actuelles

Les méthodes existantes n'apportent pas de solutions complètement satisfaisantes et présentent un certain nombre de limitations qu'il serait opportun de pouvoir dépasser. L'objectif de cette partie est de mettre en lumière l'ensemble de ces limitations et de lister les besoins nécessaires pour les dépasser.

1.3.3.1 Méthodes sans information des gradients

Parmi les méthodes ne nécessitant pas d'information des gradients, il y a différents détecteurs QRS spécifiques à l'environnement IRM qui ont été mis en place (Abi-Abdallah et al., 2006, Chia et al., 2000, Fischer et al., 1999, Sabbah et al., 2007). Cette classe de méthodes ne donne malheureusement pas accès à un signal débruité. Ainsi lorsqu'un anesthésiste ou un radiologue visualise un tracé ECG, il ne peut que difficilement apprécier si les détections sont correctes. La mise à disposition d'un signal débruité est de première importance lors du monitoring d'un patient.

La méthode se basant sur la représentation VCG (Chia et al., 2000, Fischer et al., 1999) éprouve des difficultés à traiter les signaux de faible amplitude (figure 1.23), comme cela peut être le cas pour des sujets obèses, par exemple. Les résultats obtenus dans ces situations précises sont très décevants. De plus, la présence d'extrasystoles ventriculaires ou d'activité cardiaque n'étant pas dans l'axe du QRS est difficilement détectable, ce qui peut s'avérer particulièrement dangereux pour une application de monitoring.

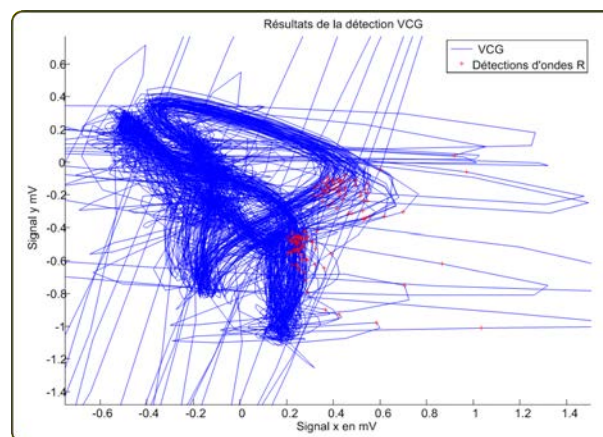


Fig. 1.23: Exemple de mauvaises détections d'onde R par la méthode VCG, dues à des signaux de faible amplitude.

L'utilisation des ondelettes induit un délai indéniable qui ne permet plus la synchronisation de l'acquisition IRM (Abi-Abdallah et al., 2006, Sabbah et al., 2007). De plus, l'application des ondelettes est faite de telle sorte qu'il faut supposer l'existence d'une bande de fréquence où les artefacts et les QRS ne se superposent pas, ce qui est généralement (Felblinger and Boesch, 1998, Fischer et al., 1999) une hypothèse erronée (figure 1.24).

Enfin, la méthode de débruitage proposée par Fischer (2003), bien que relativement simple, est d'efficacité modérée. En effet, l'hypothèse de symétrie n'est que partiellement exacte et ses performances sont très dépendantes de la bonne pratique de l'utilisateur d'une part lors de la pose des électrodes et d'autre part lors du choix de la dérivation.

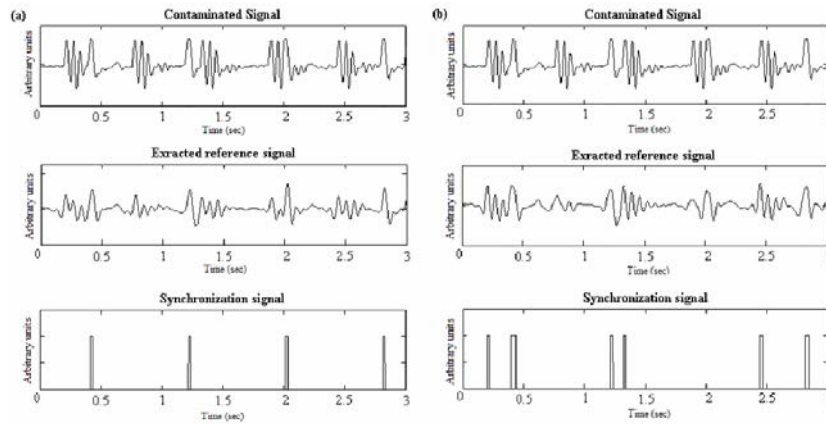


Fig. 1.24: Illustration de la présence d'artefacts de gradients, même sur signal de référence, (a) utilisation de *coi5* (b) utilisation de *sym5* (Abi-Abdallah et al., 2006)

1.3.3.2 Méthodes avec information des gradients

Les méthodes de débruitage de l'ECG avec information des gradients souffrent d'un inconvénient majeur, qui est la nécessité de la connaissance de ces signaux. En effet, cela passe soit par une connexion au système IRM, qui est un système fermé en général, ou alors par la mesure des signaux de gradients.

La méthode présentée par [Laudon et al. \(1998\)](#) ne prend pas en compte la complexité des champs électriques dans le corps et ne peut donc pas réaliser un débruitage complet.

Enfin, l'ensemble des autres méthodes présentées n'émettent aucune hypothèse sur le signal ECG et le négligent lors de l'estimation de la réponse impulsionnelle. Ce signal n'est pourtant pas négligeable. Les complexes QRS ainsi que l'effet Hall conduisent à un signal n'ayant pratiquement aucune phase de repos, pendant laquelle le signal peut être considéré comme nul. Ceci peut avoir pour conséquence une déformation du signal ECG, comme le montre la figure 1.25.

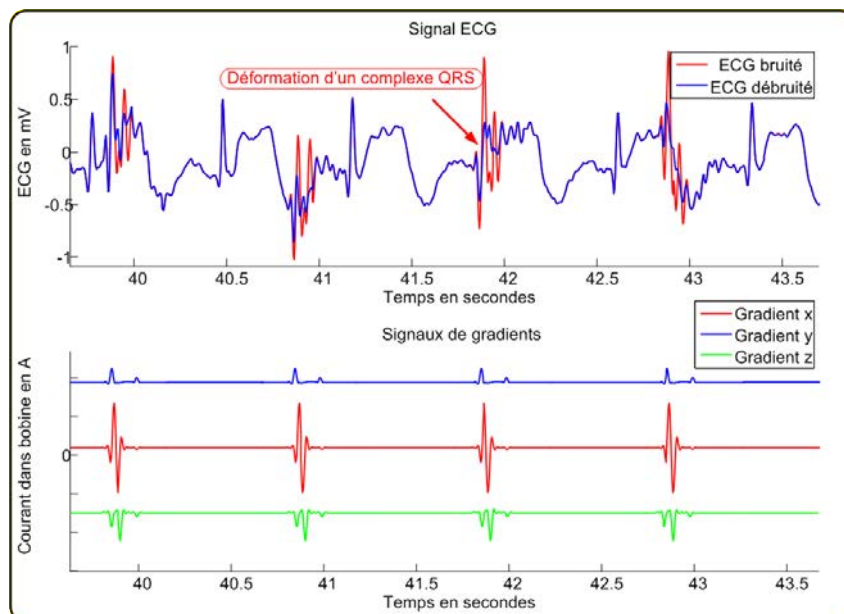


Fig. 1.25: Déformation d'un complexe QRS par la méthode de débruitage présentée par Abächerli et al., (2005).

Le tableau récapitulatif 1.3 permet de résumer l'ensemble des méthodes qui ont été

Chapitre 1. Acquisition d'électrocardiogrammes dans un environnement IRM

présentées dans cette section.

Méthode	Références	Gradient	Synchronisation	Débruitage	Limitations
VCG	Fischer et al. (1999) Chia et al. (2000)	Non	Oui	Non	Signaux faible amplitude, extrasystoles, respiration.
Ondelettes	Abi-Abdallah et al. (2006) Sabbah et al. (2007)	Non	Non	Non	Hypothèse inexacte
Schiller	Fischer (2003)	Non	Oui	Oui	Dépendance utilisateur, hypothèse de départ partiellement exacte
Boucle courant	Laudon et al. (1998)	Oui	Oui	Oui	Hypothèse simpliste
Modélisation des artefacts de gradient	Blakeley and Rogers (1991) Kreger and Giordano (1992) Kreger and Giordano (1995) Felblinger et al. (1999) Odille et al. (2007) Abächerli et al. (2005)	Oui	Oui	Oui	Pas d'hypothèse faite sur le signal ECG, Calibration nécessaire Calibration nécessaire

Tab. 1.3: Tableau récapitulatif de l'état de l'art.

1.3.3.3 Nécessité de développer de nouvelles méthodes

Comme cela vient d'être énoncé, le traitement des signaux ECG acquis dans un environnement IRM souffre d'un certain nombre de limitations qu'il serait intéressant de dépasser. Les besoins peuvent être classés dans les catégories suivantes :

1. La mise en place d'une méthode de débruitage ne nécessitant pas d'information des gradients, car c'est une exigence souvent rédhibitoire.
Cette méthode devra être automatisée et pourra s'inspirer de la technique proposée par Fischer (2003).
2. L'élaboration d'une méthode de débruitage avec information des gradients, qui tienne compte du signal ECG lors de l'estimation de la réponse impulsionnelle.
3. Connaissance du rythme cardiaque avant débruitage
Ceci s'avère primordial pour remplir les deux premiers objectifs. Ceci implique donc la mise au point d'un détecteur QRS robuste pouvant traiter des signaux ECG bruts acquis en IRM.

Chapitre 2

Outils d'évaluation

Le développement de solutions de traitement adaptées à l'acquisition de l'ECG en IRM nécessite dans un premier temps la mise en place d'outils permettant de juger de leurs qualités. Comme cela a pu être signalé dans la partie 0.1, l'analyse du signal ECG est un domaine relativement ancien pour lequel un certain nombre de solutions ont pu être proposées.

La comparaison de ces méthodes est une question qui a été posée tout naturellement, et à laquelle de nombreuses réponses ont été apportées. L'utilisation d'enregistrements de signaux physiologiques standard a été suggérée, afin de pouvoir tester les différentes méthodes développées. Un certain nombre de ces bases de données, dont les principales, sont disponibles sur les sites [AHA \(2009\)](#) et [PhysioNet \(2009\)](#). Il est donc possible de comparer les performances des méthodes sur ces signaux acquis de manière standardisée, annotés et classifiés.

L'évaluation des méthodes est réalisée en fonction de la finalité du traitement. Une comparaison des battements, annotés et détectés automatiquement, est conseillée pour un algorithme de détection et de classification. L'évaluation de la qualité du signal, par un rapport signal sur bruit ou toute autre mesure, est indiquée pour des méthodes de débruitage.

Dans un premier temps, la création d'une base de données ECG IRM sera justifiée et son contenu sera exposé. Dans la seconde section de ce chapitre, l'évaluation des traitements sur ces données sera présentée. Celle-ci se fera selon deux critères, la qualité de détection des battements et l'amélioration de la qualité du signal.

2.1 Base de données ECG IRM

Avant de décrire la composition de la base de données ECG IRM, il est indispensable d'en justifier son existence. En effet, les bases de données de signaux physiologiques en tout genre sont pléthores et souvent mal documentées. L'utilisation de l'une d'entre elles pourrait s'avérer plus judicieuse et permettrait sans doute une comparaison plus aisée avec l'état de l'art. Néanmoins, comme cela a été décrit dans le chapitre précédent, les acquisitions de signal ECG en IRM sont spécifiques.

L'utilisation de dérivations bipolaires, avec un placement d'électrodes sur le thorax, figure parmi les spécificités des enregistrements ECG IRM. Ce placement d'électrodes proche du cœur implique une forte variabilité du signal entre les patients. Les signaux obtenus par ces dérivations sont donc difficilement comparables aux signaux issus des dérivations standard. La présence d'un champ magnétique statique important est en second lieu une source de bruits non rencontrée sur les bases de données existantes. L'effet MHD,

Chapitre 2. Outils d'évaluation

qui est la résultante du flux sanguin, a pour conséquence la disparition de la majorité des ondes, n'épargnant quasiment que les complexes QRS. De plus, un signal basse fréquence, produit par la respiration, se superpose également au signal ECG. Enfin, les artefacts de gradients, signaux issus des champs électriques induits dans le corps par les variations de champ magnétique, sont des sources de bruits à haute énergie empêchant toute interprétation du signal ECG pendant une séquence IRM.

Pour l'ensemble des spécificités indiquées ci-dessus, l'utilisation d'une base de données ECG existante n'aurait pas permis d'évaluer une méthode de traitement de signal ECG acquis dans un environnement IRM. La simulation des différents bruits et leur ajout sur des signaux standards, n'est également pas justifiable du fait de leur complexité. Même si Gupta et al. (2008) ont proposé de générer, par le biais de modèles de l'aorte et du thorax, des signaux d'effet MHD, la modélisation du problème est trop simplifiée pour le simuler dans toute sa complexité.

2.1.1 Description du protocole

La mise en place de la base de données s'est faite dans le cadre d'un protocole clinique approuvé par un Comité Consultatif de Protection de Personnes dans la Recherche Biomédicale (CCPPRB). Ce protocole est le fruit d'une collaboration avec le service de cardiologie du Pr Aliot du CHU de Nancy, en charge du recrutement des sujets pathologiques et de l'interprétation et annotation des signaux, du laboratoire IADI et de Schiller Médical, qui en est le promoteur.

Le protocole se décompose en deux parties bien distinctes, la première consiste à acquérir un signal ECG de manière standard, la seconde consiste à réaliser des acquisitions ECG en IRM en s'efforçant de simuler l'ensemble des situations rencontrées lors d'un tel examen.

2.1.1.1 Déroulement hors IRM

La première phase du protocole comporte trois acquisitions faites de manière standard sur un électrocardiographe du commerce (CS-200, Schiller, (Schiller, 2009)). L'objectif de ces acquisitions est de permettre une classification des sujets inclus dans la base de données et de fournir une aide à l'interprétation des signaux enregistrés en IRM.

L'analyse d'un signal ECG acquis en IRM est impossible en raison de l'ensemble des bruits qu'il contient, cela ayant été démontré précédemment. De plus, aucune sémiologie de ce signal n'a été élaborée. Grâce aux acquisitions standard, une classification et une analyse de l'activité électrique cardiaque seront possibles. En effet, comme cela va être souligné dans la section 2.1.3, les sujets inclus dans la base de données ont été classés dans diverses catégories préétablies, selon leur type d'activité cardiaque. De plus, la connaissance d'informations, telles que l'axe électrique du cœur, le rythme cardiaque etc, permettra d'améliorer l'interprétation des signaux acquis en IRM, qui sera demandée à un cardiologue.

Les deux premières acquisitions sont réalisées avec un placement standard des 9 électrodes et 12 dérivations, comme présenté dans la partie 0.1.2.2. La première acquisition dure dix secondes et permet d'avoir une analyse automatisée réalisée par l'électrocardiographe. La seconde acquisition dure deux minutes et permet une analyse et un suivi plus long par un cardiologue. La dernière acquisition est réalisée dans une configuration de Frank et dure dix secondes. Le choix de cette dérivation a été fait car ce système de représentation vectocardiographique a montré son importance en IRM (Fischer et al., 1999) et que le choix des dérivations des ECG en IRM se rapproche du VCG.

En résumé, un ensemble d'enregistrements d'ECG standard a été réalisé de manière classique, ces données ayant pour finalité de permettre la classification des sujets et l'aide à l'interprétation des signaux acquis en IRM.

2.1.1.2 Déroulement dans l'IRM

Le seconde phase du protocole est également la plus importante, puisqu'elle comporte entre autres l'acquisition des signaux ECG en IRM. Cette seconde phase comporte également plusieurs autres étapes, qui vont être décrites ci-dessous. Dans un premier temps, une brève présentation du système d'acquisition des signaux sera donnée. Ensuite, le choix du positionnement des électrodes et des dérivations va être expliqué. Enfin, les trois étapes successives, repérage des électrodes, mesure du flux aortique et acquisition des signaux ECG perturbés par l'environnement IRM, seront détaillées.

La chaîne d'acquisition nécessaire à l'enregistrement des signaux physiologiques est un outil indispensable non seulement pour la création de la base de données, mais pour l'ensemble des études effectuées au sein du laboratoire IADI, dans le cadre de l'imagerie adaptative. Ce système, appelé SAEC ("Signal Analyzer and Event Controller"), mis au point au laboratoire, a été présenté dans leur thèse respective (Odille, 2007, Pasquier, 2007) et a fait l'objet d'une publication (Odille et al., 2007).

Le SAEC permet l'enregistrement de plusieurs signaux, qu'ils soient physiologiques (ECG, respiration issue d'une ceinture pneumatique, SpO_2 , température, etc...) ou de commande du scanner IRM (fenêtre d'acquisition, enveloppe RF, commande des gradients,...). Il permet également, par le biais de traitements de ces signaux sur une plate-forme temps-réel (LabView, National Instruments, Austin, Texas), d'adapter les séquences IRM et d'en contrôler le déroulement. Un schéma de ce système est disponible sur la figure 2.1

Le principal objectif de la base de données ECG IRM est l'enregistrement des signaux physiologiques. L'acquisition de ces signaux est gérée par un appareil de monitoring IRM (Maglife C, Schiller, Wissembourg France), qui a été modifié de manière à transmettre au SAEC l'ensemble des signaux grâce à une connexion fibre optique. Du fait du haut niveau de bruit en IRM la bande-passante des capteurs ECG disponibles sur la marché est limitée. Une modification de leur électronique a été réalisée afin d'en agrandir la bande-passante à $[0.5 - 60\text{Hz}]$.

Les enregistrements des signaux du SAEC ont été réalisés à une fréquence d'échantillonnage de 10kHz . Pour la constitution de la base de données, l'ensemble des signaux acquis comporte trois voies ECG, un signal de respiration (issu d'une ceinture pneumatique), le signal de SpO_2 , ainsi que les trois signaux de commande des gradients.

Le positionnement des électrodes (ou le choix des dérivations) est un problème à part entière lors de l'acquisition d'ECG en IRM. En effet, le choix des dérivations classiques est rendu impossible pour des raisons de sécurité et de qualité du signal, comme cela a pu être démontré dans la partie 1.2. De ce fait, un choix de dérivations bipolaires, avec des électrodes proches l'une de l'autre et également proche du cœur s'est imposé dans les solutions commerciales.

Étant limité dans le nombre de voies utilisables, c'est-à-dire trois, et ayant pour objectif de réaliser un support permettant de comparer les méthodes de l'état de l'art, le choix s'est logiquement tourné vers une solution en T inversé, les trois voies étant situées dans le plan frontal. La figure 2.2 permet de visualiser ces trois dérivations choisies.

Les dérivations 1 et 3 donnent accès à un signal proche respectivement de $-V_Y$ et V_Z du VCG. Ceci permet donc l'utilisation de la méthode de détection QRS présentée

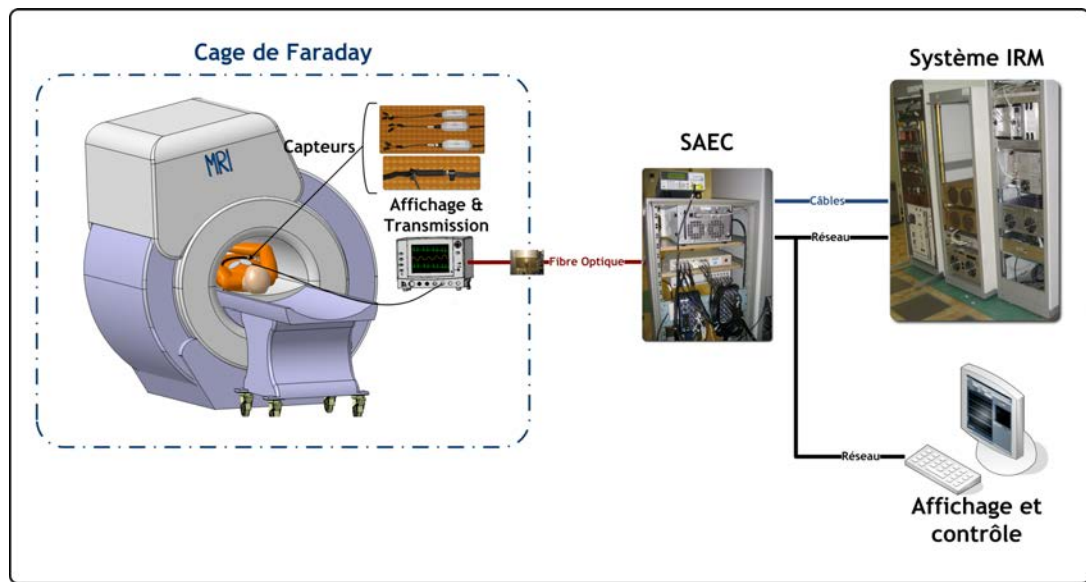


Fig. 2.1: Schéma descriptif de la chaîne d'acquisition des signaux en IRM, SAEC.

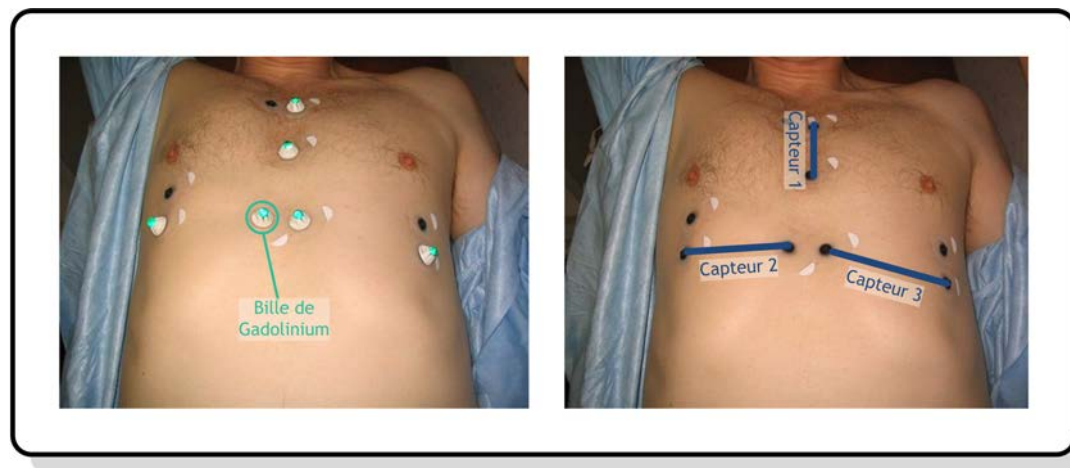


Fig. 2.2: Positionnement des électrodes et choix des dériviations pour la base de données ECG IRM. Positionnement des billes de Gadolinium pour la phase de repérage des électrodes (à gauche), Numérotation des dériviations choisies (à droite).

par Fischer et al. (1999). De plus, les dériviations 2 et 3 permettent de mettre en place la méthode de débruitage brevetée par Schiller (Fischer, 2003). Ainsi, le choix des dériviations a été dicté par une approche pragmatique permettant la comparaison d'un maximum de méthodes.

L'utilisation de repères anatomiques pour la standardisation du placement des électrodes a été suggérée. Ainsi le centre de gravité des 6 électrodes d'intérêt est situé au niveau du creux sternal. L'éloignement des deux électrodes d'une même dérivation a été fixé à 7.5cm en raison de la longueur des câbles du capteur. Enfin la distance entre chaque dérivation et le creux sternal a été adaptée à la longueur thoracique du patient, de sorte que chaque dérivation ne soit pas trop éloignée du cœur.

La première phase du protocole IRM consiste en un repérage 3D des électrodes. Le positionnement sur les électrodes d'intérêt de six billes de gadolinium (Brainlab, Heimstein, Allemagne) permet leur localisation exacte en 3D en fonction de repères anatomiques (figure 2.2). Cette visualisation est réalisée dans trois positions respiratoires : apnées en

positions expiratoire et inspiratoire et en respiration libre. Cette phase permet donc de contrôler l'emplacement du cœur par rapport aux électrodes (figure 2.3), et devrait permettre de s'intéresser au problème inverse de l'activité électrique cardiaque.

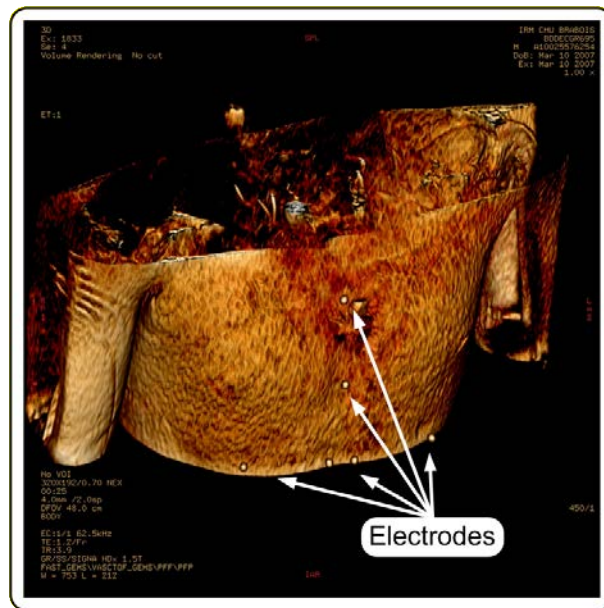


Fig. 2.3: Reconstruction 3D d'une séquence de repérage des électrodes.

La seconde phase consiste en une mesure du flux aortique. Une séquence en contraste de phase permet de déterminer la vitesse d'éjection du sang dans l'aorte, cette méthode étant adoptée en clinique (figure 2.4). Or, il a été souligné dans la partie 1.2.2, que la principale source de l'effet MHD est la circulation sanguine dans la crosse aortique (Gupta et al., 2008). Cette phase du protocole a donc pour vocation la mise au point d'une méthode d'évaluation du flux aortique basée sur le signal ECG, ou dans une moindre mesure, la mise en relation du débit aortique avec l'effet Hall.

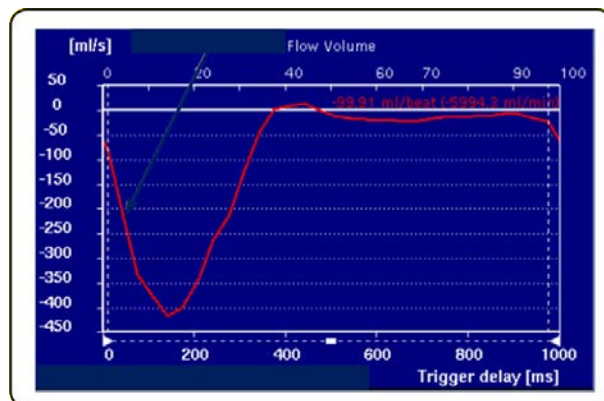


Fig. 2.4: Courbe du flux aortique en $ml \cdot s^{-1}$ en fonction du temps suivant la détection d'un complexe QRS en ms.

Enfin, la dernière partie du protocole est celle s'intéressant à la perturbation des signaux ECG par les séquences IRM, et en particulier les gradients. Dans la suite de ce manuscrit, toute allusion à la base de données ECG IRM fera référence à cette phase du protocole.

Chapitre 2. Outils d'évaluation

L'objectif de la base de données ECG IRM est de saisir, de la manière la plus réaliste qui soit, l'ensemble des perturbations que peuvent rencontrer les signaux ECG lors d'un examen IRM. Un certain nombre d'acquisitions a donc été réalisé, chaque acquisition correspondant à une séquence IRM donnée, à une position du sujet dans l'aimant ou son mode de respiration. Le choix des séquences IRM a été dicté par la volonté d'avoir le panel le plus large possible des artefacts induits sur l'ECG et s'est inspiré de l'étude publiée par [Odille et al. \(2007\)](#). Le tableau 2.1 récapitule l'ensemble des acquisitions en fonction de la séquence IRM, de son champ de vue (FOV "Field Of View", qui détermine la taille de la région visualisée), de la position du plan de coupe et du mode respiratoire du sujet.

Séquence	FOV	Position	Respiration
Diffusion Weighted Echo Planar Imaging (DW-EPI)	24cm	Cœur	Libre
DW-EPI	60cm	Cœur	Libre
Single Shot Fast Spin Echo (SSFSE)	34cm	Cœur	Libre
Fast Spin Echo (FSE)	34cm	Cœur	Libre
Echo de Gradient (EG) EPI	5cm	Cœur	Libre
EG EPI	99cm	Cœur	Libre
Balanced Gradient Echo (Fiesta)	18cm	Cœur	Libre
Spoiled Gradient Echo (SPGR)	32cm	Cœur	Libre
Spin Echo (SE)	32cm	Cœur	Libre
Inversion Recovery FSE (IR-FSE)	32cm	Cœur	Libre
Séquence maison	32cm	Cœur	Libre
DW-EPI	24cm	Cuisse	Libre
Séquence maison	32cm	Cuisse	Libre
aucune		dans le champ	Libre
aucune		dans le champ	Apnée (inspi)
aucune		dans le champ	Apnée (expi)
aucune		hors champ	Libre
aucune		hors champ	Apnée (inspi)
aucune		hors champ	Apnée (expi)

Tab. 2.1: Tableau récapitulatif de la composition des séquences de la base de données ECG IRM.

La "séquence maison" a été développée par Pierre-André Vuissoz, et consiste en une succession de trapèzes de gradient isolés, d'amplitude décroissante et dont les caractéristiques sont paramétrisables. Le schéma de cette séquence est présenté sur la figure 2.5.

"Apnée (inspi)" (resp. "Apnée (expi)") signifie que l'apnée a été tenue en position inspiratoire (resp. expiratoire), la phase de préparation a été standardisée et comporte quatre cycles respiratoires amples. Ces acquisitions ont pour objectif, entre autres, l'étude de la variation du cycle cardiaque pendant une apnée.

L'ensemble des données acquises, images et signaux physiologiques, est sauvegardé dans la base de données du laboratoire IADI, ArchiMed.

2.1.2 Annotation des ECG acquis en IRM

Afin de pouvoir servir de références pour l'évaluation des méthodes de traitement, les signaux ECG sont annotés "manuellement". Cette annotation a été réalisée par un expert, cardiologue habitué à visualiser des signaux ECG.

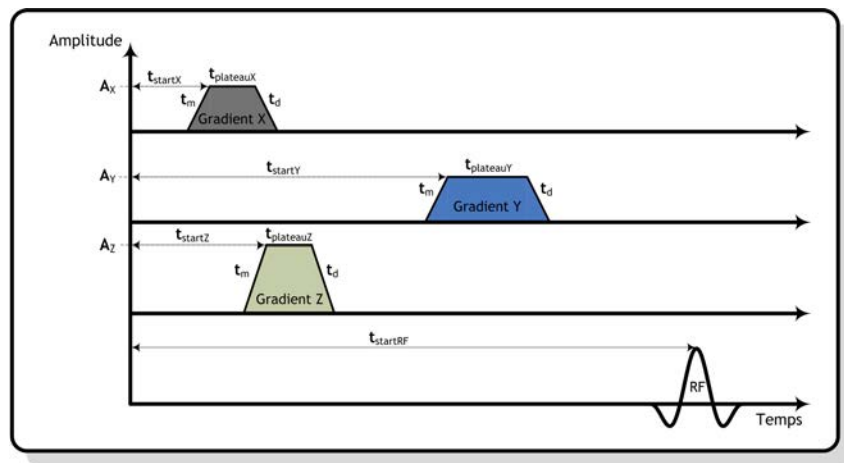


Fig. 2.5: Schéma de la séquence IRM maison. Les temps ont été fixés de telle sorte qu'au maximum un seul gradient ait lieu à un temps donné.

Cette annotation a été effectuée, sur AnnoTool (Schiller, Baar, Suisse), qui est une application Matlab (Mathworks, Natick, MA) permettant de réaliser cette tâche. Ce logiciel permet de visualiser une à plusieurs voies ECG, mais aussi les signaux des gradients, de déterminer les paramètres de visualisation des voies (amplitude, vitesse de défilement) et d'appliquer différentes techniques de débruitage (dont la méthode présentée par Abächerli et al. (2005)). Une illustration de l'interface de ce logiciel est donnée sur la figure 2.6.

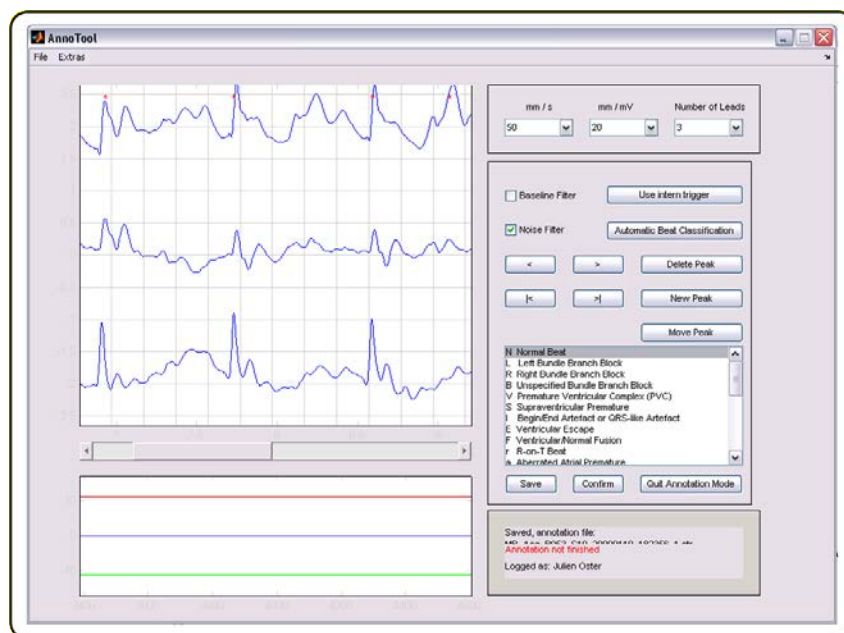


Fig. 2.6: Interface du logiciel d'annotations des ECG acquis en IRM, AnnoTool.

La procédure d'annotation comportait deux tâches. La première est l'annotation des battements cardiaques au niveau de leur genèse. Ainsi, par exemple pour annoter un complexe QRS normal, seul le QRS_{onset} est identifié et ce par la lettre N. La seconde tâche consiste au repérage des artefacts induits par les gradients, chaque région contenant un tel artefact devant être encadrée par deux annotations, la première étant impérativement désignée par la lettre I, le seconde pouvant indiquer la genèse d'un battement cardiaque. Ainsi, un exemple d'annotations est représenté sur la figure 2.7. Les annotations envisageables,

Chapitre 2. Outils d'évaluation

ainsi que leur signification, sont listées dans le tableau 2.2.

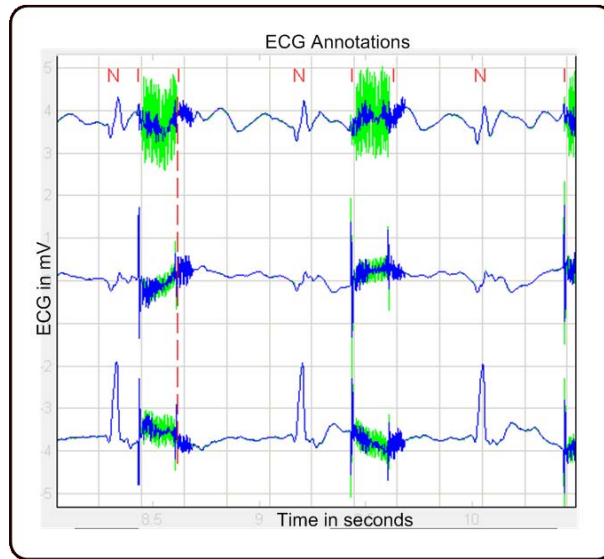


Fig. 2.7: Exemples d'annotations d'ECG.

Annotation	Signification
N	Normal Beat
L	Left Bundle Branch Block
R	Right Bundle Branch Block
B	Unspecified Bundle Branch Block
V	Premature Ventricular Complex (PVC)
S	Supraventricular Premature
I	Begin/End Artefact or QRS-like Artefact
E	Ventricular Escape
F	Ventricular/Normal Fusion
r	R-on-T Beat
a	Aberrated Atrial Premature
A	Atrial Premature
J	Nodal Premature
e	Atrial Escape
n	Supraventricular Escape
j	Nodal Escape
/	Paced Beat
f	Pace/Normal Fusion
x	non-conducted P-wave
Q	Unclassifiable/Questionable Beat
Q	Simulated Beat
U	Begin/End of Unreadable Region
{	Start of ventricular flutter
}	End of ventricular flutter
[Start of ventricular fibrillation
]	End of ventricular fibrillation
?	Beat not classified

Tab. 2.2: *Dénomination des annotations utilisées pour la base de données ECG IRM.*

2.1.3 Description des inclusions de la base de donnée

Une base de données, pour être complète, doit contenir le panel le plus large possible de cas. Le protocole a donc suggéré l'inclusion d'une population de 40 sujets, répartie en 4 classes de 10 sujets chacune. La classification des sujets est explicitée dans le tableau 2.3.

Classe	Caractéristiques
Sujets sains	Orientation axiale normale en plan frontal, avec R/S > 1
Rapport r/S > 1 en plan frontal source de détection retardée du QRS	Position électrique "horizontale" Position électrique "verticale" rotation électrique "pointe arrière" S1, S2, S3 Hémibloc antérieur gauche (HBAG) bloc complet de branche gauche (BBG; QRS < -30°) Hypertrophie VG (HVG) avec axe gauche (QRS < -30°) hypertrophie VD (HVD) avec axe gauche (QRS < -30°) HVD, bloc de branche droite (BBD) (QRS > 120°) Hémibloc postérieur gauche (HBPG; QRS > 90°) Pré excitation avec voie accessoire (droite latérale ou postérieure, paraseptale postérieure) Situs inversus Pectum excavatum et cyphoscoliose
Microvoltage	Infarctus apical chronique Bloc péri infarctus Obésité, emphysème pulmonaire évolué
Troubles du rythme intéressant la détection	Extrasystoles ventriculaires monomorphes avec et sans changement de polarité par rapport à l'ECG Extrasystoles ventriculaires bi et multifocales Extrasystoles supra ventriculaires Fibrillation/flutter atrial

Tab. 2.3: Classification des inclusions de la base de données ECG IRM.

A l'heure actuelle, treize sujets ont été inclus dans la base de données, c'est à dire que d'une part les acquisitions ont été réalisées et d'autre part les annotations ont été validées par un cardiologue, ce qui représente trois heures et trente minutes d'enregistrements. Le recrutement ayant porté dans un premier temps sur l'inclusion de sujets "sains", c'est la catégorie qui constitue la majorité des inclusions. Il s'est néanmoins avéré qu'un sujet présente des extrasystoles supraventriculaires et est classifié dans la catégorie "Troubles du rythme intéressant la détection".

De plus, six nouveaux sujets, recrutés du fait de la présence de nombreuses extrasystoles ventriculaires sur leur ECG, ont été recrutés. L'ensemble des acquisitions a été réalisé. Malheureusement, l'annotation de leurs signaux ECG n'ayant pas encore été effectuée, ces sujets n'ont pas encore été inclus dans la base de données.

Enfin, six autres sujets ont été recrutés et les acquisitions de leurs signaux physiologiques ont été réalisées, mais n'ont pas été inclus pour des problèmes techniques et ont donc servi à la mise en route pratique du protocole.

La base de données contient donc douze sujets de la classe "sujets sains". Parmi ces douze sujets, il y a six hommes et six femmes. La population de cette classe est âgée en moyenne de 27.5 ans, avec un écart-type de 8.42. Elle pèse en moyenne 65.75kg avec un écart-type de 11.36 et mesure en moyenne 172.5cm avec un écart-type de 10.31.

Un seul sujet constitue la catégorie "Troubles du rythme intéressant la détection", il

s'agit d'un homme de 28 ans, pesant 62kg et mesurant 175cm.

Enfin, l'ensemble de la base de données a été divisé en deux catégories avec comme unique critère de sélection, la qualité de détection des complexes QRS réalisée par un algorithme distribué dans le commerce dans un appareil de monitoring Argus (Schiller, Baar, Suisse). Cette séparation a été faite de manière subjective, mais a permis de distinguer d'une part les enregistrements les plus bruités et entraînant les plus grosses difficultés de traitement et d'autre part les enregistrements les moins perturbés par l'environnement IRM. Le tableau 2.4 permet de déterminer le ratio d'enregistrements fortement perturbés par l'environnement IRM, en fonction du nombre de complexes QRS qu'ils représentent.

Désignation de la catégorie	Nombre de complexes QRS
Base complète	14683
Enregistrements peu perturbés	12444
Enregistrements fortement perturbés	2239

Tab. 2.4: Nombres de complexes QRS contenus dans les différentes catégories de la base de données ECG IRM.

Les enregistrements fortement perturbés représentent donc 15% de la base de données, Ce pourcentage est représentatif d'un examen IRM, durant lequel les temps d'attentes entre les séquences ne sont pas négligeables. Néanmoins, ces enregistrements sont suffisamment bruités pour affecter significativement leur analyse. Cette base de données a été construite de sorte à montrer les difficultés rencontrées lors d'acquisitions ECG en IRM et est un excellent outil d'évaluation pour les traitements de ces signaux.

2.2 Critères de qualité

Dans la section précédente, la base de données ECG IRM, son déroulement et son contenu, ont été présentés. L'ensemble de ces enregistrements peut donc servir à évaluer et comparer les méthodes de traitement existantes, mais aussi celles en développement. Il reste pour ce faire à définir les critères de qualité *ad hoc*.

Comme cela a été évoqué dans la partie 1.1.3, deux types de contraintes sont imposés aux méthodes de traitement des signaux ECG acquis en IRM. Il s'agit d'avoir une bonne qualité de détection des battements cardiaques, complexes QRS pour la synchronisation, ou tous les types de battements cardiaques pour le monitoring. Mais il s'agit également d'améliorer la qualité du signal ECG, et par conséquent de réduire l'énergie du bruit en affectant peu le signal, dans le but d'un monitoring visuel plus efficace.

2.2.1 Détection QRS

La détermination de la qualité de détection des battements cardiaques a déjà été standardisée (ANSI/AAMI :EC57, 1998). Le cas particulier des signaux ECG acquis en IRM n'induit pas, *a priori*, de modifications dans l'évaluation de cette tâche.

Il a donc été décidé de suivre les recommandations de ce standard pour évaluer la qualité de détection des battements cardiaques.

La détermination de la qualité de détection est réalisée par le biais d'un tableau de comparaison battement par battement. L'ensemble des battements cardiaques est alors classé dans huit catégories distinctes, selon l'origine de leur excitation entre autres. Le tableau 2.5 donne l'ensemble de ces catégories et leur signification.

N	Battement normal, ou bloc de branche
S	Battement supraventriculaire
V	Battement ventriculaire
F	Fusion d'un battement ventriculaire et normal
Q	Battement stimulé, ou battement non identifié
U	Annotation indiquant une région de signal non lisible
X	Pseudo battement généré dans une région de signal non lisible
O	Pseudo battement

Tab. 2.5: Les huit catégories de battements cardiaques pour la mise en place de la comparaison battements par battements (Norme ANSI/AAMI EC57 :1998).

Les pseudo battements sont des battements virtuels, qui permettent de faire correspondre une fausse détection ou une détection manquée avec une catégorie lors de la mise en correspondance d'une annotation de référence avec une détection réelle.

Il est alors possible de faire correspondre les catégories de battements recommandées par ANSI/AAMI :EC57 (1998) avec les annotations réalisées pour la base de données ECG IRM. Le tableau 2.6 permet de définir cette correspondance.

La comparaison des battements détectés par la méthode d'analyse automatique avec les annotations (références issues de la base de données ECG IRM) est alors possible. Cette comparaison est faite en associant chaque détection automatique avec une annotation et inversement chaque annotation avec une détection automatique. Seuls les battements de la catégorie U ne sont pas concernés par cette mise en correspondance.

Annotation	Signification	Catégorie de battement
N	Normal Battement	N
L	Left Bundle Branch Block	N
R	Right Bundle Branch Block	N
B	Unspecified Bundle Branch Block	N
V	Premature Ventricular Complex (PVC)	V
S	Supraventricular Premature	S
I	Begin/End Artefact or QRS-like Artefact	U
E	Ventricular Escape	V
F	Ventricular/Normal Fusion	F
r	R-on-T Beat	V
a	Aberrated Atrial Premature	S
A	Atrial Premature	S
J	Nodal Premature	S
e	Atrial Escape	S
n	Supraventricular Escape	S
j	Nodal Escape	S
/	Paced Beat	Q
f	Pace/Normal Fusion	Q
x	non-conducted P-wave	U
Q	Unclassifiable/Questionable Beat	Q
Q	Simulated Beat	Q
U	Begin/End of Unreadable Region	U
{	Start of ventricular flutter	U
}	End of ventricular flutter	U
[Start of ventricular fibrillation	U
]	End of ventricular fibrillation	U
?	Beat not classified	Q

Tab. 2.6: Lien entre les annotations utilisées pour la base de données ECG IRM et les catégories de battements de la norme de ANSI/AAMI EC57 :1998.

Deux battements peuvent être associés s'ils se trouvent dans un intervalle de temps inférieur à 150ms. La meilleure correspondance possible, c'est-à-dire idéalement deux battements de la même catégorie, est donc recherchée dans un tel intervalle de temps.

La norme ANSI/AAMI :EC57 (1998) amène donc à construire une matrice de comparaison battement par battement contenant le nombre de correspondances entre chaque catégorie, comme le montre le tableau 2.7.

Une fois cette matrice construite, les statistiques de qualité de détection des complexes QRS, sensibilité, Se , et prédictivité positive, $+P$, sont calculées.

$$\begin{cases} Se = \frac{TP}{TP + FN} \\ +P = \frac{TP}{TP + FP} \end{cases}, \quad (2.1)$$

		Détections automatiques						
		n	s	v	f	q	o	x
Annotations de référence	N	Nn	Ns	Nv	Nf	Nq	No	Nx
	S	Sn	Ss	Sv	Sf	Sq	So	Sx
	V	Vn	Vs	Vv	Vf	Vq	Vo	Vx
	F	Fn	Fs	Fv	Ff	Fq	Fo	Fx
	Q	Qn	Qs	Qv	Qf	Qq	Qo	Qx
	O	On	Os	Ov	Of	Oq		
	X	Xn	Xs	Xv	Xf	Xq		

Tab. 2.7: Matrice de comparaison battement par battement.

où TP , "True Positive" signifiant vrai positif, est défini par :

$$\begin{aligned}
 TP = & Nn + Ns + Nv + Nf + Nq + \\
 & Sn + Ss + Sv + Sf + Sq + \\
 & Vn + Vs + Vv + Vf + Vq + \\
 & Fn + Fs + Fv + Ff + Fq + \\
 & Qn + Qs + Qv + Qf + Qq,
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

où FP , "False Positive" signifiant faux positif, est défini par :

$$\begin{aligned}
 FP = & On + Os + Ov + Of + Oq + \\
 & Xn + Xs + Xv + Xf + Xq,
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

et FN , "False Negative" signifiant faux négatif, est défini par :

$$\begin{aligned}
 FN = & No + Nx + \\
 & So + Sx + \\
 & Vo + Vx + \\
 & Fo + Fx + \\
 & Qo + Qx.
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

2.2.2 Qualité de débruitage

L' évaluation de la qualité d'un signal, ou inversement du niveau de bruit, reste un problème important pour la communauté de traitement de signal, pour laquelle de nombreuses solutions ont été envisagées.

En effet, malgré les innovations techniques, l'acquisition ECG est encore corrompue par la présence de bruits dont les sources sont diverses : interférence électromagnétique (50Hz), perte du contact des électrodes, mouvement du patient, bruit électromyographique, entre autres. Bien que l'extraction des caractéristiques du signal ECG, les déflexions principales, soit un problème traité plus ou moins aisément, l'extraction du bruit d'un signal ECG est un problème n'ayant pas encore trouvé de solutions universelles. Ainsi, chaque méthode cherchant à traiter un bruit en particulier a été évaluée selon un critère adapté à ce bruit, comme précisé ci-dessous. Il paraît donc légitime d'introduire une méthode d'évaluation de la suppression des artefacts induits spécifiquement par l'environnement IRM.

Dans cette partie, une liste de solutions d'évaluation de la qualité d'un signal ECG, ainsi que leurs inconvénients, seront présentées. Enfin, l'introduction d'une nouvelle méthode d'évaluation de qualité de débruitage des signaux ECG acquis en IRM sera justifiée.

Les mesures standard d'énergie du bruit supposent en général sa stationnarité. Parmi ces méthodes, il est intéressant de citer :

- *La moyenne quadratique (ou énergie) des régions isoélectriques (Clifford et al., 2007).*
Cette méthode est particulièrement adaptée aux signaux ECG classiques, pour lesquels la délimitation des ondes est possible. Malheureusement, lorsque les signaux ECG considérés sont acquis en IRM cette délimitation n'est plus possible en raison de l'effet Hall, et du fait que pratiquement aucune région isoélectrique n'existe.
- *Le rapport de l'amplitude de l'onde R sur l'amplitude du bruit dans la région isoélectrique (Clifford et al., 2007).*
Cette méthode est adaptée pour des artefacts ressemblant à des QRS, mais n'évalue pas de manière correcte des bruits d'amplitude plus faible mais d'énergie importante.
- *Le rapport de la valeur maximale sur la moyenne quadratique du signal (Clifford et al., 2007).*
La valeur maximale est généralement déterminée par l'onde R. Néanmoins, une telle mesure ne permet pas de déterminer à quel point une méthode altère la qualité du signal en réduisant le bruit, l'amplitude de l'onde R étant un critère faible pour évaluer la qualité d'un signal ECG. De plus, les artefacts induits par l'IRM sur les ECG peuvent avoir des amplitudes supérieures à la valeur de l'onde R.
- *Le rapport de l'énergie spectrale dans la bande de fréquence d'intérêt (5 – 40Hz) sur l'énergie spectrale hors de cette bande de fréquence (Clifford et al., 2007).*
Cette mesure peut être intéressante lorsque le bruit est situé en dehors de la bande de fréquence du signal, or il a été démontré que tel n'était pas le cas pour les artefacts de gradient, ni d'ailleurs pour l'effet Hall (Felblinger et al., 1999, Fischer et al., 1999).
- *L'énergie du résidu après une procédure de filtrage (Clifford et al., 2007).*
Cette mesure suppose qu'il est possible d'avoir une approximation du bruit par un simple filtrage, ce qui n'est pas envisageable pour les signaux ECG acquis en IRM.
- *Détermination du bruit par Analyse en Composantes Principales (Clifford et al., 2007, Moody and Mark, 1989)*
Cette méthode suppose que les cinq composantes principales de plus forte énergie constituent le signal, les autres étant du bruit. Cette mesure est intéressante pour une acquisition 12 dérivation, mais étant donné que la base de données ECG IRM ne contient que trois dérivation, elle est inapplicable. De plus, le signal de l'effet Hall aurait également été considéré comme du signal "utile".
- *Comparaison avec un signal ECG de référence (Odille et al., 2007).*
L'estimation du rapport signal sur bruit est basée sur l'approximation d'un signal pseudo-périodique. Ainsi, un signal de cycle cardiaque de référence est estimé sur un enregistrement non artefacté et la comparaison est faite avec les cycles cardiaques

Chapitre 2. Outils d'évaluation

contenant des artefacts de gradient. Au regard de la composition de la base de données, la présence d'extrasystoles ventriculaire entre autres, l'hypothèse de pseudo périodicité du signal ne peut plus être acceptée.

– *Génération de signaux ECG synthétiques (McSharry et al., 2003).*

La solution permettant l'évaluation la plus exacte du rapport signal sur bruit est la génération de signaux de synthèse. Ainsi, en utilisant un modèle de signal ECG réaliste, il est possible de générer son signal d'intérêt et d'y rajouter du bruit, de la coloration voulue, etc... Malheureusement comme cela a déjà été commenté lors de la justification de la création de la base de données, la génération de signaux de synthèse est difficilement envisageable du fait de la particularité du signal ECG acquis en IRM.

Afin d'évaluer de la manière la plus réaliste possible la qualité de débruitage, il est nécessaire d'introduire un nouveau critère spécifique aux acquisitions ECG en IRM.

Ainsi, il est important de rappeler que, pour ces signaux, le niveau de bruit est très élevé. L'effet MHD est un bruit présent dès lors que le sujet se trouve dans le champ magnétique statique. Ce bruit ne laisse alors ressortir que les battements cardiaques et déforme les ondes P et T entre autres. L'évaluation de l'énergie du signal peut donc être restreinte à l'énergie des battements cardiaques (complexes QRS et autres extrasystoles). L'estimation de l'énergie des battements est aisément réalisable, puisque les annotations donnent l'information de leur genèse (partie 2.1.2). La durée d'un battement cardiaque a été fixée à 200ms, ainsi la période temporelle d'occurrence d'un battement est connue.

Il reste alors à évaluer l'énergie du bruit, dont les trois sources principales ont été référencées, à savoir l'effet MHD, la respiration et les artefacts de gradients. Ces derniers sont les plus gênants pour l'analyse du signal et par conséquent, dans ce manuscrit, l'intérêt sera focalisé sur des méthodes de réduction de ces artefacts. Les annotations de la base de données ECG IRM informent également des périodes temporelles lors desquelles de tels artefacts sont présents sur le signal (partie 2.1.2), ce qui rend une évaluation de leur énergie possible.

Soient x_{brut} le signal ECG à débruiter, $x_{debruite}$ le signal résultant du débruitage, Bat l'ensemble des périodes temporelles lors desquelles se déroule un battement cardiaque et Art l'ensemble des périodes de présence d'artefacts de gradient (figure 2.8). Il est alors possible de définir l'évolution de l'énergie du signal (SEE, "Signal Energy Evolution"), l'évolution de l'énergie du bruit (NEE, "Noise Energy Evolution") et l'évolution d'un pseudo rapport signal sur bruit (PSNRE, "Pseudo Signal to Noise Ration Evolution") par :

$$\left\{ \begin{array}{l} SEE = 10 \times \log_{10} \left(\frac{\sum_{i \in Bat} |x_{debruite}(i)|^2}{\sum_{i \in Bat} |x_{brut}(i)|^2} \right) \\ NEE = 10 \times \log_{10} \left(\frac{\sum_{i \in Art} |x_{debruite}(i)|^2}{\sum_{i \in Art} |x_{brut}(i)|^2} \right) \\ PSNRE = SEE - NEE \end{array} \right. , \quad (2.5)$$

La qualité de débruitage d'une méthode de réduction des artefacts de gradient sera donc d'autant meilleure que son $PSNRE$ sera élevé et son NEE faible. Néanmoins, une méthode sera aussi évaluée sur sa capacité à ne pas altérer les signaux ECG à proprement

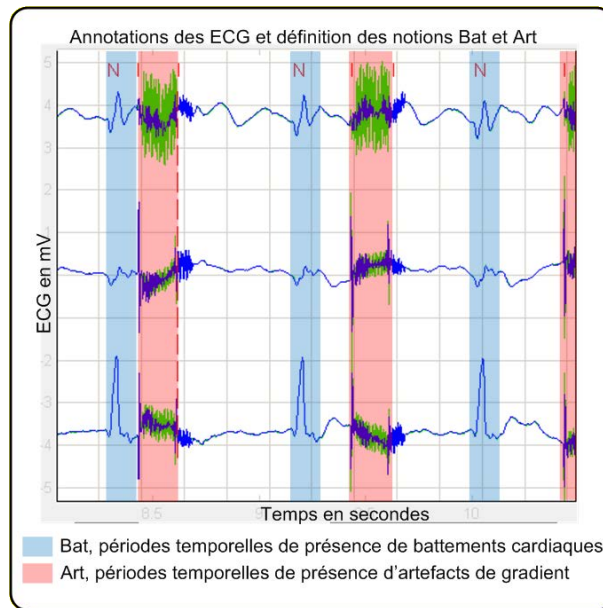


Fig. 2.8: Définition des périodes temporelles de présence des battements cardiaques (*Bat*) et d'artefacts de gradient (*Art*).

parler, ceci pourra être évalué grâce à son *SEE*, qui devra idéalement être proche de zéro.

Ce critère d'évaluation de la qualité de débruitage n'est cependant pas parfait. En effet, il part du principe que dans chaque région d'intérêt, la contribution énergétique d'un signal prend le pas sur l'ensemble des autres contributions. Cette approximation est possible lorsqu'on considère le *SEE*, car lors d'un battement cardiaque (QRS en particulier) l'effet MHD est négligeable et la contribution du signal induit par la respiration est minime bien que non négligeable. De plus, étant donné que les méthodes mises en place consisteront en la réduction des artefacts de gradient, l'ensemble des contributions prises en compte pour le calcul *SEE* doit idéalement être conservé.

L'approximation faite pour l'évaluation du bruit par le *NEE* est quant à elle plus incertaine. En effet, même si dans les régions *Art* la contribution énergétique des artefacts de gradient est la plus importante, il est difficile de négliger l'apport du signal ECG, de l'effet MHD et du signal issu de la respiration. A titre d'exemple, un artefact de gradient peut être induit simultanément avec l'onde T, période où l'effet MHD est le plus important et ce alors que le sujet respire de manière ample pour préparer une apnée, ou alors en même temps qu'un battement cardiaque. Il faudra donc être attentif lors de l'évaluation du *NEE* à ce que la méthode de débruitage ne supprime que les artefacts de gradient et ne réduise pas également les autres contributions du signal. Cela s'avèrera particulièrement problématique pour les signaux issus du capteur 1, particulièrement perturbés par l'effet MHD.

L'ensemble des signaux de référence et des critères d'estimation de la qualité du traitement a donc été présenté dans ce chapitre. Ceci permet donc une évaluation des méthodes de traitement des signaux ECG en IRM présentés dans ce manuscrit.

Un outil d'évaluation des méthodes de traitement des signaux ECG en IRM a été développé. Celui-ci a pris la forme d'une plateforme de test et a été implémenté sous Matlab (MathWorks, Natick, MA).

Cette plate-forme de test prend l'ensemble des signaux ECG issus de la base de données, ainsi que leurs annotations comme données d'entrées. Le logiciel permet de choisir

Chapitre 2. Outils d'évaluation

un certain nombre de paramètres, comme la bande passante des capteurs ECG, la fréquence d'échantillonnage des signaux, la méthode de réduction des artefacts de gradients, le détecteur QRS, etc. Les données sont ensuite traitées séquentiellement, par les différents modules (mise en forme des signaux, débruitage, détection QRS, évaluation de la qualité) selon les paramètres définis. Les résultats, que ce soit la qualité de la détection des battements ou la qualité de débruitage, sont alors évalués sur la base complète mais aussi enregistrement par enregistrement. Les résultats finaux sont enregistrés, rendant ainsi la comparaison des différentes méthodes de traitement aisée.

Chapitre 3

Détection des complexes QRS dans l'environnement IRM

Les limitations des méthodes de l'état de l'art ont été présentées et les axes de recherche nécessitant du développement ont été indiqués dans la partie 1.3.3.3. L'importance de la connaissance du rythme cardiaque pour le développement de méthodes de débruitage y a été soulignée. De nombreuses solutions pour la détection de complexes QRS ont été suggérées (Köhler et al., 2002), parmi lesquelles certaines sont basées sur l'utilisation d'ondelettes. De telles méthodes ont déjà été proposées pour les signaux ECG acquis en IRM (Abi-Abdallah et al., 2006, Sabbah et al., 2007). Cependant les techniques présentées suggèrent l'utilisation des ondelettes comme étape préliminaire à la détection des battements cardiaques pour l'extraction d'un signal de référence ou débruitage. L'ensemble des limitations de ces techniques a été énoncé précédemment et incite à développer une stratégie différente pour la résolution de ce problème.

Les ondes caractéristiques sont des singularités sur le signal ECG, la plus importante étant généralement l'onde R. Or, la détection de singularités est un problème récurrent en traitement du signal, comme par exemple la détection de contours sur une image, pour lequel Mallat and Hwang (1992) ont apporté une solution élégante basée sur l'utilisation des ondelettes. Cette technique a rapidement été étendue aux signaux ECG pour la détection des complexes QRS (Kadambe et al., 1999, Legareta et al., 2005, Li et al., 1995, Martinez et al., 2004, Soria et al., 2006). Cette application s'est avérée être parfaitement adaptée aux signaux ECG acquis de manière standard. Néanmoins, l'environnement IRM s'est montré particulièrement hostile : la présence d'artefacts de gradients, facilement assimilables à des singularités, nécessite la mise en place d'une étape de classification. La régularité locale d'une fonction peut être caractérisée mathématiquement par sa régularité de Lipschitz. Mallat and Hwang (1992) ont montré que l'utilisation des ondelettes est également adaptée à la caractérisation de la régularité de Lipschitz.

Dans un premier temps, les théories des ondelettes, de la régularité Lipschitzienne ainsi que leur application conjointe seront brièvement introduites. Dans un second temps, une explication détaillée de la méthode mise en place pour la détection QRS spécifique aux ECG acquis en IRM sera donnée. Les résultats seront ensuite présentés, avant d'ouvrir une discussion sur cette technique.¹

¹La recherche décrite dans ce chapitre a fait l'objet d'une communication orale à ICASSP, Oster et al. (2009c)

3.1 Théorie

La transformée en ondelettes est devenue un outil de premier ordre dans le domaine du traitement du signal. Celui-ci permet d'analyser un signal de manière temporelle et fréquentielle simultanément, ce qui s'avère d'une grande utilité.

Afin d'explicitier la théorie des ondelettes, il est nécessaire d'introduire un certain nombre de notions et notations.

Soient $p \in \mathbb{N}^*$ et $\mathbf{L}^p(\mathbb{R})$ l'espace de Hilbert des fonctions à valeurs complexes f telles que :

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^p dx < +\infty.$$

Définition 3.1 La norme de $f(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$ est définie par :

$$\|f(x)\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx. \quad (3.1)$$

et le produit scalaire associé à cette norme, avec $g(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$, est noté :

$$\langle f, g \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{g(x)} dx. \quad (3.2)$$

Définition 3.2 La transformée de Fourier d'une fonction $f(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$ est notée $\hat{f}(\omega)$ et est définie par :

$$\hat{f}(\omega) = \langle f, e^{i\omega x} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-i\omega x} dx. \quad (3.3)$$

Définition 3.3 Pour chaque fonction $f(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$, $f_s(x)$ représente la dilatation de $f(x)$ par le facteur d'échelle s , ce qui s'écrit mathématiquement :

$$f_s(x) = \frac{1}{\sqrt{s}} f\left(\frac{x}{s}\right). \quad (3.4)$$

La notion d'ondelettes peut alors être introduite.

Définition 3.4 Soit $\psi(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$ une fonction à valeurs complexes. La fonction $\psi(x)$ est appelée "ondelette" si sa transformée de Fourier, $\hat{\psi}(\omega)$, vérifie la condition d'admissibilité :

$$\int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega = C_{\psi} < +\infty. \quad (3.5)$$

La condition (3.5) implique que l'ondelette ψ est de moyenne nulle, c'est-à-dire que $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = \hat{\psi}(0) = 0$.

Il est généralement souhaité que l'ondelette soit à décroissance rapide, c'est-à-dire que $\forall n \in \mathbb{N}, \|\chi^n \psi(x)\|_{\infty} < \infty$, afin d'avoir une analyse plus localisée d'une fonction.

L'ondelette ψ génère alors une famille d'ondelettes, constituée par l'ensemble de ses dilatées et de ses translatées : $\{\psi_{x,a}(t) = \{\psi_a(t-x)\}_{x \in \mathbb{R}, a \in \mathbb{R}^{++}}\}$.

Définition 3.5 La transformée en ondelettes de la fonction $f(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$ est définie :

$$\forall x \in \mathbb{R}, \forall a \in \mathbb{R}^{++} \quad Wf(x, a) = \langle f, \psi_{x,a} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi_a(t-x)} dt. \quad (3.6)$$

Une transformée en ondelettes d'un signal 1D permet donc de remplir un espace 2D, appelé espace temps-échelle, qui détermine l'évolution fréquentielle du signal en fonction du temps. La variable x est appelée paramètre de translation et permet de déterminer le temps autour duquel l'analyse est réalisée. La variable a est appelée paramètre d'échelle et permet de définir la fréquence autour de laquelle le signal est analysé.

Le choix de l'ondelette influence évidemment l'analyse qui en découle. Deux facteurs principaux sont pris en compte lors de son choix. Le support de l'ondelette, c'est-à-dire l'ensemble $\{x \in \mathbb{R} | \psi(x) \neq 0\}$, détermine la grandeur de la région d'influence d'une singularité du signal. Le nombre de moments nuls, qui va être défini ci-dessous, influe sur les coefficients calculés dans les périodes de grande régularité du signal.

Définition 3.6 Une ondelette ψ a N moments nuls si :

$$\forall k \in \{0, \dots, N-1\}, \quad \int_{\mathbb{R}} x^k \psi(x) dx = 0, \quad (3.7)$$

dans l'espace de Fourier cela équivaut à :

$$\forall k \in \{0, \dots, N-1\}, \quad \frac{d^k \hat{\psi}}{d\omega^k}(0) = 0. \quad (3.8)$$

Plus une ondelette aura un nombre de moments nuls important, plus il sera possible de distinguer les zones de grande régularité du signal étudié.

Une famille d'ondelette, les dérivées $n^{\text{èmes}}$ de gaussienne, a été largement étudiée et sera utilisée dans la suite de ce manuscrit.

Théorème 3.1 Soit $G(x) = e^{-\pi x^2}$ une fonction gaussienne. L'ensemble des dérivées $n^{\text{èmes}}$ de G , $\frac{d^n G(x)}{dx^n}$, est une famille d'ondelettes.

En effet, la transformée de Fourier $\hat{G}(\omega)$ est également gaussienne, $\hat{G}(\omega) = \sqrt{\pi} e^{-\pi \omega^2}$. Cela peut être démontré en considérant $G(x)$ comme la solution de l'équation différentielle suivante :

$$\frac{du}{dx} + 2\pi x u(x) = 0. \quad (3.9)$$

L'équation (3.9) est invariante par transformée de Fourier et sa résolution nous amène à la solution $\hat{G}(\omega) = \hat{G}(0) e^{-\pi \omega^2}$ avec $\hat{G}(0) = \int_{\mathbb{R}} G(x) = \sqrt{\pi}$.

La transformée de Fourier de $\frac{d^n G(x)}{dx^n}$ est donc $(2i\pi)^n \hat{G}(\omega)$ et la condition d'admissibilité (3.5) est alors vérifiée. En effet, $(2i\pi)^n \int_0^\infty \omega^{n-1} e^{-\pi \omega^2} d\omega < \infty, \forall n \in \mathbb{N}^*$.

Il est également intéressant de constater que cette famille d'ondelettes est à décroissance rapide. De plus, l'ondelette $\frac{d^n G(x)}{dx^n}$ a $n-1$ moments nuls.

Parmi l'ensemble des ondelettes de cette famille, l'utilisation de la dérivée seconde d'une gaussienne est particulièrement répandue et est connue sous le nom de Sombrero ou "Mexican Hat" du fait de sa forme (figure 3.1).

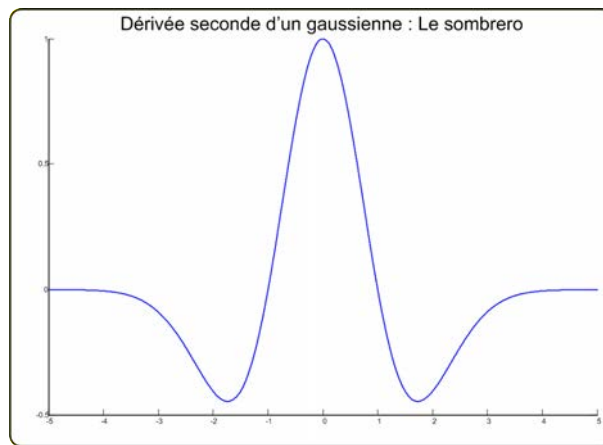


Fig. 3.1: Opposée d'une dérivée seconde d'une gaussienne.

Ainsi, la notion de transformée en ondelettes a été introduite. Cette présentation n'a pas vocation à expliquer de manière approfondie la théorie sous-jacente et ne permet pas de découvrir l'ensemble de ses applications. Plusieurs livres de référence sont, pour ce faire, conseillés (Daubechies, 1992, Mallat, 1998).

Après l'introduction des ondelettes, il est nécessaire de présenter la notion de régularité, ou singularité, et de montrer en quoi celle-ci peut être utile à une analyse des signaux ECG et en particulier à une détection des complexes QRS.

En géométrie différentielle, lorsqu'une courbe est étudiée il existe une condition suffisante portant sur la dérivée pour que la courbe ait une tangente. Lorsque la condition est remplie le point est dit régulier. Cette notion de régularité peut être étendue à l'ensemble des signaux. La régularité d'un signal peut se caractériser mathématiquement par sa régularité Lipschitzienne, qui se définit de la manière suivante.

Définition 3.7 Soit f une fonction de $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. Soit $n \leq \alpha < n + 1$, $n \in \mathbb{N}$. f est dite Lipschitz- α en x_0 si il existe un réel K et un polynôme P_n de degré n tel que :

$$\forall h \in \mathbb{R}, \quad |f(x_0 + h) - P_n(h)| < K|h|^\alpha. \quad (3.10)$$

Cette définition locale peut être étendue sur l'ensemble d'un segment :

Définition 3.8 Une fonction f est dite uniformément Lipschitz- α sur $[a, b]$ si elle vérifie la condition (3.10) pour tout $x_0 \in [a, b]$ avec K indépendant de x_0 .

Définition 3.9 La régularité Lipschitzienne en un point ou sur un segment est le $\sup \alpha$ pour lesquels la fonction est Lipschitz- α .

La régularité Lipschitzienne est une extension de la notion de continûment différentiable. Cette notion de régularité Lipschitzienne peut également être étendue à l'espace des distributions et peut par conséquent amener à trouver des régularités Lipschitziennes localement négatives. Un dirac est, par exemple, de régularité -1 en zéro.

Définition 3.10 Un point x_0 pour lequel la fonction f n'est pas Lipschitz-1 est appelé singularité de la fonction.

Il est possible de caractériser la régularité Lipschitzienne globale par analyse de Fourier, et de démontrer que :

Théorème 3.2 Une fonction f est bornée et uniformément Lipschitz- α si sa transformée de Fourier, \hat{f} vérifie :

$$\int_{\mathbb{R}} |\hat{f}(\omega)| (1 + |\omega|^\alpha) < +\infty. \quad (3.11)$$

Il est néanmoins plus intéressant de pouvoir évaluer la régularité Lipschitzienne locale d'une fonction. Il est évident que la transformée de Fourier n'est pas adaptée à une telle application et c'est pour dépasser cette limitation que l'utilisation de la transformée en ondelettes a été proposée.

Soient $p \in \mathbb{N}^*$ et une ondelette ψ de support compact, de classe \mathcal{C}^p , à décroissance rapide et à p moment nuls. La transformée en ondelettes d'une fonction f sera notée $Wf(x, a) = \langle f, \psi_{x,a} \rangle$.

La caractérisation de la régularité Lipschitzienne locale peut alors être déterminée par le théorème suivant, appelé théorème de Jaffard :

Théorème 3.3 Soit $\alpha \leq p$ et soit $f \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$. Si la fonction f est Lipschitz- α en x_0 , alors il existe $A > 0$ telle que :

$$\forall (x, a) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^+, \quad |Wf(x, a)| \leq Aa^{\alpha + \frac{1}{2}} \left(1 + \left| \frac{x - x_0}{a} \right|^\alpha \right). \quad (3.12)$$

Réciproquement, si α non entier et $\alpha < p$ et s'il existe $A > 0$ et $\alpha' < \alpha$ tels que :

$$\forall (x, a) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^+, \quad |Wf(x, a)| \leq Aa^{\alpha' + \frac{1}{2}} \left(1 + \left| \frac{x - x_0}{a} \right|^{\alpha'} \right). \quad (3.13)$$

alors f est Lipschitz- α en x_0 .

Lorsque les singularités non oscillantes ne sont pas considérées, il est possible de restreindre la région du plan espace-échelle dans laquelle la singularité est étudiée.

En effet, seule une région localisée du plan espace-échelle est influencée par le point x_0 . Cette région est appelée cône d'influence.

Définition 3.11 Soit $[-C, C]$ le support compact de l'ondelette ψ . le cône d'influence de x_0 est alors défini par l'ensemble des points $(b, a) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^+$ tel que $|b - x_0| \leq Ca$.

Ainsi, en se plaçant dans le cône d'influence de x_0 les relations 3.13 et 3.12 peuvent se réécrire :

$$\forall (x, a) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^+ \text{ tel que } |x - x_0| < Ca, \quad |Wf(x, a)| \leq A'a^{\alpha + \frac{1}{2}}. \quad (3.14)$$

La transformée en ondelettes s'avère donc être un outil capable de caractériser la régularité locale d'un signal.

L'intérêt d'une analyse de régularité d'un signal consiste à pouvoir en détecter et caractériser les singularités. Ainsi, la détection des singularités dans une image permet, entre autres, une extraction de contours. C'est pour cette finalité que [Mallat and Hwang \(1992\)](#) ont mis au point une technique permettant de détecter et caractériser les singularités d'un signal.

Cette méthode utilise les notions de maximum local des transformées en ondelettes et de lignes de maxima.

Chapitre 3. Détection des complexes QRS dans l'environnement IRM

Définition 3.12 Soit $Wf(x, a)$ la transformée en ondelettes de f . Le maximum local d'ondelettes, ou encore "module max" désigne un maximum local de la fonction $x \mapsto |Wf(x, a)|$. Les points (x_0, a) sont eux-mêmes appelés par abus de langage maxima d'ondelettes.

Définition 3.13 Toute courbe connexe (x_0, a) du plan temps-échelle telle que $|Wf(x_0, a)|$ est un maximum local de $x \mapsto |Wf(x, a)|$ est appelée ligne de maxima.

Mallat and Hwang (1992) ont démontré qu'une singularité d'un signal f ne pourra être située qu'aux endroits où le module de sa transformée en ondelettes atteint des maxima locaux aux échelles fines. Ceci peut être retranscrit par le théorème suivant :

Théorème 3.4 Soit ψ , une ondelette \mathcal{C}^n à support compact; telle qu'il existe θ vérifiant $\int_{-\infty}^{\infty} \theta(t) dt \neq 0$ et que $\psi = (-1)^n \theta^{(n)}$. Soit $f \in \mathbf{L}^1[c, d]$. S'il existe $a_0 > 0$ tel que $|Wf(x, a)|$ n'a pas de maximum local pour $x \in [c, d]$ et $a < a_0$, alors f est uniformément Lipschitz- n sur $[c + \varepsilon, d - \varepsilon], \forall \varepsilon > 0$.

Il a donc été proposé de caractériser une singularité en x_0 en observant l'ensemble des module max inclus dans le cône d'influence de x_0 (figure 3.2).

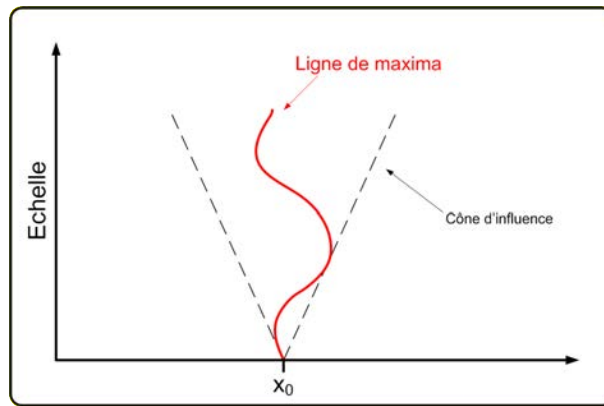


Fig. 3.2: Représentation d'une ligne de maxima et du cône d'influence.

Théorème 3.5 Soit une ondelette ψ utilisée ici est \mathcal{C}^n à support compact telle qu'il existe θ vérifiant $\int_{-\infty}^{\infty} \theta(t) dt \neq 0$ et $\psi = (-1)^n \theta^{(n)}$. Soient f une distribuée tempérée, $\alpha < n$ non entier et $x_0 \in]c, d[$. Soient $a_0 > 0$ et $C > 0$ tels que les maxima (x, a) de $|Wf(x, a)|$ avec $a < a_0$ et $x \in]c, d[$ soient contenus dans le cône $|x - x_0| \leq Ca$.

Alors, f est Lipschitz- α en x_0 si et seulement si il existe A tel que pour tout module max (x, a) de $|Wf(x, a)|$ dans le cône défini plus haut, $|Wf(x, a)| \leq Aa^{\alpha + \frac{1}{2}}$, ou bien $\log_2(|Wf(x, a)|) \leq (\alpha + 1/2) \log_2(a) + \log_2(A)$.

Ainsi, il a été proposé de suivre les lignes de maxima jusqu'aux échelles les plus fines pour localiser les singularités. De plus, une caractérisation de ces singularités est rendue possible par une étude du comportement asymptotique des valeurs $|Wf(x, a)|$ des modules max. Comme le montre le théorème 3.5, la pente en échelle log log de l'amplitude des module max en fonction des échelles permet de caractériser la singularité à l'aide du coefficient de Lipschitz.

Toutefois, aucune preuve de l'existence de lignes de maxima n'a été avancée précédemment. Cette preuve a été apportée par Mallat (1998), lorsque le choix de l'ondelette se tourne vers l'ensemble des dérivées $n^{\text{ièmes}}$ d'une gaussienne.

Théorème 3.6 Soit $\psi = (-1)^n \frac{d^n G}{dx^n}$ où G est une gaussienne. Soit f une fonction de $L^2(\mathbb{R})$. Alors les maxima d'ondelettes de $Wf(x, a)$ appartiennent à des courbes connexes jamais interrompues quand l'échelle a décroît.

Cette théorie a donc permis d'introduire une méthode de détection des singularités, basée sur la recherche de lignes de maxima dans l'espace temps-échelle. Elle a été appliquée dans de nombreux domaines, comme l'imagerie médicale (Cadet, 2004) par exemple. Cette technique a également été appliquée à des signaux ECG.

En effet, la détection des lignes de maxima dans l'espace temps-échelle a été proposée à plusieurs reprises (Addison, 2005). Les différentes méthodes proposées diffèrent selon l'ondelette utilisée, transformée en ondelettes dyadiques avec un spline quadratique (Kadambe et al., 1999, Li et al., 1995, Martinez et al., 2004, Soria et al., 2006) et des méthodes de détection des maxima légèrement différentes ou alors une transformée en ondelettes continue avec un sombrero (Legareta et al., 2005). L'ensemble de ces méthodes obtient des résultats satisfaisants lorsqu'il s'agit de traiter des signaux ECG standard, dans lesquels les principales singularités sont des battements cardiaques. La représentation d'un tel signal est donnée sur la figure 3.3.

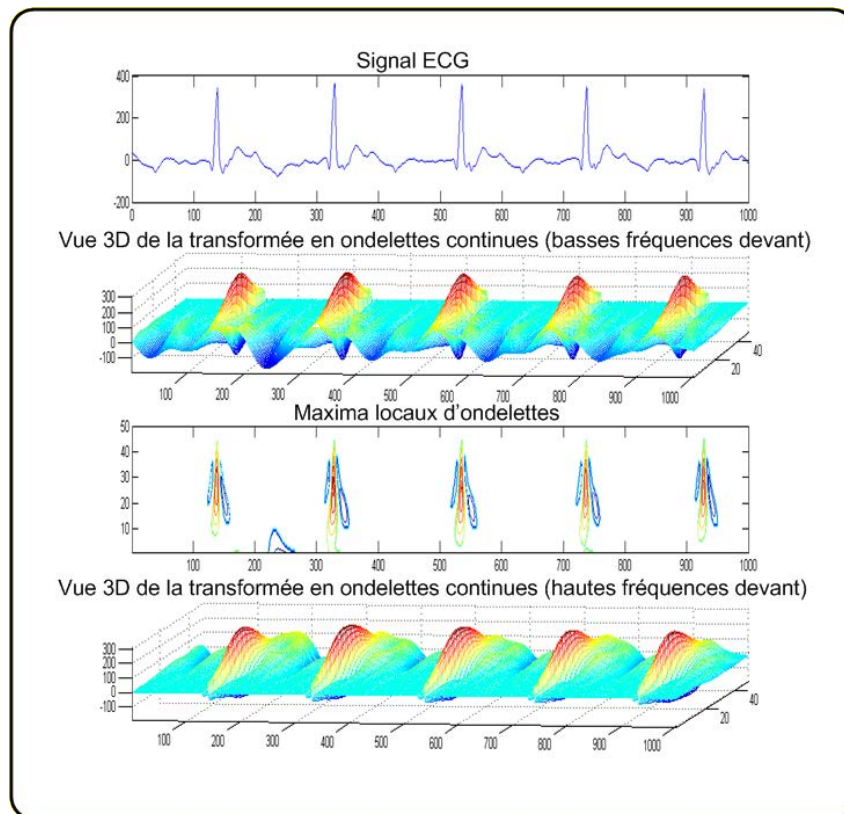


Fig. 3.3: Représentation 3D d'une transformée en ondelettes continue et des maxima locaux d'une tranche de signal ECG standard.

Toutefois, l'acquisition de signaux ECG en IRM induit des artefacts importants, dont certains peuvent être des singularités d'amplitude supérieure à une onde R (figure 3.4). Ainsi, la mise en place d'une telle méthode en environnement IRM nécessite l'ajout d'une étape de classification supplémentaire permettant d'exclure les détections d'artefacts.

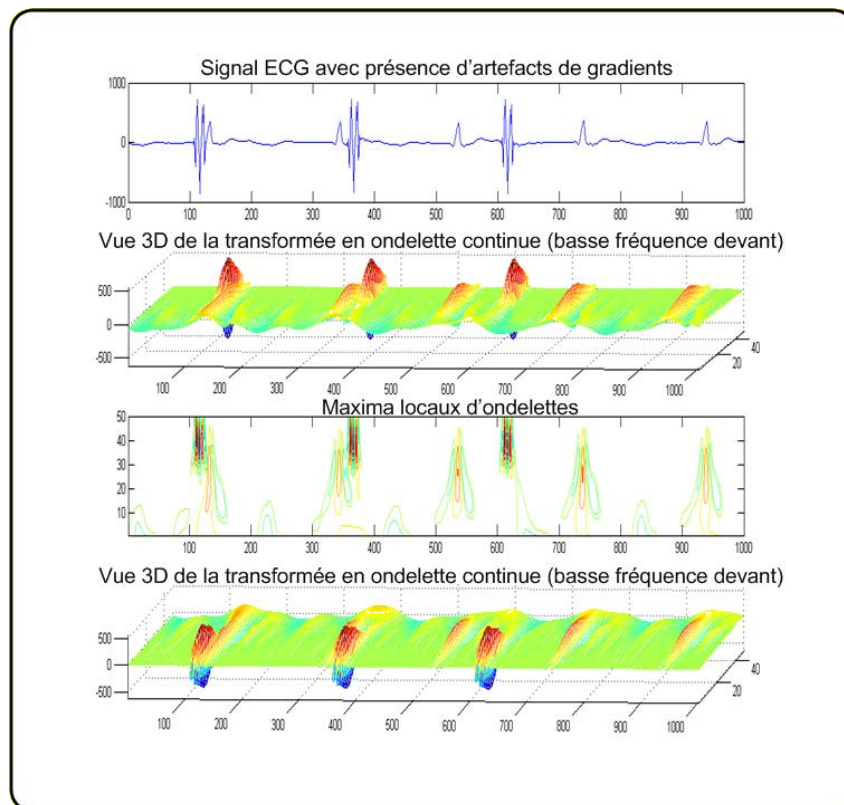


Fig. 3.4: Représentation 3D d'une transformée en ondelettes continue et des maxima locaux d'une tranche de signal ECG en présence d'artefacts de gradients.

3.2 Méthode

Comme cela a été décrit dans la partie précédente, les singularités d'un signal peuvent être détectées en repérant les lignes de maxima dans sa transformée en ondelettes. De plus, une caractérisation de ses singularités est possible en observant la pente des lignes de maxima. C'est sur cette théorie que va être basé un détecteur QRS spécifique à l'environnement IRM, qui sera appelé DRONE (pour Détecteur des ondes R par transformée en ONdelettEs) dans la suite de ce manuscrit.

La méthode présentée se décompose en deux phases distinctes. La première phase consiste en l'extraction des singularités du signal par détection des lignes de maxima. Celle-ci est réalisée comme présentée par Legareta et al. (2005). La seconde sert d'étape de classification des singularités correspondant à des QRS et des artefacts. Elle consiste en une évaluation de la pente des lignes de maxima et une acceptation ou rejet par comparaison avec des seuils.

3.2.1 Extraction des singularités

La méthode utilise les deux voies acquises par les capteurs 1 et 3, de telle sorte que la représentation complexe du VCG, $f(x) = r(x)e^{i\beta(x)}$, se calcule par la formule suivante :

$$f(x) = r(x)e^{i\beta(x)} = ECG_3 - iECG_1, \quad (3.15)$$

où ECG_j représente la $j^{\text{ième}}$ voie de l'enregistrement ECG.

Supposons connu β_{QRS} , l'angle de l'onde R dans la représentation complexe présentée ci-dessus. Il est alors possible de projeter le signal VCG complexe le long de l'axe de l'onde

R, ou axe électrique du cœur, afin de créer le signal, $g(x)$, d'entrée du système :

$$g(x) = r(x) (\cos(\beta(x) \cos(\beta_{QRS})) + \sin(\beta(x)) \sin(\beta_{QRS})). \quad (3.16)$$

La figure 3.5 permet de récapituler cette étape, qui a pour objectif d'obtenir un signal pour lequel l'onde R a une amplitude maximale.

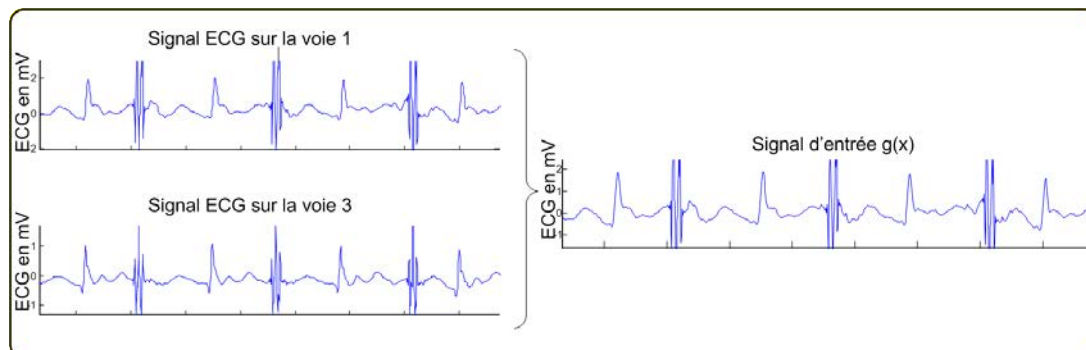


Fig. 3.5: Création du signal d'entrée du détecteur, projection le long de l'axe électrique du cœur.

Il est alors possible de calculer la transformée en ondelettes de $g(x)$ et donc d'obtenir sa représentation dans l'espace temps-échelle (figure 3.6). Comme pour l'ensemble des applications utilisant les ondelettes, le choix de ces dernières est primordial. Dans cette étude, ce choix s'est tourné vers une transformée en ondelettes continue en utilisant le sombrero. Il a été dicté par la possibilité de suivre les lignes de maxima avec plus de précisions le long des échelles, comme énoncé par Legareta et al. (2005). Le théorème 3.6 encourage également l'utilisation d'une dérivée de gaussienne pour un suivi continu des maxima d'ondelettes. De plus, étant donné qu'une caractérisation des singularités va être nécessaire et que cette information est contenue dans la pente des lignes de maxima, l'utilisation d'une transformée en ondelettes continue et non dyadique est souhaitable. L'estimation de la régularité pourra ainsi être réalisée de manière plus précise.

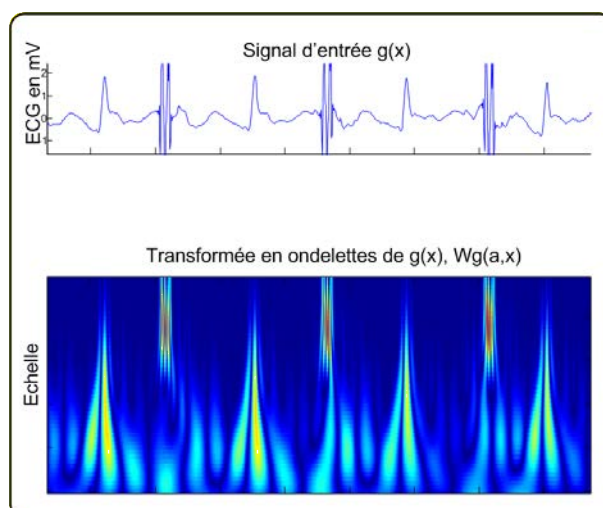


Fig. 3.6: Transformée en ondelettes du signal d'entrée $g(x)$.

La recherche des lignes de maxima peut alors commencer. Celle-ci va être menée selon la méthode présentée par Legareta et al. (2005). Il est intéressant à ce stade d'introduire la correspondance entre l'échelle de l'ondelette et la fréquence correspondante. En effet, la

Chapitre 3. Détection des complexes QRS dans l'environnement IRM

décomposition temps-échelle correspond également à une analyse temps-fréquence, chaque échelle représentant l'analyse du signal autour d'une fréquence, f . La conversion entre la fréquence d'analyse et l'échelle suit l'équation :

$$f = \frac{f_c}{a\Delta t}, \quad (3.17)$$

où Δt est la période d'échantillonnage $\Delta t = 1/f_s$ et f_c est la fréquence caractéristique de l'ondelette, qui vaut $\sqrt{5/2}/2\pi = 0.251$ pour le sombrero (Legareta et al., 2005).

La recherche de lignes de maxima, pour qu'elle soit adaptée aux complexes QRS, devra être localisée principalement autour des fréquences 10Hz – 50Hz, dans lesquelles leur énergie se concentre (Sörnmo and Laguna, 2005).

La première étape de la recherche de lignes de maxima consiste à rechercher les maxima d'ondelettes à une échelle a donnée, qui a été fixée à 4, soit une fréquence de 15Hz pour un signal échantillonné à 250Hz. Seuls des maxima d'ondelettes au dessus d'un seuil prédéfini, s_{a_0} , sont conservés. La détermination de ce seuil sera explicitée ultérieurement.

Il s'en suit alors une recherche des lignes de maxima compris entre les fréquences allant de 10.5Hz à 21Hz, correspondant aux échelles 6 à 3 respectivement. Ceci est réalisé à partir des maxima d'ondelettes détectées dans la première étape, auxquels des correspondances sont recherchées le long des échelles. La théorie montre que les lignes de maxima sont connexes le long des échelles, la recherche d'un correspondant d'un maximum d'ondelettes à une échelle contiguë devrait donc être réalisée uniquement sur trois échantillons. Néanmoins, en raison des effets de la discretisation de l'espace temps-échelle, la recherche d'un correspondant à un maximum d'ondelettes est réalisée en pratique sur un voisinage plus important, à $\pm 10ms$. La figure 3.7 résume les étapes de cette recherche de lignes de maxima.

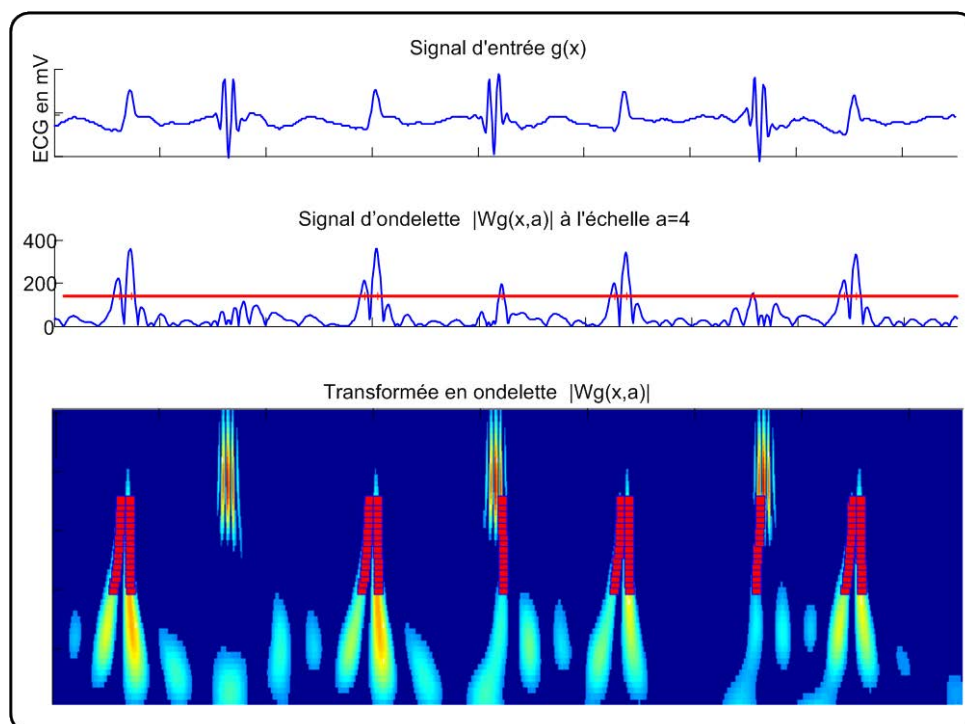


Fig. 3.7: Détection des lignes de maxima (en haut : signal d'entrée $g(x)$, au milieu : détection des maxima d'ondelettes au dessus d'un seuil à l'échelle $a = 4$, en bas : détection des lignes d'ondelettes entre les fréquences 10.5Hz – 21Hz, celles-ci sont repérées par un carré rouge).

A la fin de cette étape, l'ensemble des lignes de maxima correspondant potentiellement

à des complexes QRS est répertorié. Un test supplémentaire permet de ne conserver qu'une seule ligne de maxima à l'intérieur d'un intervalle de $150ms$, les maxima d'amplitude plus faible étant supprimés. Ceci permet de conserver prioritairement les lignes de maxima correspondant aux ondes R et de ne pas tenir compte de celles issues des ondes Q et S.

A partir de là, la première phase de la méthode est terminée. L'ensemble des singularités a été détecté. La méthode proposée par Legareta et al. (2005) s'en tient à cette phase et ceci permet d'obtenir d'excellents résultats sur des acquisitions d'ECG standard.

3.2.2 Caractérisation des singularités détectées

La seconde phase de la méthode DRONE consiste ensuite à trier l'ensemble des singularités détectées en deux catégories : les battements cardiaques et les artefacts dus l'environnement IRM. Mallat and Hwang (1992) ont montré que la caractérisation de la régularité est possible en étudiant les pentes des lignes de maxima (théorème 3.5). La classification des singularités détectées est donc réalisée en calculant la pente de ces lignes de maxima en échelle log. La pente est déterminée sur deux segments d'échelle, le premier entre 10.5 et $15Hz$ et le second entre 15 et $21Hz$, appelées respectivement α_1 et α_2 . Ces deux coefficients sont alors comparés à des seuils, dont la détermination sera explicitée ultérieurement. Si elle appartient à un certain intervalle, respectivement $[m_1, M_1]$ et $[m_2, M_2]$, alors la singularité sera considérée comme étant un battement cardiaque. Ces intervalles d'appartenance à un battement cardiaque évoluent de sorte à tenir compte de la non-stationnarité du signal ECG, le principe de cette évolution sera détaillé dans la sous-section suivante. La caractérisation de la régularité des singularités est illustrée sur la figure 3.8.

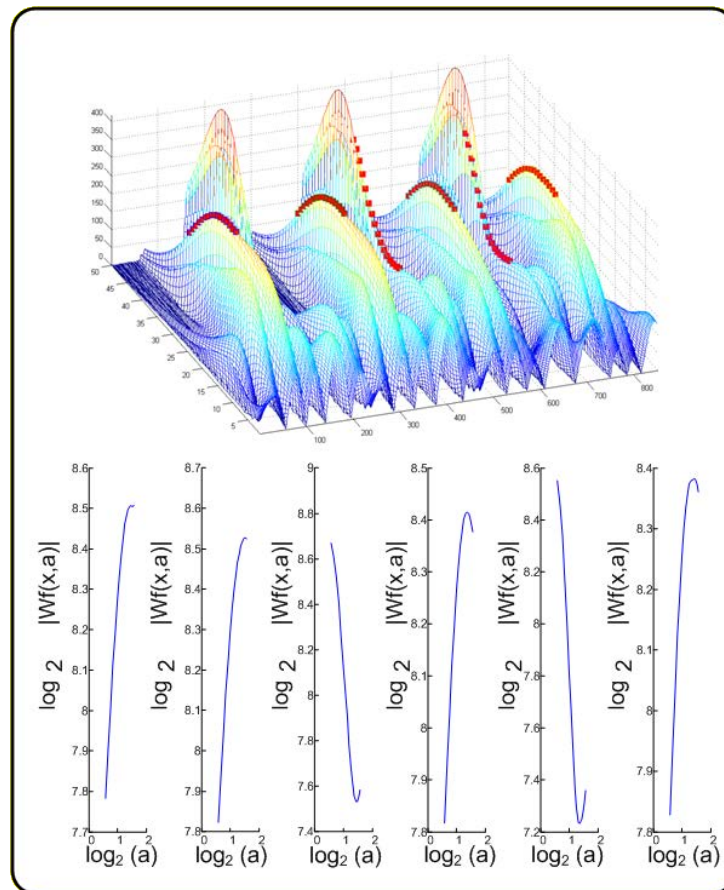


Fig. 3.8: Caractérisation de la régularité des singularités détectées (En haut : Représentation 3D de la transformation en ondelettes, les lignes de maxima sont repérées par des carrés rouges, en bas : Courbes en échelle log log des différentes lignes de maxima).

La méthode de détection des complexes QRS spécifique à l'environnement IRM a donc été présentée. Lors de cette présentation, un certain nombre de valeurs a été supposé connu, comme l'axe électrique du cœur, le seuil de détection des maxima d'ondelettes ou les seuils d'acceptation des coefficients α_1 et α_2 . La détermination de ces différentes valeurs est initialement effectuée lors d'une phase de calibration, correspondant à un enregistrement de l'ECG en dehors du tunnel de l'IRM. L'existence d'une telle phase de calibration ne remet pas en cause la mise en place de la méthode dans un contexte clinique. En effet, lors de l'installation d'un patient pour un examen IRM, l'ensemble des capteurs est installé et leur fonctionnement vérifié hors de l'IRM. La durée de cette phase d'installation est suffisante pour permettre à la méthode d'être calibrée.

3.2.3 Calibration

Cette phase de calibration consiste à détecter les complexes QRS par la méthode présentée précédemment, les différences résidant dans l'utilisation du signal $r(x) = |ECG_1 - iECG_3|$ en lieu et place de $g(x)$. Le seuil s_{a_0} a été fixé de manière heuristique à deux fois la racine carrée de la moyenne quadratique du signal $Wr(x, a_0)$. Enfin, la phase de classification des singularités n'est *a priori* plus nécessaire, puisque hors IRM aucun artefact de gradients n'est présent. Ainsi donc, connaissant la localisation de l'ensemble des complexes QRS, il est possible de calculer l'axe électrique du cœur, β_{QRS} .

La procédure de détection est alors effectuée une nouvelle fois, mais cette fois en utilisant le signal $g(x)$. Le seuil s_0 peut alors être fixé à deux fois la racine carrée de la

moyenne quadratique du signal $Wg(x, a_0)$. Ce seuil est ensuite conservé pour l'ensemble des enregistrements d'un même sujet. Enfin, les coefficients α_1 et α_2 sont évalués, ceci afin de calculer leur moyenne et écart-type, m_{α_i} et std_{α_i} , avec $i \in \{1, 2\}$. Il est ensuite possible de déterminer l'intervalle de confiance pour la classification des singularités de la manière suivante :

$$\begin{aligned} m_i &= m_{\alpha_i} - \max(0.5, 3 \times std_{\alpha_i}), \text{ où } i \in \{1, 2\} \\ M_i &= m_{\alpha_i} + \max(0.5, 3 \times std_{\alpha_i}), \text{ où } i \in \{1, 2\} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Les valeurs m_i et M_i ne sont néanmoins pas fixées, mais recalculées à chaque nouvelle détection de complexes QRS. Les formules (3.18) restent valables, mais m_{α_i} et std_{α_i} sont réévalués de manière adaptative.

L'ensemble de la méthode DRONE a donc été présenté. Afin de rendre la détection QRS compatible avec le monitoring, celle-ci a été mise en place avec une technique de fenêtre glissante. Ainsi, une fenêtre de 2 secondes glisse sur l'ensemble des enregistrements avec un pas de 0.5 secondes. Une information de détection peut donc être disponible toutes les demi secondes et le délai de la détection d'un complexe QRS n'excède pas la seconde.

3.3 Résultats

La validation de cette méthode a été réalisée en évaluant la qualité de sa détection des complexes QRS, comme présenté dans la partie 2.2.1. Ces résultats ont été comparés avec des méthodes de l'état de l'art :

- les détections, sur le signal brut, issues d'une méthode industrielle présente dans un appareil de monitoring Argus (Schiller, Baar, Suisse), qui seront désignées par l'acronyme *Brut*.
- les détections sur les signaux débruités par la méthode LMS (Abächerli et al., 2005) issues du même détecteur, désignées par l'acronyme *LMS*.
- les détections réalisées par la méthode VCG (Fischer et al., 1999), désignées par *VCG*.
- les détections issues d'un détecteur basé sur les ondelettes, qui ne contient pas la phase de classification des singularités détectées, pouvant s'apparenter à la méthode présentée par Legareta et al. (2005), désignées par *Ondelette*
- les détections issues de la méthode DRONE présentée précédemment.

L'ensemble des résultats obtenus sur la base de données est rassemblé dans le tableau 3.1

Méthode	Base complète		Enregistrements peu perturbés		Enregistrements très perturbés	
	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>
<i>Brut</i>	98.4	92.6	99.6	98.0	91.8	69.5
<i>VCG</i>	97.1	86.7	97.5	89.3	94.9	74.2
<i>LMS</i>	99.5	97.6	99.7	99.2	98.3	89.6
<i>Ondelette</i>	99.6	96.2	99.8	98.6	99.1	84.8
DRONE	99.0	98.8	99.4	99.6	96.8	94.1

Tab. 3.1: Tableau comparatif des détections QRS sur la base de données ECG IRM

Chapitre 3. Détection des complexes QRS dans l'environnement IRM

Les résultats obtenus par la méthode *Brut* sont relativement mauvais. C'est essentiellement le cas sur les enregistrements très perturbés, avec une prédictivité positive à moins de 70%, alors qu'elle est de 98% pour les enregistrements peu perturbés. Cela souligne la nécessité de mettre en place des méthodes de débruitage préalablement au détecteur QRS ou de développer un détecteur QRS spécifique à l'environnement IRM.

Les résultats du *VCG* sont également décevants, avec une prédictivité positive à 86.7% sur la base complète. Cela s'explique par la présence de deux sujets dans la base de données ayant des signaux de faible amplitude. Fischer et al. (1999) ont expliqué que leur méthode pouvait rencontrer des difficultés dans une telle situation. Il est néanmoins intéressant de remarquer que la prédictivité positive sur les enregistrements très perturbés est améliorée de 5 points par rapport à la méthode *Brut*. Ces résultats sont encore meilleurs quand les deux sujets avec des signaux de faible amplitude sont exclus : la méthode obtient alors une sensibilité de 98.6% et une prédictivité positive de 96.3% sur la base complète. La prédictivité positive sur les enregistrements très perturbés atteint 87.0%, ce qui prouve l'efficacité de la méthode dans la majorité des cas.

La méthode *LMS* parvient à améliorer de manière significative les résultats de détection, avec une sensibilité de 99.5% et une prédictivité positive de 97.6%. Les résultats sont encore plus significatifs sur les signaux très perturbés, avec une augmentation de 20 points de la prédictivité positive par rapport à la méthode *Brut* et une augmentation de 6.5 points de sensibilité. Ces résultats permettent de montrer l'efficacité des techniques de débruitage basées sur l'information des gradients. Ils indiquent également que la principale source de fausses détections à $1.5T$ réside dans les artefacts de gradients.

Les résultats obtenus par la méthode *ondelette* (Legareta et al., 2005) sont encourageants et relativement proches des résultats obtenus par le *LMS* sur la base complète. Ceci montre que l'utilisation d'ondelettes pour la détection de complexes QRS est bien adaptée et est une voie de recherche à explorer. Néanmoins, la prédictivité positive sur les enregistrements très perturbés est inférieure de 5 points au résultat du *LMS*. Ceci permet de mettre en lumière la nécessité de mettre en place une étape de classification spécifique à l'environnement IRM.

Enfin, les résultats obtenus par la méthode *DRONE* offre le meilleur compromis entre la sensibilité et la prédictivité positive, avec environ 99% dans les deux cas. La méthode présentée obtient une meilleure prédictivité positive sur la base complète par rapport au *LMS* (+1.2 points), et cette amélioration est encore plus marquée sur les enregistrements très perturbés (+ 4.5 points). Le *LMS* permet d'obtenir une meilleure sensibilité, en particulier sur les enregistrements très perturbés (+1.5 points). La comparaison avec la méthode *Ondelette* permet d'éclairer ce dernier point. La méthode *Ondelette* obtient la meilleure sensibilité parmi l'ensemble des méthodes. La méthode *DRONE* peut en théorie atteindre le même score, mais cela dépend de l'étape de classification. La baisse de sensibilité de la méthode *DRONE* par rapport à la méthode *Ondelette* (-0.6 points) montre l'imperfection de la classification des singularités. Cette baisse de sensibilité est encore plus marquée sur les enregistrements très perturbés. La superposition d'artefacts et de QRS pose des problèmes et permet d'expliquer en partie cet aspect des résultats.

3.4 Discussion

Les résultats montrent la pertinence de l'approche et la qualité de monitoring qu'elle peut apporter pour une population de sujets sains, ou souffrant d'extrasystoles supraventriculaires. Cette remarque est importante. En effet, l'ensemble des sujets de la popu-

lation a des battements cardiaques dont la morphologie n'évolue pas, contrairement aux extrasystoles ventriculaires (ESV). La classification des singularités basée sur une estimation de la régularité devrait selon toute vraisemblance être capable d'exclure les battements cardiaques de morphologie différente des complexes QRS, en particulier les ESV. L'inclusion des sujets souffrant d'ESV dans la base de données ECG IRM permettra d'étudier cet aspect du problème et de mettre en place une solution adaptée au monitoring.

L'élaboration d'une technique de classification plus complexe est d'ailleurs une voie d'amélioration possible pour cette méthode. En effet, il est envisageable d'utiliser la caractérisation des singularités pour différencier les battements cardiaques. Des techniques d'apprentissage non supervisé, de type growing neural gas (Fritzke, 1995), pourrait en effet pendant la période de calibration déterminer les classes de battements cardiaques, afin de les utiliser pour l'étape de classification. Il serait également intéressant de réussir à dissocier un artefact de gradient d'un artefact de gradient superposant un complexe QRS. La possibilité de discerner ces deux cas pourraient permettre l'augmentation de la sensibilité de la méthode présentée.

La méthode DRONE, du fait de l'utilisation d'ondelettes est incompatible avec les contraintes imposées pour la synchronisation. En effet, cette méthode est "offline", mais sa mise en place avec une technique de fenêtre glissante permet néanmoins son application pour le monitoring de patient. Les paramètres de déplacement et de longueur de la fenêtre glissante permettent de jouer sur le délai que l'on accorde à la détection mais aussi sur la complexité calculatoire de la méthode. La transformée en ondelettes continue est l'opération la plus lourde. Son implémentation a été réalisée selon les codes disponibles dans la bibliothèque Wavelab. Sa complexité est en $\mathcal{O}(n \log(n))$, en raison de la transformée de Fourier du signal d'entrée et d'une transformée de Fourier inverse. Le nombre d'échelles nécessaires pour la méthode est un facteur multiplicatif de la complexité. La méthode proposée utilise 10 échelles de la transformée en ondelettes, pour la détection des lignes de maxima et la caractérisation de la régularité. La recherche des maxima ne s'effectue qu'une seule fois sur l'ensemble de la fenêtre, puisque les lignes de maxima sont détectées en cherchant des correspondances aux maxima détectés dans un premier temps. De même, le calcul des coefficients de régularité s'effectue uniquement sur les singularités détectées. Ainsi, la complexité calculatoire n'est pas un problème insurmontable et la mise en place de cette méthode dans un appareil de monitoring est envisageable.

Enfin, comme l'ensemble des détecteurs spécifiques à l'environnement IRM, cette technique n'apporte pas d'amélioration de la qualité du signal. Elle ne permet donc pas d'aider un clinicien dans son contrôle visuel des détections automatiques. Mallat and Hwang (1992) ont proposé une reconstruction du signal à partir des singularités détectées. Cette approche pourrait s'avérer intéressante dans le cadre du débruitage, afin de fournir un signal exploitable aux cliniciens en excluant les singularités dues aux artefacts.

Chapitre 4

Approche statistique pour le traitement des signaux électrophysiologiques acquis en IRM

Dans ce chapitre, le traitement des signaux électrophysiologiques acquis en IRM va être abordé avec une approche statistique. Le traitement statistique du signal est un pan important du traitement du signal contenant un certain nombre de techniques, qui s'avèreront intéressantes pour la résolution du problème posé.

Ce chapitre se décompose en deux parties distinctes. La première consiste en l'utilisation de l'analyse en composantes indépendantes (ACI) pour la séparation aveugle des sources, afin de réduire les artefacts de gradients présents sur les signaux ECG. La seconde partie étudie l'approche bayésienne dans la perspective de deux applications différentes : d'une part, la mise en place d'un système de débruitage utilisant l'information des signaux de gradients et d'autre part, une prédiction des variations du rythme cardiaque permettant une adaptation des paramètres d'acquisition IRM.

4.1 Débruitage sans information des gradients

Comme cela a pu être souligné précédemment, la connaissance des signaux de gradients pour la mise au point de solutions de débruitage est souvent une exigence rédhibitoire. En effet, cette information peut être fournie de deux manières distinctes, soit par une connexion à l'électronique du système IRM soit par un capteur développé pour l'acquisition des variations de champ magnétique, comme cela a pu être décrit par [Laudon et al. \(1998\)](#). Ces deux solutions ont chacune leur inconvénient : la première nécessite l'existence *a minima* d'un partenariat avec le fabricant de scanner IRM et la seconde le développement, souvent coûteux, d'un nouvel appareil électronique.

Parmi l'ensemble des techniques de l'état de l'art n'utilisant pas l'information des gradients, seul [Fischer \(2003\)](#) a proposé une solution de débruitage des signaux ECG. Celle-ci est basée sur l'acquisition de deux voies ECG, correspondant aux dérives 2 et 3 de la base de données ECG. L'hypothèse émise est l'existence d'une symétrie (ou antisymétrie) des champs électriques induits dans le corps par les gradients. Cette propriété et le positionnement des capteurs permettent un débruitage de l'ECG par simple soustraction (ou addition) des deux voies ECG. Le parallèle avec le problème de Séparation Aveugle des Sources (SAS) dans le cadre d'un mélange linéaire et instantané peut alors être tiré assez facilement. Cela sera l'objet de la prochaine sous-section.

L'ACI s'est montrée être particulièrement adaptée à la résolution du problème de SAS. Son application aux signaux acquis par les trois capteurs pour une SAS pourra par conséquent s'avérer être une généralisation intéressante de la méthode (Fischer, 2003) et permettre d'obtenir une meilleure qualité de signal pour les tâches de monitoring et de synchronisation.

Dans un premier temps, le problème de séparation aveugle des sources et la théorie de l'ACI seront présentés, les deux sujets étant étroitement liés. Dans un second temps, une méthode de réduction des artefacts de gradients basée sur l'ACI sera proposée. Enfin, les résultats obtenus seront commentés, avant de terminer cette section par une discussion sur la méthode.¹

4.1.1 L'analyse en composantes indépendantes

La meilleure manière de formuler le problème de la séparation aveugle de sources est de l'introduire avec son application la plus connue, le problème dit de la *soirée cocktail*.

Considérons une salle dans laquelle n microphones ont été placés et enregistrent les conversations de p personnes présentes. Le problème consiste à retrouver à partir du signal multidimensionnel des n enregistrements sonores, les p sources audios contenant une source pure, la voie d'un seul locuteur parmi les convives. La séparation des discours est dite "aveugle" lorsqu'aucune information *a priori* sur les sources, comme leur phrase d'introduction par exemple, n'est connue.

Cette formulation peut s'écrire mathématiquement de la manière suivante.

Soient $\underline{x}(m)$ et $\underline{s}(m)$ une réalisation de deux processus stochastiques vectoriels à temps discret de taille respective n et p , H une application de $\mathbb{R}^p \mapsto \mathbb{R}^n$ appelée mélange et $\underline{v}(m)$ un bruit de taille n , vérifiant le modèle suivant :

$$\underline{x}(m) = H(\underline{s}(m)) + \underline{v}(m) \quad \forall m \in \mathbb{N}. \quad (4.1)$$

La séparation aveugle des sources consiste alors à trouver une application $\mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^p$, G , appelée séparateur telle que :

$$\underline{y}(m) = G(\underline{x}(m)) = \hat{\underline{s}}(m), \quad (4.2)$$

où $\hat{\underline{s}}(m)$ est une estimée de $\underline{s}(m)$.

Le mélange est dit linéaire lorsque l'application H est linéaire. Un cas particulier d'applications linéaires a été essentiellement traité par la communauté du traitement du signal. Il s'agit de la convolution et le mélange est alors dit linéaire convolutif MIMO (Multiple Input Multiple Output) et s'écrit :

$$\underline{x}(m) = (H \otimes \underline{s})(m) + \underline{v}(m) = \sum_{l \in \mathbb{N}} H(l) \underline{s}(m-l) + \underline{v}(m), \quad (4.3)$$

où H désigne un banc de filtres Linéaires et Invariants dans le Temps (LIT) de taille $(n \times p)$.

Parmi l'ensemble des mélanges linéaires convolutifs, le cas particulier du mélange linéaire instantané a été tout particulièrement considéré, celui-ci s'écrit :

$$\underline{x}(m) = H \underline{s}(m) + \underline{v}(m), \quad (4.4)$$

où H est une matrice de dimension $(n \times p)$. Le séparateur G recherché est alors une matrice de dimension $(p \times n)$.

¹La méthode présentée dans cette section a été publiée dans le journal *Physiological Measurement* (Oster et al., 2009d)

La SAS dans le cadre d'un mélange linéaire instantané a été et est encore étudiée de manière assidue. Le mélange est encore en général supposé parfait, c'est-à-dire que le bruit est supposé nul, $\underline{v}(m) = \underline{0}$, $\forall m \in \mathbb{N}$. Le problème sera d'ailleurs restreint au cadre de mélange linéaire instantané parfait dans la suite de cette section.

La résolution de ce problème peut paraître complexe, tant les connaissances *a priori* sont faibles. Et pourtant une classe de méthodes a été proposée en émettant simplement l'hypothèse que les sources, $\underline{s}(m)$, sont indépendantes entre elles. Cette hypothèse est vérifiée pour un ensemble de problèmes réels, comme la soirée cocktail, et permet de représenter le signal $\underline{x}(m)$ avec des composantes "physiquement significatives". Cette classe de méthodes a pris la dénomination d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI).

Avant de décrire rigoureusement l'ACI, il est indispensable d'introduire certaines notions comme l'indépendance au sens statistique, les matrices triviales et les fonctions de contraste.

L'indépendance statistique de deux variables aléatoires signifie que la connaissance de la première variable ne renseigne pas sur l'état de la seconde. Cela peut se définir mathématiquement de la manière suivante :

Définition 4.1 Soient deux variables aléatoires y_1 et y_2 . Soient $f_{y_1, y_2}(u, v)$ la densité de probabilité jointe de ces deux variables aléatoires, ainsi que $f_{y_1}(u)$ et $f_{y_2}(v)$ leur densité de probabilité marginale. y_1 et y_2 sont dites indépendantes lorsque :

$$f_{y_1, y_2}(u, v) = f_{y_1}(u) \times f_{y_2}(v). \quad (4.5)$$

Définition 4.2 Soit p un entier naturel non nul. Soient \mathcal{H} l'ensemble des matrices de dimension $(p \times p)$. L'espace \mathcal{T} des matrices triviales est le sous-espace de \mathcal{H} , tel que :

$$\forall M \in \mathcal{T} \quad M = D\Pi, \quad (4.6)$$

où D est une matrice diagonale et Π une matrice de permutation.

Définition 4.3 Soit p un entier naturel non nul. Soit \underline{y} un vecteur aléatoire de dimension p et de densité de probabilité $f_{\underline{y}}$.

Un contraste Ψ (ou fonction de contraste) est une fonction réelle appliquée aux densités de probabilités qui vérifie les propriétés suivantes :

- invariance : la valeur de la fonction Ψ est invariante par multiplication de matrices triviales, $\forall M \in \mathcal{T}$, $\Psi(f_{M\underline{y}}) = \Psi(f_{\underline{y}})$.
- domination : la valeur de la fonction de contraste est maximale lorsque les composantes y_i sont mutuellement indépendantes. Si \underline{y} a ses composantes mutuellement indépendantes alors $\forall M \text{ inversible} \in \mathcal{H}$, on a $\Psi(\underline{f}_{M\underline{y}}) \leq \Psi(f_{\underline{y}})$.

De plus, le contraste est dit discriminant si l'égalité ci-dessus est uniquement vérifiée par les matrices triviales.

Si \underline{y} a ses composantes mutuellement indépendantes alors $\forall M \text{ inversible} \in \mathcal{H}$, on a $\Psi(\underline{f}_{M\underline{y}}) = \Psi(f_{\underline{y}}) \Rightarrow M \in \mathcal{T}$.

Il est intéressant de constater que l'indépendance des composantes d'un vecteur aléatoire est réalisée uniquement pour le maximum d'une fonction de contraste discriminante. C'est cette propriété qu'a utilisée Comon (1994) pour définir l'analyse en composantes indépendantes.

Définition 4.4 L'Analyse en Composantes Indépendantes d'un vecteur aléatoire réel \underline{x} de taille p et de matrice de covariance $R_{\underline{x}} = E[\underline{x} \underline{x}^T]$ finie est un couple de matrice $\{A, D\}$ tel que :

Chapitre 4. Approche Statistique

– R_x se factorise sous la forme :

$$R_x = AD^2A^T, \quad (4.7)$$

où A est une matrice de rang n et de taille $p \times n$ et D est une matrice diagonale réelle positive.

– les observations \underline{x} peuvent être écrites sous la forme :

$$\underline{x} = A\underline{s}, \quad (4.8)$$

où \underline{s} est un vecteur aléatoire de taille n dont D^2 est la matrice de covariance et dont les composantes sont les plus indépendantes au sens de la maximisation d'une fonction de contraste.

La formulation de l'ACI a donc été présentée. Étant donnée la complexité intrinsèque du problème, il est nécessaire d'établir un certain nombre de contraintes afin d'assurer l'identifiabilité du modèle (la possibilité d'y trouver une solution). Comon (1994) a énoncé les conditions d'identifiabilité :

- au plus une des sources peut suivre une distribution normale,
- le rang de la matrice A doit être égale à p correspondant au nombre de sources.

De plus, lorsque des processus stochastiques sont considérés en lieu et place des variables aléatoires, comme cela sera le cas pour l'application aux signaux ECG, des restrictions supplémentaires sont nécessaires. Ainsi, le processus stochastique étudié devra également au minimum être stationnaire au sens large sur l'ensemble de l'horizon d'observation (Hyvärinen, 1999b).

Il est intéressant de signaler que de nombreuses études ont été menées afin de passer outre ces restrictions, en particulier pour la résolution du problème du cas sous-déterminé ($p > n$), mais qu'aucune preuve de convergence n'a, à ce jour, été apportée.

Enfin, malgré les conditions d'identifiabilité apportées ci-dessus, il reste une indétermination du modèle. En effet, la matrice A n'est déterminée qu'à une matrice triviale près. L'unicité de l'ACI n'est par conséquent pas possible.

L'ACI connaît depuis une vingtaine d'années un succès important auprès de la communauté du traitement du signal ce qui en rend toute étude bibliographique exhaustive impossible dans le cadre limité de ce manuscrit. Un certain nombre de références peuvent cependant être suggérées (Cardoso, 1998, Choi et al., 2005, Comon and Jutten, 2007, Hyvärinen, 1999b, Hyvärinen and Oja, 2000).

L'élaboration d'une méthode d'ACI repose sur deux composantes, la première est la fonction de coût qui détermine sa propriété statistique et la seconde est l'algorithme d'optimisation qui détermine ses propriétés calculatoires (Hyvärinen, 1999b). Un aperçu non exhaustif de différentes classes de méthodes d'ACI va être proposé.

Le premier algorithme d'ACI a été suggéré par Jutten and Herault (1991) et est basé sur une approche neuronale, appelée neuromimétique, et sur la suppression d'intercorrélations non-linéaires $E[g_1(y_i)g_2(y_j)]$, où g_1 et g_2 sont des fonctions non linéaires impaires bien choisies, par exemple $g_1(x) = x^3$ et $g_2(x) = \arctan(x)$. Celui-ci a ouvert la voie à toute une classe de méthodes basées sur ce même principe.

Une autre classe de méthodes a été basée sur une approche infomax (Bell and Sejnowski, 1995), qui est équivalente à une approche de maximum de vraisemblance (Pham and Garat, 1997). Cette approche est liée au principe d'information mutuelle. L'information de Kulback-Leibler d'un vecteur aléatoire \underline{y} de n éléments est définie par :

$$I(\underline{y}) = \int \underline{f}_y \log \left(\frac{f_y}{\prod_i f_{y_i}} \right), \quad (4.9)$$

où $f_{\underline{y}}$ est la densité de probabilité jointe des composantes de \underline{y} et f_{y_i} est la densité de probabilité marginale de la $i^{\text{ème}}$ composante de \underline{y} . Cette grandeur est positive et ne s'annule que lorsque les composantes sont mutuellement indépendantes, comme le suggère l'équation (4.5).

L'ACI peut également être abordée en recherchant des composantes les plus éloignées de distributions normales. Cette vision repose sur le théorème centrale limite qui stipule que la somme de variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées converge vers une distribution normale. Ainsi, la mesure d'indépendance revient à une mesure d'éloignement à la gaussiannité. C'est dans cette optique qu'[Hyvärinen \(1999a\)](#) a développé les différentes versions de la méthode FastICA, variant selon leur mesure de gaussiannité entre autres. La première, le kurtosis défini par $Kurt(y) = E[y^4] - 3E[y^2]$, s'est avérée être insuffisamment robuste. Le choix s'est ensuite tourné vers la négentropie $J(y)$ d'une variable aléatoire y , qui est définie par :

$$J(y) = H(v) - H(y), \quad H(y) = - \int f_y \log(f_y), \quad (4.10)$$

où v est une distribution gaussienne centrée de même variance. [Hyvärinen \(1999a\)](#) a développé un estimateur robuste de la négentropie, $J(\underline{y}) \approx E[G(\underline{y})] - E[G(\underline{v})]$, où G est une fonction non-quadratique de type $\log(\cosh(x))$ ou $-\exp(-x^2/2)$.

Une dernière approche, dite algébrique, est basée sur les tenseurs de cumulants d'ordre supérieurs (à 2). Le cumulante à l'ordre n d'une variable aléatoire y est défini comme le $n^{\text{ème}}$ coefficient du développement limité en l'origine du log de la fonction caractéristique de y , ce qui s'écrit mathématiquement $Cum(y^n) = (-i)^n \frac{\partial^n (\log(E[e^{ity}]))}{\partial t^n}$. Les cumulants d'ordres 1 à 3 sont équivalents aux moments du même ordre, et le cumulante d'ordre 4 est le kurtosis précédemment introduit. Il est possible d'étendre cette définition à un vecteur aléatoire \underline{y} de taille m , $Cum(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_j})$ est le coefficient devant le terme en $t_{i_1} t_{i_2} \dots t_{i_j}$ du développement limité en l'origine de la fonction $\log(E[e^{i \sum t_j x_j}])$ pour tous les ensembles $\{i_1 \dots i_j\}$. Ces coefficients peuvent alors être rangés dans une matrice de taille (m^q, m^q) , où $j = 2q$, qui sera appelée matrice cumulante. On parle de matrice de covariance pour la matrice cumulante d'ordre 2 et de matrice de quadricovariance pour la matrice cumulante d'ordre 4. Une propriété intéressante de la quadricovariance est sa diagonalité lorsque les composantes du vecteur x sont indépendantes. L'algorithme JADE, pour "Joint Adaptive Diagonalization of Eigenmatrices" proposée par [Cardoso \(1999\)](#) repose sur ce principe et propose l'utilisation d'une fonction de contraste mesurant la diagonalité sur un ensemble de matrices de quadricovariance.

Un bref aperçu des méthodes d'ACI et de la théorie sous-jacente a été proposé. Il est également intéressant de présenter les applications de cette technique, en particulier dans le domaine biomédical où elles sont nombreuses ([James and Hesse, 2005](#), [Kachenoura et al., 2007](#)).

Les signaux électroencéphalographiques (EEG) ont été une application de premier ordre pour les techniques ACI, et ce pour plusieurs raisons. Premièrement les enregistrements sont souvent perturbés par du bruit provenant de sources diverses, deuxièmement l'interprétation de l'EEG nécessite la localisation d'une activité précise du cerveau et enfin le nombre de voies EEG enregistrées est important. Ainsi, les applications de l'ACI au traitement EEG sont nombreuses et le lecteur pourra se référer aux rapports ([James and Hesse, 2005](#), [Kachenoura et al., 2007](#)) pour en avoir un aperçu. Parmi les nombreuses méthodes de traitement de l'EEG basées sur l'ACI, il est intéressant d'en signaler une présentée par

Srivastava et al. (2005), qui suggère l'utilisation de l'ACI pour la suppression de l'effet ballistocardiogramme, équivalent de l'effet Hall pour les signaux EEG acquis en IRM. Une approche similaire pourrait être adaptée pour la suppression de l'effet MHD de l'ECG.

L'utilisation de techniques ACI a aussi été répandue pour le traitement des signaux ECG, différentes applications en ont alors bénéficiée. La première est l'extraction non-invasive d'un ECG foetal de signaux ECG recueillis sur la mère. Un certain nombre d'hypothèses est alors émis : l'activité électrique de la mère est assimilée à un champ tournant de dimension trois et celle du foetus est composée d'un à trois signaux. Les signaux ECG de la mère sont supposés être statistiquement indépendants de ceux du foetus et le transfert des sources aux électrodes est supposé linéaire et instantané. L'ACI a également été appliquée pour séparer l'activité ventriculaire de l'activité des oreillettes, essentiellement dans les cas de fibrillation auriculaire (Castells et al., 2004, Lemay et al., 2004, Rieta et al., 2004, Vayá et al., 2007). En effet, ces deux activités peuvent être supposées indépendantes durant une fibrillation auriculaire en raison de propriétés de conduction du noeud atrio-ventriculaire (Rieta et al., 2004). Enfin, l'ACI a également été appliquée au traitement des signaux ECG à des fins de réduction du niveau de bruit. Wisbeck et al. (1998) ont ainsi enregistré huit voies ECG "parallèles" afin de supprimer les artefacts de mouvement et Clifford et al. (2007), He et al. (2006) ont présenté une méthode de restauration du signal ECG basée sur l'utilisation de JADE (Cardoso, 1999), à partir d'enregistrements de trois voies.

Ainsi, il est légitime d'appliquer l'ACI aux signaux ECG acquis en IRM, afin de réduire les artefacts de gradients en particulier. Cette nouvelle application est en quelque sorte une approche ciblée de la méthode présentée par He et al. (2006). Cette application de l'ACI aux ECG acquis en IRM peut également être considérée comme une extension et généralisation de la méthode brevetée par Schiller Médical (Fischer, 2003). En effet, Fischer (2003) a supposé la symétrie (resp. antisymétrie) des champs électriques induits dans le corps par les gradients et sa méthode revient à appliquer une matrice de séparation aux signaux acquis sur les voies 2 et 3, qui s'écrit mathématiquement :

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{ECG} = ECG_3 - ECG_2 \\ S_{Gradient} = ECG_2 \end{array} \right., \left(\text{resp.} \left\{ \begin{array}{l} S_{ECG} = ECG_3 + ECG_2 \\ S_{Gradient} = ECG_2 \end{array} \right. \right). \quad (4.11)$$

Ceci équivaut à un débruitage d'un mélange linéaire instantané parfait, $\underline{s} = W\underline{x}$ avec $W = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ (resp. $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$), où les observations \underline{x} sont $[ECG_2, ECG_3]^T$ et la matrice de mélange $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ (resp. $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$). Le formalisme de mélange linéaire instantané parfait a donc été utilisé et Fischer (2003) a simplement résolu ce problème directement avec l'aide de fortes connaissances *a priori*. L'utilisation de trois voies ECG permettra d'étendre le problème et l'utilisation de l'ACI permettra l'automatisation de sa résolution, ce qui rendra cette méthode moins dépendante de la bonne pratique de l'utilisateur.

4.1.2 Méthode de réduction des artefacts de gradients basée sur l'ACI (ICARE)

Dans cette section, une nouvelle méthode de réduction des artefacts de gradients basée sur l'ACI va être présentée. Dans la suite de ce manuscrit, cette méthode sera nommée ICARE (pour "Independent-Component-Analysis based Artefact Reduction Method for

Electrocardiography"). Dans un premier temps, la manière de calculer la matrice de restauration des signaux ECG va être présentée. Puis dans une seconde partie la mise en place de la méthode ICARE sera exposée, afin de la rendre compatible avec la tâche de synchronisation.

La méthode ICARE peut se décomposer en trois étapes successives distinctes durant lesquelles les sources indépendantes sont tout d'abord extraites, puis la (ou les) source(s) correspondant à l'activité électrique cardiaque est détectée et enfin la matrice de reconstruction des signaux est calculée.

Dans la première étape, les trois sources indépendantes sont extraites des signaux ECG par le biais de la méthode JADE (Cardoso, 1999). Cette méthode a été choisie pour sa robustesse et la qualité d'indépendance obtenue. De plus, celle-ci est simple d'utilisation puisqu'aucun paramètre n'est à définir. Son inconvénient provient de sa complexité calculatoire, en $\mathcal{O}(n^4)$, n étant le nombre de sources. Cependant, étant donné le faible nombre de signaux disponibles (3 voies ECG), cet obstacle n'est pas insurmontable. Enfin, cette même méthode a déjà prouvé son efficacité pour le traitement de signaux ECG (Clifford et al., 2007, He et al., 2006). Cette étape permet donc de définir la matrice W dite de séparation qui, appliquée aux observations \underline{x} , permet d'obtenir une estimée des sources \underline{s} .

$$\hat{\underline{s}} = W\underline{x}. \quad (4.12)$$

Dans la seconde étape, la (ou les) source(s) correspondant à l'ECG, ou plus précisément à l'activité électrique cardiaque est détectée. Cette étape est la plus problématique, comme a pu le souligner Clifford et al. (2007). De plus, comme cela a été montré dans la partie 1.2, les signaux ECG ont une grande variabilité entre les patients. De ce fait, aucune hypothèse forte sur les propriétés statistiques du signal ou des artefacts ne peut être émise pour effectuer cette sélection de la source d'intérêt. Par conséquent, l'unique *a priori* introduit est la connaissance du rythme cardiaque et en particulier la localisation des ondes R. Cette hypothèse peut être émise assez facilement pour des signaux ECG standard, pour lesquels des solutions appropriées ont été proposées même en présence de bruit important. Dans le cadre des signaux ECG acquis en IRM, cette hypothèse est valable grâce au détecteur spécifique, DRONE, présenté dans le chapitre 3. L'idée permettant la détection de la source d'intérêt est par conséquent assez simple. En appliquant un détecteur, simple et peu robuste, à chaque source, une connaissance du rythme de chaque source serait disponible. La comparaison du rythme de chaque source avec le rythme de référence permet de choisir la ou les sources ayant un rythme similaire. Afin de mettre en place cette sélection, il reste à définir trois paramètres : le détecteur QRS à appliquer sur les différentes sources, la mesure de distance entre les rythmes, et le critère de sélection de la source. Le choix du détecteur est déterminé par sa simplicité, sa faible complexité et sa sensibilité aux artefacts en tout genre. En effet, le rythme de chaque source doit refléter son niveau de bruit. Le détecteur choisi consiste à une recherche de maxima sur trois échantillons successifs, avec une amplitude supérieure à un seuil. Ce seuil a été fixé à trois fois la racine carrée de la moyenne quadratique. Ainsi, ce détecteur a les propriétés d'être sensible aux artefacts de gradients, mais également de détecter plus facilement les ondes R avec une amplitude importante. Pour déterminer quel rythme cardiaque est le plus proche du rythme de référence, il faut maintenant définir une mesure de la distance entre deux rythmes. Soit R_{ref} le vecteur de localisation temporelle en *ms* des ondes R détectées par la méthode DRONE présentée dans le chapitre 3 sur l'horizon d'observation

Chapitre 4. Approche Statistique

et soit l_{ref} sa longueur. Soit R_{source} le vecteur de localisation temporelle en ms des ondes R détectées par le détecteur simple sur une source et soit l_{source} sa longueur. Il est alors possible de déterminer une fonction de coût C de la manière suivante :

$$C = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_i (\min_k ((R_{ref}(i) - R_{source}(k))^2))}{l_{ref}}} + \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_k (\min_i ((R_{ref}(i) - R_{source}(k))^2))}{l_{source}}}. \quad (4.13)$$

Cette fonction de coût vérifie bien l'ensemble des propriétés mathématiques qui en font une distance, c'est-à-dire symétrie, séparation et inégalité triangulaire. C peut donc être appelée distance entre deux mesures de rythme cardiaque. Enfin, il reste à déterminer les critères d'acceptation d'une source. Dans un premier temps la source pour laquelle la fonction de coût est minimale est systématiquement sélectionnée. Par ailleurs, il est intéressant de laisser la possibilité de sélectionner plusieurs sources, si celles-ci correspondent effectivement à un signal d'ECG. Pour ce faire, l'ensemble des sources pour lesquelles C est inférieure à $50ms$ ont également été retenues. En effet, d'une part l'onde R se localise à un temps différent pour chaque dérivation et d'autre part le signal extrait par ACI pourrait correspondre à n'importe quelle boucle du VCG, en particulier les ondes Q, R ou S (Sameni, 2008). Une fenêtre de $50ms$ permet de s'assurer qu'une source correspondant à n'importe quelle boucle du complexe QRS puisse également être sélectionnée. Cette étape consiste donc en la construction d'une matrice ECG_{ind} , qui est diagonale et dont les éléments diagonaux $ECG_{ind}(i, i)$ sont égaux à 1 lorsque la $i^{\text{ème}}$ source correspond à un signal ECG et 0 sinon. L'application de cette matrice aux signaux $\hat{\underline{s}}$ permet d'obtenir uniquement des estimées de source d'activité électrique cardiaque ou des signaux nuls.

$$\hat{\underline{s}}_{ECG} = ECG_{ind} \hat{\underline{s}}. \quad (4.14)$$

Enfin, la dernière étape consiste en la reconstruction de signaux ECG respectant au moins des amplitudes d'ondes R similaires à celles d'avant traitement. En toute logique, cette étape peut se résumer à calculer la matrice A qui est l'inverse de la matrice de séparation. Ceci est vrai dans le cadre de cette méthode car autant de sources que de signaux sont considérées. Néanmoins, ceci aurait pu conduire à une reconstruction de signaux de très faible amplitude. En effet, il est possible de se trouver dans une situation où seule la combinaison de deux voies sur trois permet d'obtenir une source d'ECG. Dans une telle situation, prendre $A = W^{-1}$ aurait conduit à l'obtention d'une voie ayant des signaux d'amplitude excessivement faible. C'est pour cette raison qu'une autre méthode de construction de matrice A a été utilisée. Deux cas de figures peuvent se présenter : soit plusieurs sources correspondent à l'activité électrique du cœur soit une seule. Dans le premier cas de figure, la matrice A est simplement l'inverse de la matrice W déterminée par le JADE. Dans le second cas, sachant que le rang du système a été réduit à un par la deuxième étape d'ICARE, la reconstruction des signaux ECG ne correspond qu'à une mise à l'échelle, de sorte que l'amplitude des ondes R reste constante. Pour ce faire, l'amplitude des ondes R de chaque dérivation est déterminée pendant une phase de calibration, qui peut avoir lieu pendant l'installation du patient. Cette amplitude sera appelée Amp_i pour la dérivation i . L'amplitude des ondes R de la source ECG est déterminée à l'aide du détecteur appliquée durant l'étape 2 et est appelée $AmpS_j$ pour la $j^{\text{ème}}$ source. La matrice A est alors remplie par les coefficients $A(i, j)$ définis par

$$A(i, j) = \frac{Amp_i}{AmpS_j}, \quad (4.15)$$

où seule la colonne correspondant à la source d'ECG est déterminante. Ainsi, il est possible d'assurer le fait d'avoir des signaux dont l'amplitude des ondes R est stable au cours du temps. Le résultat de l'application de cette matrice A aux signaux $\hat{\underline{x}}_{ECG}$ est l'ensemble des observations pour lesquelles les artefacts sont réduits, $\underline{x}_{débruité}$:

$$\underline{x}_{débruité} = A\hat{\underline{x}}_{ECG}. \quad (4.16)$$

Un schéma explicatif du déroulement de la méthode ICARE est présentée dans la figure 4.1.

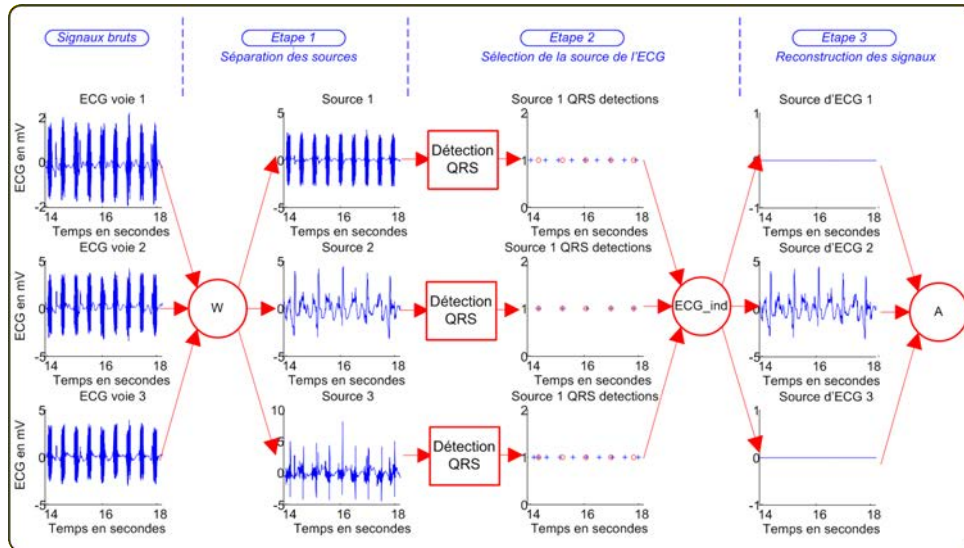


Fig. 4.1: Schéma de la partie d'apprentissage de la matrice de débruitage de la méthode ICARE.

Ainsi ICARE se décompose en trois étapes successives consistant chacune en un calcul de matrice, la réduction d'artefacts étant simplement la multiplication successive par chacune des matrices. Il est possible de définir une matrice globale, dite de réduction d'artefacts ou de restauration du signal, appelée ICA_{Matrix} :

$$ICA_{Matrix} = A \times ECG_{ind} \times W. \quad (4.17)$$

La réduction d'artefact consiste alors simplement en un calcul matriciel (figure 4.2) :

$$\underline{x}_{débruité} = ICA_{Matrix}\underline{x}. \quad (4.18)$$

A chaque nouvel échantillon, la restauration des signaux consiste alors en 15 opérations : trois multiplications et deux additions par voie. L'application d'une réduction d'artefacts par ACI est donc envisageable pour la synchronisation. Il suffit pour ce faire de mettre en place le calcul de la matrice ICA_{Matrix} de manière à avoir à chaque instant une estimée de cette matrice.

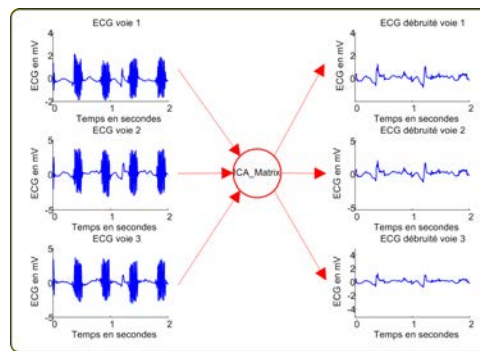


Fig. 4.2: Schéma de la partie d'application de la réduction des artefacts des signaux ECG acquis en IRM.

Comme cela a été décrit précédemment, ICARE peut se diviser en deux tâches séparées aux contraintes temporelles différentes : une phase d'apprentissage et une phase d'application de la réduction des artefacts. La première est la phase d'apprentissage qui repose sur le calcul de la matrice de réduction d'artefacts ICA_{Matrix} . Cette phase représente une certaine charge de calculs, due à l'application du JADE, mais aussi à l'application de la détection en ondelettes présentée dans le chapitre 3. Les deux algorithmes sont des méthodes "offline" et sont donc incompatibles avec les contraintes de la synchronisation. La seconde tâche d'ICARE consiste en une simple multiplication matricielle afin de réduire les artefacts. La faible complexité de cette phase et son applicabilité "on-line" rendent cette tâche possible dans le cadre de la synchronisation. Une solution simple et adaptée au problème pour la mise en place de la méthode ICARE est l'utilisation d'une technique de fenêtres glissantes. Durant une première période de trente secondes, les signaux d'ECG sont mis en mémoire pour le calcul de la matrice de restauration. La taille de cette fenêtre a été choisie car elle se trouvait être un bon compromis entre complexité calculatoire et niveau d'information contenu. En effet, cette taille ne doit pas être trop réduite afin de maximiser la probabilité de présence d'un artefact de gradients. Durant une période d'une demie seconde la matrice de restauration, ICA_{Matrix} , est calculée, comme présentée ci-dessus. La taille de cette fenêtre a été choisie afin de s'assurer de la possibilité d'effectuer l'ensemble des calculs nécessaires, elle a sans doute été surestimée. Enfin, la réduction des artefacts est appliquée en temps-réel sur chaque nouvel échantillon durant une période de deux secondes. Ces trois fenêtres sont alors déplacées de deux secondes, de sorte que la dernière phase soit appliquée à tous les échantillons du signal sans aucun chevauchement ou "overlapping". Deux schémas explicatifs de cette mise en place sont disponibles sur les figures 4.3 et 4.4.

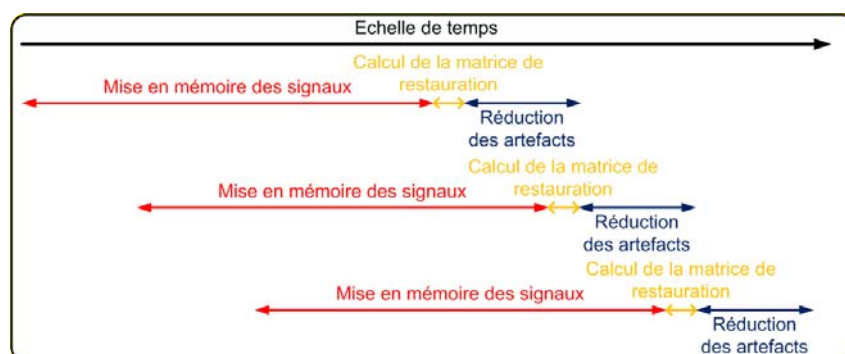


Fig. 4.3: Schéma explicatif des placements des fenêtres glissantes pour la mise en place d'ICARE. (En rouge : les fenêtres de 30s de mise en mémoire des signaux, en orange : les fenêtres de 0.5s du calcul de la matrice ICA_{Matrix} et en bleu : les fenêtres de 2s de la phase de restauration).

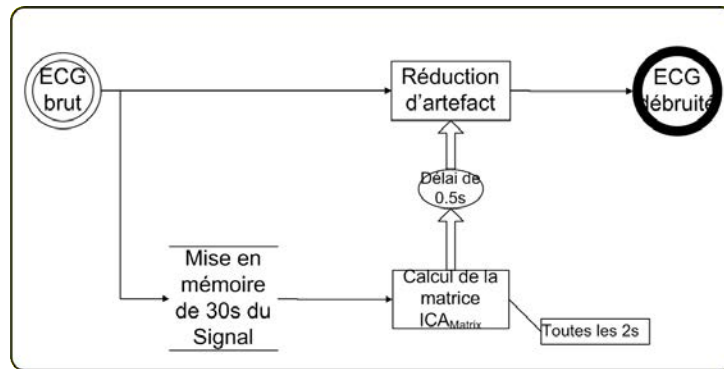


Fig. 4.4: Schéma bloc de la méthode ICARE.

4.1.3 Résultats

ICARE est une méthode de réduction des artefacts dus à l'environnement IRM dont la mise en oeuvre avec une technique de fenêtres glissantes permet la détection des complexes QRS dans des délais compatibles avec la synchronisation. ICARE doit maintenant être validée en évaluant la qualité de la détection QRS. Un algorithme implémenté dans un appareil de monitoring disponible dans le commerce, Argus (Schiller, Baar, Suisse) a donc été appliqué aux signaux produits par ICARE. Ces résultats ont été comparés avec des méthodes de l'état de l'art :

- les détections, sur le signal brut, issues d'une méthode industrielle présente dans un appareil de monitoring Argus (Schiller, Baar, Suisse), qui seront désignées par l'acronyme *Brut*.
- les détections sur les signaux débruités par la méthode LMS (Abächerli et al., 2005) issues du même détecteur, désignées par l'acronyme *LMS*.
- les détections réalisées par la méthode VCG (Fischer et al., 1999), désignées par *VCG*.
- les détections issues du détecteur basé sur les ondelettes présenté dans le chapitre 3, désignées par *DRONE*
- les détections sur les signaux issus de la méthode ICARE, réalisées par le détecteur industriel présent dans l'appareil Argus (Schiller, Baar, Suisse)

Les résultats obtenus sur la base de données sont rassemblés dans le tableau 4.1.

Méthode	Base complète		Enregistrements peu perturbés		Enregistrements très perturbés	
	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>
<i>Brut</i>	98.4	92.6	99.6	98.0	91.8	69.5
<i>VCG</i>	97.1	86.7	97.5	89.3	94.9	74.2
<i>LMS</i>	99.5	97.6	99.7	99.2	98.3	89.6
<i>DRONE</i>	99.0	98.8	99.4	99.6	96.8	94.1
ICARE	98.3	95.2	99.5	98.2	91.5	80.4

Tab. 4.1: Tableau comparatif des détections QRS sur la base de données ECG IRM

Une interprétation des résultats des méthodes de l'état de l'art a déjà été donnée dans la partie 3.3 et ne sera donc pas répétée ici. Les résultats d'ICARE peuvent donc être comparés avec les différentes méthodes de l'état de l'art.

Chapitre 4. Approche Statistique

Tout d'abord, ICARE permet d'améliorer de manière significative la prédictivité positive par rapport à la méthode *Brut* sur la base complète (+2.6 points), ce qui est encore plus significatif sur les enregistrements très perturbés (+10.9 points). Ceci démontre qu'ICARE arrive à extraire une source moins perturbée par les artefacts que les signaux bruts. De plus, ICARE n'entraîne pas d'altération de la qualité des signaux peu perturbés puisque les résultats sont équivalents pour ce type d'enregistrements. Enfin, ICARE entraîne une très légère baisse de sensibilité par rapport à la méthode *Brut* sur la base complète (-0.1 points).

ICARE obtient également de meilleurs résultats que le *VCG* pour l'ensemble des critères, exceptée la sensibilité sur les enregistrements très perturbés. Cela montre qu'ICARE ne souffre pas des mêmes limitations que le *VCG* et parvient à extraire une source d'ECG également dans les cas où leur amplitude est faible.

Par contre, ICARE obtient des résultats inférieurs au *LMS*, que ce soit en sensibilité (-1.2 points) ou prédictivité positive (-2.5 points). Cela révèle les limites de la méthode ICARE combinée avec le détecteur industriel. Ce détecteur est basé sur l'utilisation de trois voies pour améliorer ses performances. Or, après la sélection des sources d'intérêt, le rang des signaux "débruités" est souvent restreint à un, ce qui réduit les potentiels de performance de la détection. Cette même explication peut être avancée pour la légère baisse de sensibilité par rapport à la méthode *Brut*.

Ainsi s'achève la comparaison d'ICARE avec les méthodes compatibles avec la synchronisation. Le *LMS* reste la méthode la plus performante, mais nécessite la connaissance des signaux de gradients. ICARE surclasse l'ensemble des méthodes de synchronisation n'utilisant pas l'information des gradients, ce qui confirme le potentiel de l'ACI appliquée aux enregistrements ECG IRM.

Enfin, il reste à comparer ICARE avec la méthode *DRONE*, qui est un détecteur QRS spécifique IRM, mais dont l'application est incompatible avec la synchronisation. Cette dernière méthode offre de meilleurs résultats sur pratiquement l'ensemble des critères, excepté la sensibilité sur les enregistrements peu perturbés. Néanmoins, sachant que les détections de la méthode *DRONE* sont utilisées par ICARE pour la sélection de sources, il est envisageable de considérer ces détections comme référence dans le cadre de monitoring.

ICARE est donc une approche intéressante permettant une amélioration de la qualité de synchronisation, sans nécessiter d'information de gradients, ce qui est un avantage indéniable sur la méthode *LMS*.

Par ailleurs, sachant qu'ICARE est une méthode de réduction des artefacts, il est également intéressant d'évaluer l'amélioration de la qualité du signal, avec l'aide des critères présentés dans la partie 2.2.2. ICARE a été comparé sur ce critère avec la méthode *LMS* qui réduit efficacement les artefacts avec l'aide des signaux de gradients. Ces résultats sont rassemblés dans le tableau 4.2.

Méthode	Dérivation	SEE (dB)	NEE (dB)	PSNRE (dB)
<i>LMS</i>	1	-0.08	-1.38	1.30
	2	-0.17	-2.96	2.79
	3	-0.06	-1.38	1.32
ICARE	1	-0.15	-2.59	2.44
	2	-0.83	-8.47	7.64
	3	0.14	-1.43	1.57

Tab. 4.2: Tableau comparatif de la qualité de réduction des artefacts sur la base de données ECG IRM

Les critères de qualité NEE, SEE et PSNRE ont été définis dans la partie 2.2.2 et leurs avantages et inconvénients ont été détaillés. Ces résultats permettront d'illustrer les propos tenus à cette occasion.

Le PSNRE du *LMS* atteint un niveau d'environ $1.3dB$ sur les voies 1 et 3, ce qui traduit une bonne qualité de débruitage. Le SEE est de plus proche de zéro ($-0.07, -0.08dB$), ce qui signifie que cette méthode n'altère pratiquement pas la qualité du signal, en particulier l'énergie des complexes QRS. Ces deux résultats peuvent servir de référence à toute nouvelle méthode de réduction des artefacts. Le PSNRE sur la voie 2 est plus élevé ($2.79dB$), ce qui peut s'expliquer par le fort niveau de bruit initialement présent dans le signal en raison du positionnement des électrodes. Le SEE est d'autre part légèrement moins bon sur cette voie ($-0.17dB$).

La première constatation qui peut être tirée des résultats d'ICARE est leur disparité sur l'ensemble des voies. En effet, contrairement au *LMS* le PSNRE est différent sur les voies 1 et 3. Comme cela a déjà été souligné, ICARE réduit le rang des signaux à un dans une majorité des cas. Les différentes voies "artificielles" alors obtenues sont donc toutes corrélées et leur rapport signal sur bruit est par conséquent égal. Les critères de qualité (PSNRE, SEE et NEE) ne dépendent alors, dans ces cas précis, que du niveau de bruit initiales des différentes voies. La voie 2, comme signalé précédemment a un niveau élevé de bruit et faible de signal, les résultats sur cette voie ne sont donc pas significatifs. Par ailleurs, le positionnement vertical de la voie 1 entraîne un fort effet MHD. Or il a été souligné que le critère NEE pouvait être biaisé par l'effet MHD. C'est pourquoi l'interprétation des résultats d'ICARE se concentrera sur la voie 3. Sur cette voie, ICARE atteint un PSNRE de $1.57dB$, avec un NEE de $-1.43dB$ ce qui est à peu près équivalent au *LMS*, mais un SEE de $0.17dB$. Les voies ECG reconstruites par ICARE sont artificielles, ce qui explique que l'énergie des battements n'est pas constante. En effet, il est envisageable qu'ICARE modifie la morphologie des QRS. Toujours est-il, qu'ICARE entraîne une amélioration plus importante du rapport de l'énergie des battements cardiaques sur l'énergie des artefacts. ICARE offre donc au clinicien la possibilité d'un suivi et contrôle visuel d'un signal ECG, certes "artificiel" mais moins perturbé par l'environnement IRM.

La figure 4.5 illustre un exemple de réduction d'artefacts sur des signaux ECG acquis durant une séquence DW-EPI, en comparant les méthodes *LMS* et ICARE. La qualité de réduction des artefacts d'ICARE y est visible.

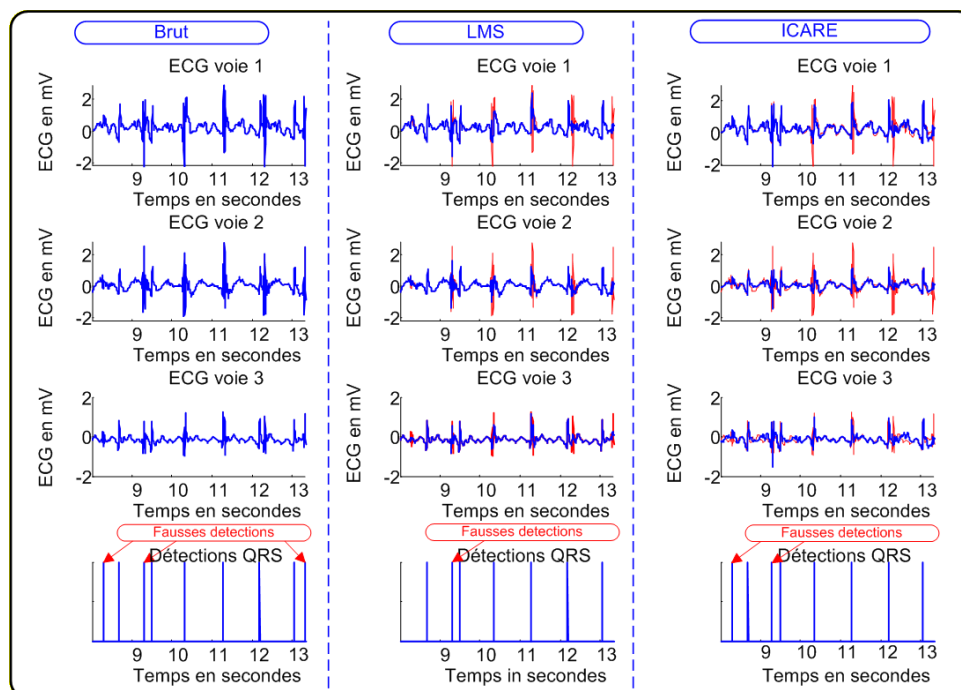


Fig. 4.5: Comparaison de la réduction d'artefacts pour différentes méthodes (De gauche à droite : Brut, LMS, ICARE) et différentes voies (de haut en bas : voies 1 à 3) (en rouge les signaux bruts et en bleu les signaux débruités) et les détections QRS obtenues avec ses signaux.

4.1.4 Discussion

Les résultats obtenus par la méthode ICARE sont encourageants. En effet, ICARE offre la meilleure qualité de détection parmi l'ensemble des méthodes compatibles avec la synchronisation, sans information de gradients. ICARE offre également la possibilité aux cliniciens de suivre et de contrôler un signal ECG moins perturbé par l'environnement IRM, ce que peu de méthodes sans information des gradients permettent. Pour ces deux raisons, ICARE est la meilleure alternative parmi l'ensemble des solutions sans information des gradients.

Néanmoins, le LMS reste une méthode plus efficace dans la réduction des artefacts de gradients qu'ICARE. Le problème résolu est plus simple et l'information *a priori* est importante et permet d'obtenir une meilleure qualité de signal. Par ailleurs, ICARE pêche par deux aspects. Le rang des signaux est souvent restreint à un, ce qui limite l'efficacité d'un détecteur QRS à plusieurs entrées. La possibilité de sélectionner plusieurs voies ECG est offerte par ICARE, mais dans la pratique la séparation des sources ne permet d'obtenir "qu'une" voie d'ECG. Le second point problématique est l'apprentissage de la matrice de restauration, ICA_{Matrix} . Celle-ci nécessite un stockage de trente secondes du signal et la mise à jour de la matrice est effectuée toutes les deux secondes. Lors d'un examen clinique un certain temps est nécessaire pour la préparation et le chargement d'une séquence. Il y a donc un temps mort entre deux séquences pendant lequel la matrice de restauration efficace est oubliée et le système doit repartir de zéro. Les artefacts sont donc réduits moins efficacement à chaque début de séquence. Cette propriété a des effets désastreux sur la qualité de détection QRS.

L'ensemble des résultats montre que l'approche d'ACI est intéressante pour réduire les artefacts de gradients. Néanmoins, une question se pose : l'ACI peut-elle en premier lieu être appliquée à ce problème ? Tout d'abord, le formalisme de SAS avec un mélange linéaire instantané peut-il être utilisé ? Bien que partiellement incomplet (Sameni (2008))

a montré que l'ECG est la résultante d'une multitude de sources électriques et non d'un vecteur bipolaire tournant), l'ECG peut être considéré comme un champ tournant à trois dimensions, mais du fait du positionnement dans le plan frontal des électrodes, seules deux dimensions de ce champ peuvent être mesurées. Les gradients induisent des champs électriques qui sont également présents sur le signal. L'approximation de régime quasi-statique peut être émise et le transfert de potentiel est linéaire résistif. L'effet MHD peut aussi être supposé comme une source de potentiels qui, si seule la création de potentiel dans la crosse aortique est considérée, peut être assimilé à un champ tournant de dimension deux. De par leur nature électrique, le mélange de l'ensemble de ces sources est linéaire et, de par les fréquences étudiées et les caractéristiques diélectriques des tissus humains, ce mélange peut être considéré instantané. Le formalisme de la SAS est donc valable. Ensuite, les différentes sources de potentiel peuvent être supposées indépendantes. Les sources ECG ont été étudiées dans le cadre de l'ACI et il a été démontré qu'elles ne sont pas gaussiennes. La même hypothèse peut être émise pour les artefacts de gradients. Il reste néanmoins un problème important, c'est le rang de la matrice de mélange. En effet, seules trois voies sont acquises, mais plus de sources semblent se mélanger sur les signaux. Appliquer une ACI classique ne permet donc pas, *a priori*, d'extraire des sources complètement indépendantes. Dans la perspective d'être efficace dans la séparation des artefacts et des signaux ECG, une hypothèse supplémentaire a été faite. L'indépendance entre les signaux ECG et les artefacts de gradients a été supposée plus importante que l'indépendance de deux sources de la même catégorie. De prime abord, cette hypothèse paraît fondée tant les origines physiques de ces phénomènes sont différentes. Ainsi, il a été supposé que l'application de l'ACI aux signaux ECG acquis en IRM peut permettre l'extraction d'au moins un signal, qui n'est pas nécessairement une source physique mais qui soit indépendant des artefacts de gradients et que ce signal permet une amélioration de la détection QRS et une aide au contrôle visuel. Cette hypothèse semble se vérifier étant donnée l'amélioration de la détection QRS.

Une voie d'amélioration de la méthode est l'augmentation du nombre de dériviatives acquises. En effet, il semble que trois voies ne sont pas suffisantes pour permettre une extraction de toutes les sources. Il y a cependant une limitation pratique à l'extension du nombre de sources acquises en IRM, puisque les risques de brûlures sont augmentés par le nombre de câbles nécessaires et leur enchevêtrement. Le nombre de dériviatives alors nécessaire à une séparation de source parfaite est, de plus, difficile à déterminer. En supposant l'acquisition d'une dérivation dans le plan sagittal, trois voies seraient nécessaires pour l'extraction du champ tournant de dimension trois de l'ECG. Chaque gradient engendre un champ électrique qui lui est propre (partie 1.3.2.2) qui peut être modélisé par un champ tournant à trois dimensions. Néanmoins, la séquence est un morceau de musique joué par les différents gradients, leur indépendance n'est donc pas nécessairement assurée. Ainsi, neuf voies pourraient être nécessaires pour séparer efficacement l'ensemble des sources des champs électriques des gradients, mais ce chiffre est une limite supérieure, pas nécessairement atteinte. Un signal ECG 12 dériviatives semble donc être un minimum pour une séparation efficace des signaux ECG des artefacts de gradients, plus de dériviatives seraient souhaitables pour la séparation de l'effet MHD. Une solution de type mapping cardiaque semble être la voie à suivre pour une application optimale de l'ACI pour la séparation des sources en IRM.

Bien que la séparation des sources ne soit pas parfaite, ICARE s'est montré être particulièrement performant et apporte une solution élégante à la réduction des artefacts de gradients dans le cadre de la synchronisation en IRM. Cette solution est basée sur l'utilisa-

Chapitre 4. Approche Statistique

tion de JADE, ce choix ayant été justifié entre autres par sa simplicité de mise en oeuvre. L'objectif de cette étude a été de faire la preuve du concept de réduction d'artefacts sur les signaux ECG en IRM. L'utilisation d'autres méthodes d'ACI peuvent néanmoins être plus adaptées, d'une part à la nature des signaux rencontrés, d'autre part à une application d'ICARE dans un appareil de monitoring avec des contraintes matérielles précises.

Enfin, un dernier point peut être critiqué quant à l'utilisation de techniques ACI pour la réduction des artefacts : la déformation des signaux ECG avec notamment des changements de morphologie des complexes QRS. Cette déformation peut être particulièrement gênante pour toute analyse poussée du signal ECG. Cependant lors de l'acquisition de signaux ECG en IRM, les déformations dues à l'environnement sont tellement importantes que de toute manière la seule analyse possible est la détection des battements cardiaques. ICARE est une méthode de réduction d'artefacts qui, certes modifie la morphologie des signaux ECG, mais qui augmente le niveau de l'énergie des battements cardiaques par rapport à l'énergie des artefacts. Par conséquent, son utilisation en milieu IRM est envisageable et bénéfique. Une nouvelle gamme de solutions au problème de SAS a été suggérée, pour surpasser les limites de déformation potentielle de l'ECG et permettre une analyse de ce signal. Elle est basée sur la propriété de quasi périodicité de l'ECG et est appelée analyse en composantes périodiques (Jafari et al., 2006, Sameni et al., 2008a, Tsalila et al., 2009). Néanmoins, l'utilisation de ces méthodes n'est pas envisageable pour les ECG en IRM, puisque les artefacts de gradient présentent la même périodicité que les ECG pour les séquences cardiaques synchronisées.

4.2 Approche bayésienne

Dans cette partie du manuscrit seront présentées deux applications différentes du filtrage bayésien. Celles-ci correspondent respectivement au débruitage des signaux ECG acquis en IRM avec connaissance des signaux de gradients et à la prédiction de la variation du rythme cardiaque, afin d'améliorer les procédures d'acquisitions de certaines images IRM. Même si la deuxième application nécessite d'avoir des signaux débruités pour une connaissance parfaite du rythme cardiaque, la principale ressemblance de ces techniques est la possibilité d'une mise en forme du problème en "état-espace" et la possibilité de résolution avec des techniques de filtrage bayésien, dont la théorie sera exposée ci-dessous.

Cette partie se décomposera en deux sous-sections. Dans un premier temps, une nouvelle méthode de suppression des artefacts de gradient par filtrage bayésien non linéaire sera présentée. La théorie sous-jacente y sera exposée. Cette technique repose sur l'unification de deux modélisations, respectivement du signal ECG et des artefacts de gradient. Dans un second temps, une méthode de prédiction des variations du rythme cardiaque instantané sera présentée, afin de pouvoir mettre en place une stratégie d'acquisition d'image cardiaque en sang noir dans la phase de repos isovolumétrique de la systole.

4.2.1 Débruitage avec information des gradients

Comme cela a été montré précédemment, l'information des gradients permet de débruiter de manière efficace les signaux ECG acquis en IRM. Une localisation précise des artefacts est en outre possible et des techniques diverses, dont une approche adaptative, permettent de déterminer la réponse impulsionnelle d'un gradient sur l'ECG. Néanmoins, toutes ces méthodes souffrent d'un même inconvénient : elles ne prennent pas en compte le signal ECG lors de l'estimation des réponses impulsionnelles. Elles supposent que le signal mesuré est constitué d'un bruit blanc sur lequel se superposent les artefacts et qu'un gradient est appliqué uniquement pendant la phase de repos électrique du cœur, en diastole. Or cette hypothèse est erronée pour de nombreuses applications, synchronisation rétrospective par exemple, et de plus en IRM, même lors de la phase de repos électrique, un signal de l'effet MHD est présent sur l'ECG. Afin d'améliorer la qualité de débruitage des méthodes avec information de gradient, l'ensemble des contributions qui caractérisent l'ECG acquis en IRM doit être pris en compte lors de l'estimation de la réponse impulsionnelle. Dans une première partie, un modèle d'ECG artificiel ainsi que son utilisation dans le cadre d'un débruitage basé sur du filtrage bayésien non linéaire vont être présentés. La modélisation des artefacts de gradient par un système Linéaire Invariant dans le Temps (LIT), ainsi que le parallèle avec le filtrage de Kalman vont également être proposés. Dans une seconde section, une nouvelle approche de réduction des artefacts, basée sur le filtrage bayésien et la combinaison des modélisations d'ECG et d'artefacts, sera suggérée. Les résultats obtenus sur la base de données ECG-IRM seront alors exposés avant de terminer par une discussion sur cette nouvelle approche. ²

4.2.1.1 Théorie

McSharry et al. (2003) ont présenté une méthode permettant de synthétiser des signaux ECG réalistes. Leur approche avait été initialement proposée pour déterminer la

²Les méthodes décrites dans cette partie ont été soumises dans le journal IEEE Transactions on Biomedical Engineering Oster et al. (2009e)

Chapitre 4. Approche Statistique

qualité d'une méthode de débruitage, puisqu'en synthétisant un signal et en y rajoutant artificiellement un bruit, le rapport signal sur bruit est facilement calculé.

Ce modèle d'ECG repose sur la propriété de pseudo-périodicité d'un signal ECG normal. Dans le cadre de battements cardiaques normaux, une pseudo période ou cycle cardiaque peut être considérée comme la succession de différentes déflexions, selon un ordre déterminé : ondes P, Q, R, S et T. Ce signal cyclique peut être modélisé par une somme de gaussiennes (figure 4.6). Le nombre de gaussiennes nécessaires à une bonne modélisation varie de cinq à six gaussiennes, selon que la non symétrie de l'onde T est prise en compte ou non.

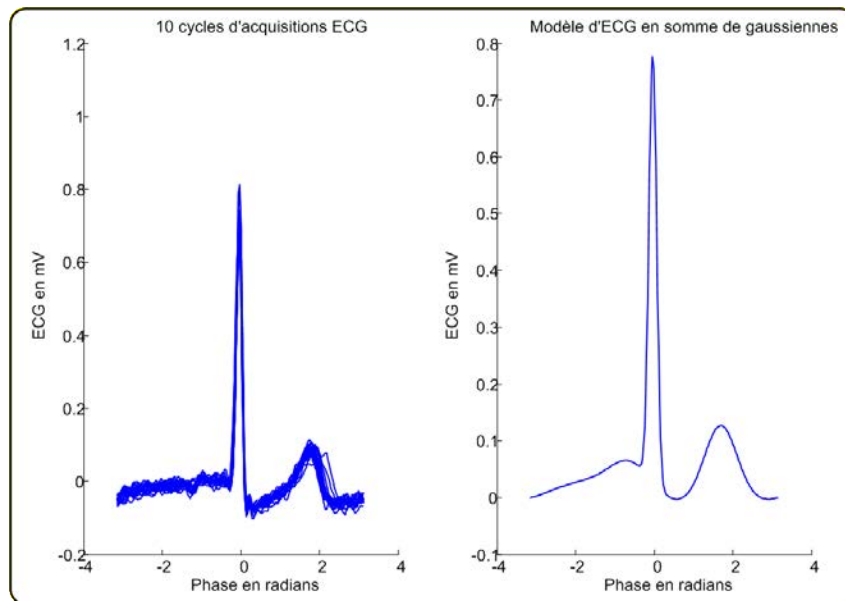


Fig. 4.6: Modélisation d'un cycle cardiaque par une somme de cinq gaussiennes

Afin de tenir compte de la pseudo-périodicité, ce signal est supposé avoir une trajectoire circulaire dans un plan (Oxy), dont l'angle représente la phase cardiaque, avec une amplitude dans la direction z qui représente la valeur en mV du potentiel électrique mesuré. Le cercle décrit par le modèle ECG est de rayon 1 en unité arbitraire et la vitesse de rotation est supposée constante tout au long d'un cycle donné, c'est-à-dire $\omega = 2\pi/RR$, où RR est la durée de l'intervalle RR.

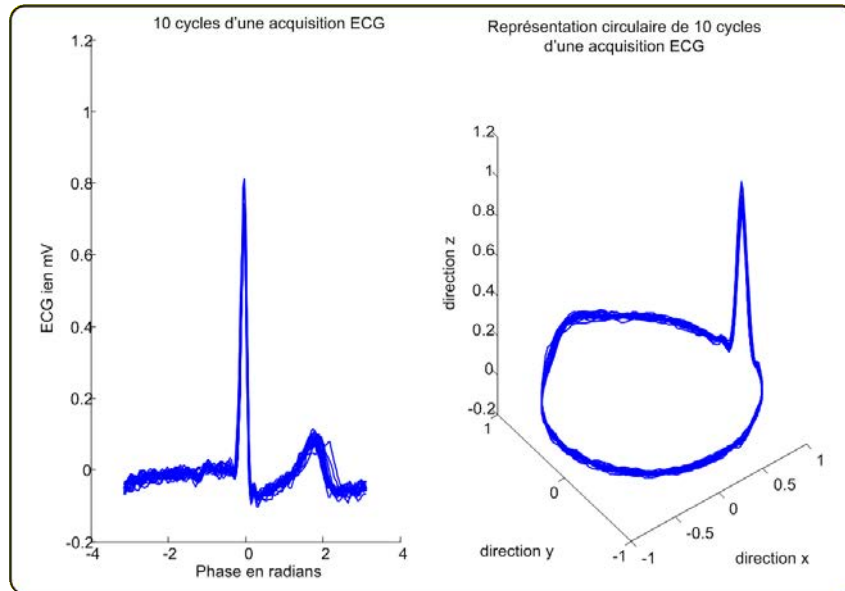


Fig. 4.7: Représentation circulaire de 10 cycles d'une acquisition ECG.

De cette manière, les équations dynamiques de ce modèle ECG peuvent s'écrire en coordonnées polaires :

$$\begin{cases} \theta_k = (\theta_{k-1} + \omega\delta) \text{ mod } 2\pi \\ z_k = - \sum_i \delta \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_{i,k-1} \exp\left(-\frac{\Delta\theta_{i,k-1}^2}{2b_i^2}\right) + z_{k-1} + \eta \end{cases} \quad (4.19)$$

où θ_k est l'angle dans le plan Oxy à l'instant k , δ est la période d'échantillonnage. z_k représente une estimée de la valeur en mV de l'ECG à l'instant k . α_i , b_i et ξ_i représentent respectivement l'amplitude, la variance et la position angulaire de la $i^{\text{ème}}$ gaussienne, ce qui permet de définir $\Delta\theta_{i,k-1} = (\theta_{k-1} - \xi_i) \text{ (mod } 2\pi)$.

Ce modèle ECG a très vite trouvé d'autres applications, comme le débruitage et la segmentation du signal ECG. Clifford (2006), Clifford et al. (2005) ont ainsi démontré qu'en approximant les signaux réels par une somme de plusieurs gaussiennes, un débruitage et une segmentation précis peuvent être atteints. Leur approche d'ajustement par optimisation des moindres carrés ne permet cependant pas de réaliser les différentes tâches en ligne et nécessite une application en post-traitement. Dans le cadre du débruitage, le jeu de paramètres qui est le mieux ajusté aux données doit être déterminé. Pour une application optimale, cette détermination doit être réalisée en ligne, avec de surcroît une adaptation automatique au cours du temps, afin de prendre en compte la non-stationnarité du signal ECG.

Par ailleurs, l'utilisation d'un tel modèle, dont la dynamique est gouvernée par un jeu d'équations, est particulièrement bien adaptée au filtrage bayésien. C'est en mettant en forme les problèmes de débruitage, segmentation et compression, comme un problème de filtrage bayésien que de nombreuses solutions ont ainsi été proposées (Sameni et al., 2006, 2007, 2008b, Sayadi and Shamsollahi, 2008).

Dans le paradigme du filtrage bayésien, les paramètres sont modélisés comme des variables aléatoires et l'objectif est de déterminer récursivement la loi de probabilité *a posteriori* des paramètres en connaissant l'observation du signal ECG. L'estimation des paramètres est alors possible en prenant l'espérance (ou moyenne probabiliste) des différentes lois *a posteriori*. Malheureusement, le calcul analytique de ces lois est généralement impossible et par conséquent des informations *a priori* sont nécessaires.

Chapitre 4. Approche Statistique

Originellement, le filtrage bayésien a pour but d'inférer l'état caché d'un système à partir d'observations bruitées sur un horizon fini. L'état du système est lié aux observations par une équation, dite *équation d'observation*, et la dynamique de l'état du système est gouvernée par une équation, dite *équation d'évolution*. Le problème peut alors être exprimé dans un formalisme dit d'état-espace :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = f(\underline{x}_{k-1}, \underline{w}_{k-1}, k-1) & (\text{équation d'évolution}) \\ \underline{y}_k = g(\underline{x}_k, \underline{v}_k, k) & (\text{équation d'observation}) \end{cases} \quad (4.20)$$

où \underline{x}_k et \underline{y}_k représentent respectivement les vecteurs d'état et d'observation au temps k . \underline{w}_k et \underline{v}_k représentent les bruits d'évolution et d'observation, ils déterminent l'erreur et l'incertitude de la modélisation. Le temps k est un paramètre des fonctions f et g , dites respectivement d'évolution et d'observation, car celles-ci ne sont pas nécessairement stationnaires. La connaissance des fonctions f et g , ainsi que celle des propriétés statistiques des bruits, est requise pour la résolution du problème et constitue l'information *a priori* nécessaire.

La mise en place du débruitage de l'ECG dans un formalisme d'état-espace est une excellente illustration. Pour ce faire, la méthode présentée par [Sayadi and Shamsollahi \(2008\)](#) sera utilisée. Les auteurs ont utilisé le modèle ECG en optant pour l'approximation du signal par cinq gaussiennes et ont défini les vecteurs d'évolution et d'observation de la manière suivante :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = [\theta_k, z_k, \alpha_{i,k}, b_{i,k}, \xi_{i,k}]^t & i = (1..5) \\ \underline{y}_k = [\varphi_k, s_k]^t \end{cases}, \quad (4.21)$$

où s_k représente le $k^{\text{ième}}$ échantillon du signal ECG mesuré et φ_k est le $k^{\text{ième}}$ échantillon d'un signal de phase, construit à partir de la connaissance des occurrences d'une onde R. Ce signal de phase a été assigné de manière linéaire entre deux ondes R. Cette phase est une droite de pente $2\pi/RR$, dont l'ordonnée à l'origine est 0. De plus, ce signal de phase est défini à 2π près et varie entre $-\pi$ et π (figure 4.8).

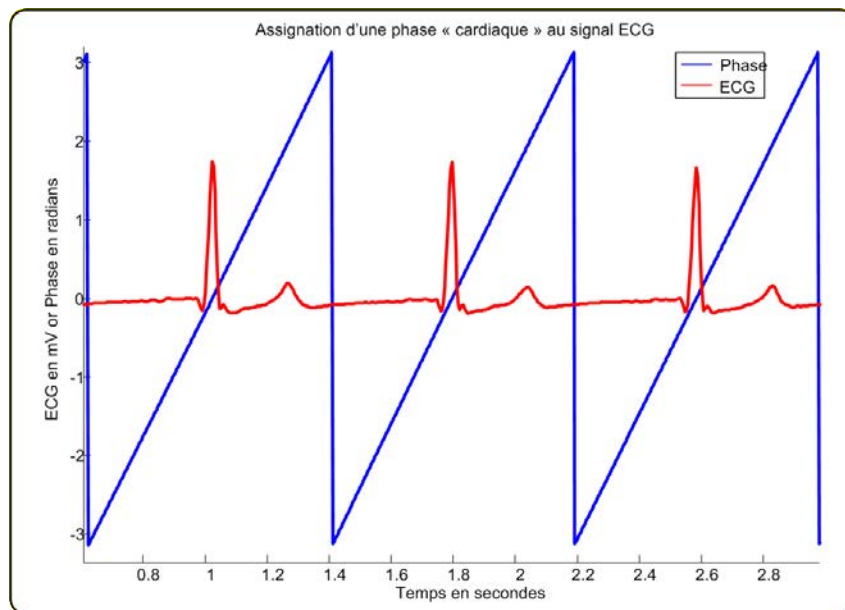


Fig. 4.8 : Description de la procédure de création du signal de phase.

Les bruits d'évolution et d'observation ont été définis par :

$$\begin{cases} \underline{w}_k = [\omega, \eta, \varepsilon_{\alpha,i}, \varepsilon_{b,i}, \varepsilon_{\xi,i}]^t & i = (1..5) \\ \underline{v}_k = [v_1, v_2]^t \end{cases} \quad (4.22)$$

La détermination des différentes fonctions est alors possible. Les deux premières composantes du vecteur d'état, z_k et θ_k , suivent une évolution qui est gouvernée par les équations (4.19) du modèle d'ECG. Les quinze paramètres des cinq gaussiennes sont considérés comme des variables aléatoires suivant une marche aléatoire, puisqu'aucune information *a priori* sur la non stationnarité de l'ECG n'est disponible. Ceci permet de suivre la solution et d'éviter de tomber dans un minimum local. Les équations d'évolution peuvent alors être mis sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \theta_k = (\theta_{k-1} + \omega\delta) \bmod 2\pi \\ z_k = - \sum_i \delta \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_{i,k-1} \exp\left(-\frac{\Delta\theta_{i,k-1}^2}{2b_i^2}\right) + z_{k-1} + \eta \\ \alpha_{i,k} = \alpha_{i,k-1} + \varepsilon_{\alpha,i} \\ b_{i,k} = b_{i,k-1} + \varepsilon_{b,i} \\ \xi_{i,k} = \xi_{i,k-1} + \varepsilon_{\xi,i} \end{cases} \quad (4.23)$$

Enfin, les équations d'observation peuvent s'écrire :

$$\begin{cases} \varphi_k = \theta_k + v_{1,k} \\ s_k = z_k + v_{2,k} \end{cases} \quad (4.24)$$

Il est possible à présent de définir plus précisément en quoi consiste le filtrage bayésien, et d'en présenter les principales applications.

Comme évoqué précédemment, le filtrage bayésien est un paradigme cherchant à déterminer la loi de probabilité *a posteriori* d'un vecteur aléatoire caché, \underline{x} , connaissant un ensemble d'observations bruitées $\{\underline{y}_{1:k}\} = \{\underline{y}_1, \underline{y}_2, \dots, \underline{y}_k\}$ et en ayant la connaissance *a priori* de la formulation d'état-espace (4.20). A partir de la loi *a posteriori*, l'estimée du vecteur d'état est calculée simplement, en prenant l'espérance conditionnelle de la variable aléatoire, $\hat{\underline{x}}_k = E[\underline{X}|\underline{y}_{1:k}]$.

Un certain nombre d'hypothèses supplémentaires sur les fonctions d'évolution et d'observation et leur bruit respectif est nécessaire pour parvenir à résoudre ce problème.

Une solution exacte à ce problème existe si les fonctions f et g sont linéaires (c'est-à-dire qu'appliquer la fonction f à un vecteur \underline{x}_k revient à une simple multiplication matricielle, idem pour g) et les bruits d'évolution et d'observation sont gaussiens. La formulation état-espace peut alors s'écrire :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = A_{k-1}\underline{x}_{k-1} + F_{k-1}\underline{w}_{k-1} \\ \underline{y}_k = C_k\underline{x}_k + G_k\underline{v}_k \end{cases} \quad (4.25)$$

Cette solution est connue sous la dénomination de filtre de Kalman (Kalman, 1960) et est déterminée par le théorème suivant.

Théorème 4.1 *La loi conditionnelle de \underline{x}_k sachant $\{\underline{y}_{1:k}\}$ (respectivement de \underline{x}_k sachant $\{\underline{y}_{1:k-1}\}$) est gaussienne $\mathcal{N}(\hat{\underline{x}}_{k|k}, R_k)$ (respectivement $\mathcal{N}(\hat{\underline{x}}_{k|k-1}, R_{k-})$) où les espérances et covariances sont calculées récursivement à l'aide des équations suivantes :*

Chapitre 4. Approche Statistique

Initialisation

$$\hat{x}_{0|0} = E[x_0] \quad R_0 = Q_0 = \text{cov}(x_0), \quad (4.26)$$

Prédiction

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_{k-1}\hat{x}_{k-1|k-1}, \quad (4.27)$$

$$R_{k-} = A_{k-1}R_{k-1}A_{k-1}^T + F_{k-1}Q_{k-1}^w F_{k-1}^T, \quad (4.28)$$

Correction

$$K_k = R_{k-}C_k^T (C_k R_{k-}C_k^T + G_k Q_k^v G_k^T)^{-1}, \quad (4.29)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - C_k \hat{x}_{k|k-1}), \quad (4.30)$$

$$R_k = (I - K_k C_k) R_{k-}. \quad (4.31)$$

Dans cette situation, les variables aléatoires sont donc des gaussiennes, puisque la propriété de gaussianité se conserve par transformation linéaire. Ces variables aléatoires sont donc entièrement caractérisables par leurs moments d'ordre un et deux. Le filtrage de Kalman peut alors être considéré comme une procédure itérative de prédiction puis correction, durant laquelle les statistiques suffisantes (espérance et covariance) sont calculées et propagées.

En pratique, cette méthode a trouvé de nombreuses applications, dont une nouvelle qui sera présentée dans la partie 4.2.2, le filtre de Kalman est rapidement limité par l'hypothèse de linéarité des fonctions d'évolution et d'observation. Dans le cas particulier du débruitage ECG, la fonction d'évolution f présentée dans l'équation 4.23 est non linéaire et l'application du filtre de Kalman pour résoudre le problème d'estimation des paramètres n'est donc pas envisageable.

C'est pour surpasser cette limitation que de nombreuses nouvelles approches ont été proposées. L'une d'entre elles, et sans doute la plus répandue, est le filtre de Kalman Étendu. Celle-ci consiste simplement à linéariser, lorsque cela est possible, les fonctions d'évolution et d'observation autour du point d'intérêt et de les intégrer dans la procédure itérative décrite par le filtre de Kalman. La formulation état-espace (équation 4.20) peut alors être approximée par la formulation linéaire suivante :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, \hat{w}_{k-1}, k-1) + A_{k-1}(\underline{x}_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + F_{k-1}(\underline{w}_{k-1} - \hat{w}_{k-1}), \\ \underline{y}_k = g(\hat{x}_k, \hat{v}_k, k) + C_k(\underline{x}_k - \hat{x}_k) + G_k(\underline{v}_k - \hat{v}_k) \end{cases}, \quad (4.32)$$

où $A_{k-1} = \frac{\partial f(\underline{x}, \underline{w}, k-1)}{\partial \underline{x}} \Big|_{\underline{x}=\hat{x}_{k-1}}$, $F_{k-1} = \frac{\partial f(\underline{x}, \underline{w}, k-1)}{\partial \underline{w}} \Big|_{\underline{w}=\hat{w}_{k-1}}$, $C_k = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial \underline{x}} \Big|_{\underline{x}=\hat{x}_k}$
et $G_k = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial \underline{v}} \Big|_{\underline{v}=\hat{v}_k}$.

D'autres approches ont également été proposées, afin de pouvoir résoudre des problèmes pour lesquelles la non linéarité n'est pas linéarisable. Le calcul des différentes matrices n'est en effet pas envisageable pour l'ensemble des fonctions non dérivables. [Julier and Uhlmann \(2004\)](#) ont alors proposé d'approximer les variables aléatoires plutôt que de linéariser les fonctions non linéaires et ont présenté le filtre de Kalman inodore ou non parfumé ("Unscented Kalman Filter"). Les auteurs introduisent alors les " σ -points", qui représentent un échantillonnage déterministe du vecteur aléatoire d'état. L'image de ces σ -points peut alors être calculée et permet de déterminer ces statistiques suffisantes (espérance et covariance). La difficulté réside dans l'échantillonnage du vecteur aléatoire.

Les statistiques suffisantes de \underline{x} peuvent être calculées à partir de cet échantillonnage par :

$$E[\underline{x}] = \sum_{i=1}^N \omega^i x^i \quad \text{et} \quad R_x = \sum_{i=1}^N \omega^i (x^i - E[\underline{x}])(x^i - E[\underline{x}])^T.$$

Mais ce qui est plus intéressant, c'est que les statistiques suffisantes du vecteur aléatoire $\underline{y} = f(\underline{x})$ peuvent être calculées à partir de l'image de ces σ -points.

$$E[\underline{y}] = \sum_{i=1}^N \omega^i f(x^i) \quad \text{et} \quad R_y = \sum_{i=1}^N \omega^i (f(x^i) - E[\underline{y}])(f(x^i) - E[\underline{y}])^T.$$

Il est alors possible d'appliquer les équations de Kalman à ces σ -points pour déterminer la loi de probabilité *a posteriori* du vecteur aléatoire caché en connaissant un ensemble d'observations.

Une nouvelle classe de méthodes, dite de filtrage particulaire, a également été récemment présentée. Celle-ci repose également sur le même principe, mis à part que l'échantillonnage n'est plus déterministe mais utilise des techniques de type Monte Carlo (Arulampalam et al., 2002, Doucet et al., 2001).

L'utilisation de ces techniques de filtrage bayésien pour le débruitage de signaux ECG s'est avérée être particulièrement efficace et ouvre la voie à de nouvelles applications, dont le débruitage des signaux ECG acquis en IRM. Dans la suite de cette section, le problème de réduction des artefacts de gradient va être réécrit dans un formalisme état-espace.

Comme présenté précédemment, les gradients sont la cause des principales perturbations du signal ECG acquis en IRM. Leur présence empêche pratiquement toute analyse du signal et nécessite de mettre en place des méthodes de suppression spécifiques. Dans la partie 4.1.2, une méthode de séparation aveugle des sources (SAS) a été présentée et permet d'obtenir des résultats encourageants. La connaissance des signaux de commande de gradients est cependant un atout majeur, puisque le problème équivaut alors non plus à une SAS, mais à une égalisation des canaux.

En effet, le signal ECG acquis en IRM peut être modélisé comme un mélange linéaire convolutif bruité de trois sources, correspondant aux signaux de commande des trois gradients. Cette modélisation a été proposée par Felblinger et al. (1999) et a été utilisée à plusieurs reprises dans le cadre de la suppression des artefacts de gradients (Abächerli, 2005, Abächerli et al., 2005, 2006, Odille, 2007, Odille et al., 2007). Ceci peut se retranscrire mathématiquement de la manière suivante :

$$s_k = \sum_{i \in \{X, Y, Z\}} (h^i \otimes g_i) + \eta_k = \sum_{i \in \{X, Y, Z\}} \left(\sum_{l \in \mathbb{N}} h_l^i g_{i, (k-l)} \right) + \eta_k, \quad (4.33)$$

où s_k est le $k^{\text{ième}}$ échantillon du signal ECG enregistré, $g_{i,k}$ le $k^{\text{ième}}$ échantillon du signal de commande des gradients dans la direction i , η_k est la $k^{\text{ième}}$ échantillon de bruit et h_l^i est le $l^{\text{ième}}$ élément du filtre de création d'artefacts de gradient dans la direction i .

Ces filtres permettent de retranscrire l'ensemble des phénomènes physiques qui suivent l'instauration de courant dans les bobines de gradient, ce qui est un panel large allant de la variation du champ magnétique, en passant par l'induction de champs électriques dans le corps, par la mesure du potentiel aux électrodes jusqu'au filtrage de ce potentiel par l'électronique du capteur.

L'ensemble des méthodes de débruitage des artefacts utilisant l'information des gradients est basé sur une estimation des éléments de ces filtres, supposés être à réponse

Chapitre 4. Approche Statistique

impulsionnelle finie (RIF). Ainsi, en considérant que la longueur du filtre RIF est N , l'équation 4.33 se réécrit :

$$s_k = \sum_{i \in \{X, Y, Z\}} \left(\sum_{l=0}^{N-1} h_l^i g_{i, (k-l)} \right) + \eta_k, \quad (4.34)$$

et il y a donc $3N$ éléments à estimer pour chaque voie ECG.

Il est possible de reformuler ce problème d'estimation des réponses impulsionnelles comme un problème de filtrage bayésien. En supposant que les filtres $\underline{h}^i = [h_0^i \dots h_{N-1}^i]^T$ sont des vecteurs aléatoires de taille N suivant une marche aléatoire, le vecteur état \underline{x} s'écrit :

$$\underline{x} = \begin{cases} \underline{h}^X = [h_0^X \dots h_{N-1}^X]^T \\ \underline{h}^Y = [h_0^Y \dots h_{N-1}^Y]^T \\ \underline{h}^Z = [h_0^Z \dots h_{N-1}^Z]^T \end{cases}$$

L'équation d'évolution est alors $\underline{x}_k = \underline{x}_{k-1} + \underline{w}_{k-1}$.

Le vecteur d'observation est simplement défini comme le signal ECG enregistré, c'est-à-dire $y_k = s_k$ et l'équation d'évolution a été définie par l'équation (4.34), ce qui signifie que la matrice d'observation C_k est définie par :

$$C_k = [g_{X,k}, \dots, g_{X,k-N+1}, g_{Y,k}, \dots, g_{Y,k-N+1}, g_{Z,k}, \dots, g_{Z,k-N+1}].$$

Le problème d'estimation de la réponse impulsionnelle peut alors se mettre sous la forme :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = \underline{x}_{k-1} + \underline{w}_{k-1} \\ y_k = C_k \underline{x}_k + \eta_k \end{cases} \quad (4.35)$$

Il est donc envisageable de résoudre le problème de suppression des artefacts de gradient par le biais d'un filtre de Kalman. Cependant, cette méthode souffrirait des mêmes limitations que l'ensemble des méthodes de débruitage utilisant l'information des gradients, c'est-à-dire que l'activité électrique du cœur n'est pas prise en compte lors de l'estimation des réponses impulsionnelles. En effet, l'ensemble des contributions, hors artefacts de gradient, du signal ECG acquis en IRM est contenu dans le bruit d'observation η_k .

4.2.1.2 Méthode

Une nouvelle méthode de débruitage des signaux ECG acquis en IRM peut donc être proposée en unifiant les deux approches présentées dans la sous-section précédente. D'une part, une approche de filtrage bayésien a été envisagée pour le débruitage de signaux ECG basée sur l'utilisation d'un modèle de mélange de gaussiennes. D'autre part, une approche bayésienne est concevable pour l'estimation des réponses impulsionnelles des artefacts de gradient. Les deux formulations peuvent donc être regroupées dans un même état-espace. L'objectif sous-jacent à l'unification de ces deux approches est alors de pouvoir prendre en compte le signal de l'ECG lors de l'estimation des artefacts de gradient.

Le débruitage d'ECG basé sur un modèle de mélange de gaussiennes nécessite une procédure d'attribution de la phase cardiaque. Ce signal est créé à partir des détections des ondes R. Or, si pour des acquisitions standard, cette détection est une tâche aisément réalisable, il n'en est pas de même dans le cas d'ECG acquis en IRM. Le chapitre 3 a permis de présenter une méthode de détection QRS capable de traiter des signaux fortement artefactés par l'environnement IRM. Son utilisation permet donc la création d'un signal de phase cardiaque pour les ECG acquis en IRM.

Cette sous-section se divise en trois parties. Dans un premier temps, la nouvelle méthode, appelée BAGARRE ("BAYesian Gradient ARtifact REduction") est formalisée en état-espace. La seconde partie expose l'implémentation du filtrage bayésien. Enfin, deux variantes de cette nouvelle approche sont présentées, une s'appliquant à la synchronisation et l'autre au monitoring.

Afin d'unifier les deux approches bayésiennes, il est intéressant de partir de leur équation d'observation respective. Dans le cadre du débruitage de l'ECG, le signal s_k enregistré est considéré comme la somme de deux contributions : le signal ECG z_k et le bruit de mesure $v_{2,k}$ ($s_k = z_k + v_{2,k}$). Pour les acquisitions d'ECG en IRM, ce bruit d'observation regroupe l'effet Hall, le signal dû à la respiration et les artefacts de gradient et les bruits de mesure du capteur. Dans le cadre de la réduction des artefacts de gradient, le signal enregistré est considéré comme la somme de trois signaux de gradient filtrés et d'un bruit de mesure, η_k ($s_k = \sum_{i \in \{X,Y,Z\}} \left(\sum_{l=0}^{N-1} h_l^j g_{i,(k-l)} \right) + \eta_k$). Ce bruit de mesure contient entre autres le signal ECG et l'effet MHD. Une approche plus réaliste consiste à considérer le signal s_k enregistré comme un signal ECG, z_k , une somme des trois signaux de commande des gradients filtrés et d'un bruit de mesure, ce qui conduit à l'équation suivante :

$$s_k = z_k + \sum_{i \in \{X,Y,Z\}} \left(\sum_{l=0}^{N-1} h_l^j g_{i,(k-l)} \right) + v_{2,k}. \quad (4.36)$$

Le bruit d'observation $v_{2,k}$ ne comporte plus alors que l'effet MHD, le signal dû à la respiration et le bruit de mesure du capteur ou des électrodes. Par ailleurs, l'intégration des paramètres des gaussiennes dans le vecteur d'état permet de prendre en compte la non stationnarité de l'ECG et de modéliser en partie l'effet MHD. Il est donc plus précis de considérer que le signal $v_{2,k}$ intègre alors les artefacts de mouvement et les bruits de mesure du capteur ou des électrodes.

En partant de cette équation d'évolution, il est possible de déterminer le vecteur d'état. Celui-ci peut être construit en concaténant simplement les vecteurs d'état présentés précédemment :

$$\underline{x}_k = [\theta_k, z_k, \alpha_{i,k}, b_{i,k}, \xi_{i,k}, h_{1,k}^j, \dots, h_{N,k}^j]^T,$$

où θ_k et z_k sont la position angulaire et l'amplitude du modèle ECG, $\alpha_{i,k}$, $b_{i,k}$, $\xi_{i,k}$ représentent respectivement l'amplitude, la variance et la position de la $j^{\text{ème}}$ gaussienne. Le vecteur $\underline{h}_k^j = [h_{1,k}^j, \dots, h_{N,k}^j]^T$ représente la réponse impulsionnelle du gradient dans la direction $j \in \{X, Y, Z\}$.

L'évolution de ce vecteur d'état est régi par le même jeu d'équations (4.23). En effet, BAGARRE repose sur le modèle d'ECG, qui modélise le signal durant un cycle cardiaque par une somme de cinq gaussiennes, les équations (4.19) restent donc valables et régissent l'évolution des deux premiers éléments de \underline{x}_k . Aucune information sur la non stationnarité de l'ECG n'est disponible, ce qui conduit à considérer les paramètres des gaussiennes, $\alpha_{i,k}$, $b_{i,k}$, $\xi_{i,k}$, comme des variables suivant une marche aléatoire de paramètres $\varepsilon_{i,k}^\alpha$, $\varepsilon_{i,k}^b$, $\varepsilon_{i,k}^\xi$. De même, les vecteurs $\underline{h}_k^j = [h_{1,k}^j, \dots, h_{N,k}^j]^T$ de réponse impulsionnelle sont supposés suivre une marche aléatoire de paramètre $\underline{\sigma}_k^j = [\sigma_{1,k}^j, \dots, \sigma_{N,k}^j]^T$, puisqu'une aucune information *a priori* sur leur évolution n'est disponible. L'équation d'évolution de ce système peut alors se mettre sous la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_k = \theta_{k-1} + \omega\delta \quad (\text{mod } 2\pi) \\ z_k = z_{k-1} - \sum_i \delta \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \Delta\theta_{i,k-1} \exp\left(-\frac{\Delta\theta_{i,k-1}^2}{2b_i^2}\right) + \eta \\ \alpha_{i,k} = \alpha_{i,k-1} + \varepsilon_{i,k-1}^\alpha \\ b_{i,k} = b_{i,k-1} + \varepsilon_{i,k-1}^b \\ \xi_{i,k} = \xi_{i,k-1} + \varepsilon_{i,k-1}^\xi \\ \underline{h}_k^j = \underline{h}_{k-1}^j + \underline{\sigma}_{k-1}^j \end{array} \right. , \quad (4.37)$$

où $\omega = 2\pi/RR$ représente la vitesse angulaire du modèle, δ la période d'échantillonnage du signal ECG et η l'incertitude sur la dynamique du modèle d'ECG. Le bruit d'évolution associé est alors

$$\underline{w}_k = [\omega, \eta, \varepsilon_{i,k}^\alpha, \varepsilon_{i,k}^b, \varepsilon_{i,k}^\xi, \sigma_{1,k}^j, \dots, \sigma_{N,k}^j]^T$$

Afin de mettre en place le filtrage bayésien, la procédure de création de signal de phase cardiaque, φ_k , présentée dans la figure 4.8 est utilisée. Le vecteur d'observation, $\underline{y}_k = [\varphi_k s_k]^T$ peut alors être mesuré et les deux équations d'observation de ce système sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_k = \theta_k + v_{1,k} \\ s_k = z_k + \sum_{j \in \{X,Y,Z\}} (\underline{h}_k^j)^T \cdot \underline{g}_{j,k} + v_{2,k} \end{array} \right. , \quad (4.38)$$

où le vecteur $\underline{g}_{j,k} = [g_{j,k}, \dots, g_{j,k-N+1}]$ représente un horizon de N échantillons du signal de commande des gradients dans la direction $j \in \{X, Y, Z\}$.

La longueur des réponses impulsionnelles a été fixée à $44ms$, ce qui correspond à 11 échantillons pour une fréquence d'échantillonnage de $250Hz$. La taille du vecteur d'état est donc $50 = 2 + 3 \times 5 + 11 \times 3$. Ce choix est un bon compromis entre une taille de vecteur d'état minimale, pour limiter la complexité calculatoire, et une longueur de réponse impulsionnelle suffisamment grande pour décrire le processus physique à l'origine des artefacts de gradient.

Les méthodes de filtrage bayésien sont sensibles à l'initialisation des paramètres. Cette étape doit donc être réalisée avec soin, tout en étant automatique afin de ne pas perdre de vue l'application industrielle. Cette phase de calibration peut être réalisée pendant l'installation du patient. Des enregistrements d'ECG sont alors réalisés en dehors de l'aimant IRM et peuvent remplir cette tâche. Ainsi, les trente premiers cycles cardiaques sont utilisés pour l'initialisation des paramètres, $\alpha_{i,0}$, $b_{i,0}$, $\xi_{i,0}$ des cinq gaussiennes, mais aussi des éléments diagonaux de la matrice R_0 correspondant à ces paramètres. Cette procédure a été réalisée en approximant les trente premiers cycles avec une méthode d'optimisation non linéaire des moindres carrés. Les vecteurs \underline{h}_0^j ont été initialisés à $\underline{0}$.

Une fois cette phase d'initialisation réalisée, le filtrage bayésien peut être appliqué. Comme les fonctions f et g sont localement linéarisables, le choix de la technique de filtrage bayésien s'est tourné vers le filtre de Kalman étendu. Les fonctions gaussiennes sont de plus assez douces pour que leur linéarisation locale soit une approximation réaliste.

Afin de pouvoir implémenter le filtre de Kalman étendu, il est nécessaire de calculer la dérivée des fonctions d'évolution et d'observation.

Tout d'abord, les équations d'observation sont déjà linéaires et sont définies par :

$$\left\{ \begin{array}{l} C_k(i, i) = 1 \quad \forall i \\ C_k(2, 18..28) = \frac{\partial g_2(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial h_{i,k}^X} = g_{X,k-l+1} \\ C_k(2, 29..39) = \frac{\partial g_2(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial h_{i,k}^Y} = g_{Y,k-l+1} \\ C_k(2, 40..50) = \frac{\partial g_2(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial h_{i,k}^Z} = g_{Z,k-l+1} \\ C_k(i, j) = 0 \quad \forall i \neq j \end{array} \right. \quad (4.39)$$

et

$$G_k = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{v}, k)}{\partial \underline{v}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.40)$$

L'équation d'évolution peut quant à elle être linéarisée avec les deux matrices A_k et F_k définies comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} A_k(1, 1) = \frac{\partial f_1(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \theta_k} = 1 \\ A_k(2, 1) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \theta_k} \\ \quad = - \sum_i \delta \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_i^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_i^2}\right) \\ A_k(2, 2) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \eta} = 1 \\ A_k(2, 3..7) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \alpha_{i,k}} \\ \quad = -\delta \frac{\omega \Delta \theta_{i,k}}{b_i^2} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_i^2}\right) \\ A_k(2, 8..12) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial b_{i,k}} \\ \quad = -\delta \frac{\alpha_i \omega \Delta \theta_{i,k}}{b_i^3} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{b_i^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_i^2}\right) \\ A_k(2, 13..17) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \xi_{i,k}} \\ \quad = \delta \frac{\alpha_i \omega}{b_i^2} \left(1 - \frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{b_i^2} \right) \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{b_i^2}\right) \end{array} \right. \quad (4.41)$$

et

$$\left\{ \begin{array}{l} F_k(1, 1) = \frac{\partial f_1(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \omega} = \delta \\ F_k(i, i) = 1 \quad \text{for } i \neq 1 \\ F_k(2, 1) = \frac{\partial f_2(\underline{x}, \underline{w}, k)}{\partial \omega} = - \sum_i \delta \frac{\alpha_i}{b_i^2} \Delta \theta_{i,k} \exp\left(-\frac{\Delta \theta_{i,k}^2}{2b_i^2}\right) \\ F_k(i, j) = 0 \quad \text{pour tous les autres couples } i \neq j \end{array} \right. \quad (4.42)$$

Chapitre 4. Approche Statistique

Il existe deux variantes à la méthode BAGARRE selon que son application soit tournée vers le monitoring ou la synchronisation. Elles seront appelées respectivement BAGARRE-M (pour monitoring) et BAGARRE-T (pour triggering). La nécessité de développer deux variantes de cette méthode est dictée par les contraintes temporelles de chacune de ces applications. La création du signal de phase, φ_k nécessite en effet de connaître la position des ondes R, et induit donc un retard sur la mise en place du filtrage bayésien d'au moins un intervalle RR.

BAGARRE-M peut être appliquée comme cela a été présenté pour les méthodes bayésiennes de débruitage ECG (Sameni et al., 2006, 2007, 2008b, Sayadi and Shamsollahi, 2008), les délais induits n'empêchant pas un monitoring efficace. BAGARRE-M comporte alors trois phases différentes.

- les complexes QRS sont détectés par la méthode présentée dans le chapitre 3. Ce détecteur est appliqué sur des fenêtres de deux secondes, et qui glissent d'une demie seconde.
- A chaque nouvelle détection QRS, le signal de phase φ_k est créé sur l'intervalle RR le plus récent.
- Le filtre de Kalman étendu peut alors être appliqué sur cette période du signal, et l'estimée z_k du signal ECG est mise à jour et constitue le signal ECG débruité.

BAGARRE-T, qui se veut être une méthode servant à la synchronisation, ne peut pas se permettre un tel retard. Le débruitage du signal ECG n'est donc pas basé sur l'estimée z_k . Lors du processus du filtrage de Kalman étendu, les réponses impulsionnelles, \underline{h}_k^j , sont également estimées et vont servir au débruitage du signal ECG.

Supposons $n - k$ le délai maximum induit par BAGARRE-M pour le débruitage. Il est alors possible de débruiter le signal ECG au temps n avec les estimées des réponses impulsionnelles estimées au temps k , en utilisant l'équation (4.36) :

$$\hat{z}_n = s_n - \sum_{j \in \{X, Y, Z\}} (\underline{h}_k^j)^T \cdot \underline{g}_{j, n}. \quad (4.43)$$

Ce débruitage n'induit alors aucun délai supplémentaire et est donc compatible avec la synchronisation. Cette approche présente des similitudes avec les techniques présentées par Felblinger et al. (1999) et Odille et al. (2007), à ceci près que l'estimation des réponses impulsionnelles est mise à jour régulièrement : BAGARRE-T est donc adaptatif (figure 4.9).

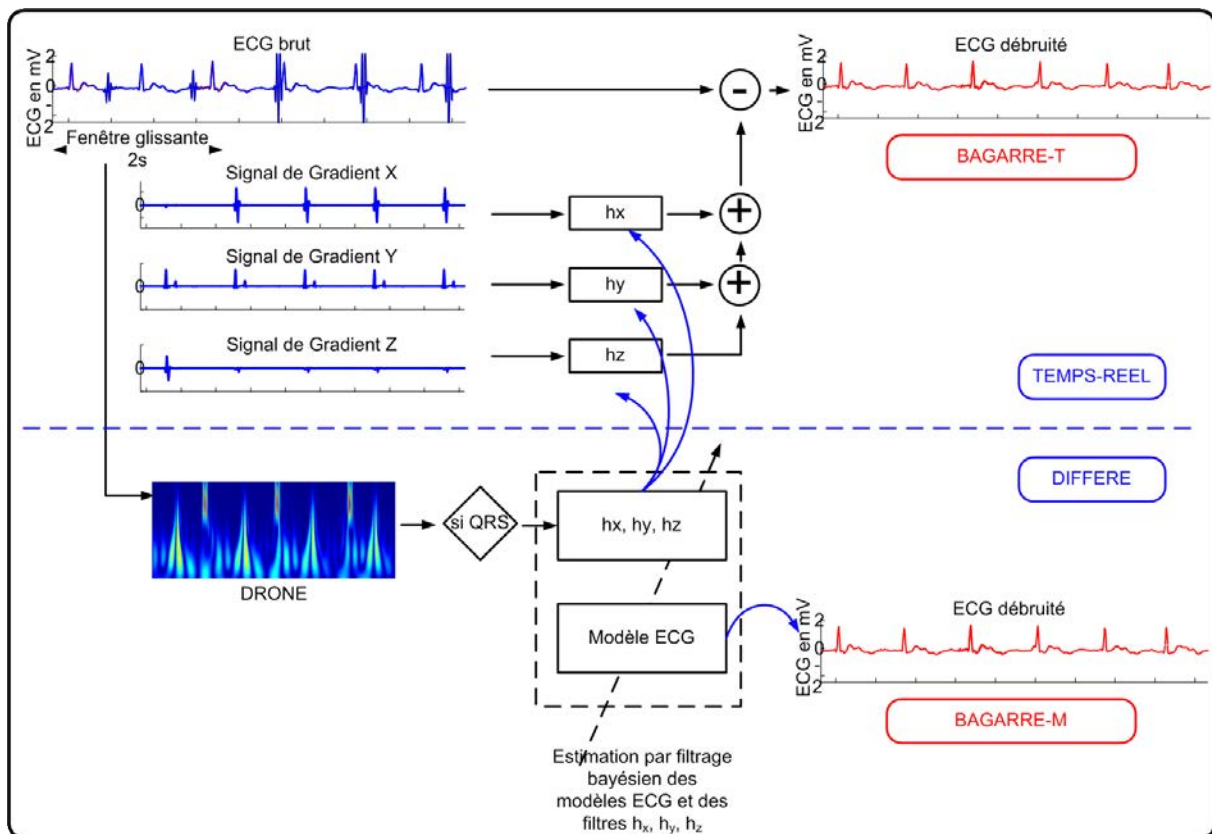


Fig. 4.9: Schéma explicatif des méthodes BAGARRE (en haut : débruitage temps-réel avec les estimées des réponses impulsionnelles (BAGARRE-T), en bas : estimation bayésienne des paramètres des modèles : réponses impulsionnelles pour BAGARRE-T et modèle ECG pour BAGARRE-M).

4.2.1.3 Résultats

L'évaluation des méthodes BAGARRE a été réalisée en quantifiant la qualité de la détection QRS, comme présenté dans la partie 2.2.1. Un algorithme implémenté dans un appareil de monitoring disponible dans le commerce, Argus (Schiller, Baar, Suisse) a donc été appliqué aux signaux produits par BAGARRE. Ces résultats ont été comparés avec des méthodes de l'état de l'art :

- les détections, sur le signal brut, issues d'une méthode industrielle présente dans un appareil de monitoring Argus (Schiller, Baar, Suisse), qui seront désignées par l'acronyme *Brut*.
- les détections sur les signaux débruités par la méthode LMS (Abächerli et al., 2005) issues du même détecteur, désignées par l'acronyme *LMS*.
- les détections réalisées par la méthode VCG (Fischer et al., 1999), désignées par *VCG*.
- les détections issues du détecteur basé sur les ondelettes présenté dans le chapitre 3, désignées par *DRONE*
- les détections sur les signaux issus de la méthode de débruitage présentée par Sayadi and Shamsollahi (2008), réalisées par le détecteur industriel présent dans l'appareil Argus (Schiller, Baar, Suisse), désignées par *Bayésien*.

Les résultats obtenus sur la base de données sont rassemblés dans le tableau 4.3.

Chapitre 4. Approche Statistique

Méthode	Base complète		Enregistrements peu perturbés		Enregistrements très perturbés	
	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>	<i>Se</i>	<i>+P</i>
<i>Brut</i>	98.4	92.6	99.6	98.0	91.8	69.5
<i>VCG</i>	97.1	86.7	97.5	89.3	94.9	74.2
<i>DRONE</i>	99.0	98.8	99.4	99.6	96.8	94.1
<i>LMS</i>	99.5	97.6	99.7	99.2	98.3	89.6
<i>Bayésien</i>	98.8	95.3	99.6	98.8	93.9	78.9
BAGARRE-T	99.6	98.3	99.7	99.2	98.9	93.2
BAGARRE-M	99.7	99.2	99.8	99.6	99.4	97.0

Tab. 4.3: Tableau comparatif de la qualité de la détection QRS.

Une interprétation des résultats des méthodes de l'état de l'art a déjà été donnée dans la partie 3.3.

La méthode *Bayésien* est efficace puisque la détection QRS est améliorée de manière non négligeable sur la base complète par rapport à la méthode *Brut* (+0.4 points de sensibilité et +2.7 de prédictivité positive). Cependant, cette méthode n'est pas adaptée aux fortes perturbations de l'environnement IRM, les artefacts de gradient en particulier, c'est ce que montre la prédictivité positive sur les enregistrements très perturbés (78.9%), qui est inférieure de 10.7 points par rapport au LMS. Ceci justifie l'approche abordée par les méthodes BAGARRE, qui prennent en considération la spécificité des artefacts de gradient dans le débruitage.

BAGARRE-T obtient les meilleurs résultats sur l'ensemble des critères parmi les méthodes compatibles avec la synchronisation (*Brut*, *VCG*, *LMS*). Cette méthode surpasse le *LMS* sur les enregistrements très perturbés avec en particulier une amélioration de 3.6 points de prédictivité positive. Cela montre l'importance de la prise en compte du signal ECG dans l'estimation des réponses impulsionnelles.

Enfin, BAGARRE-M surclasse l'ensemble des méthodes présentées sur la totalité des critères de qualité. Les résultats obtenus sur les enregistrements très perturbés sont remarquables avec une sensibilité à 99.4% et une prédictivité positive à 97.0%. Cette méthode permet donc d'obtenir une excellente qualité de monitoring même durant les périodes de forte perturbation de l'environnement IRM (figure 4.10).

Par ailleurs, les méthodes BAGARRE ont été également évaluées selon l'amélioration de la qualité du signal, selon les critères présentés dans la partie 2.2.2. Ces méthodes ont été comparées avec la méthode *LMS*, qui réduit efficacement les artefacts en utilisant les signaux de gradients et la méthode *Bayésien*, qui débruite les signaux avec l'aide d'un modèle ECG. Ces résultats sont rassemblés dans le tableau 4.4.

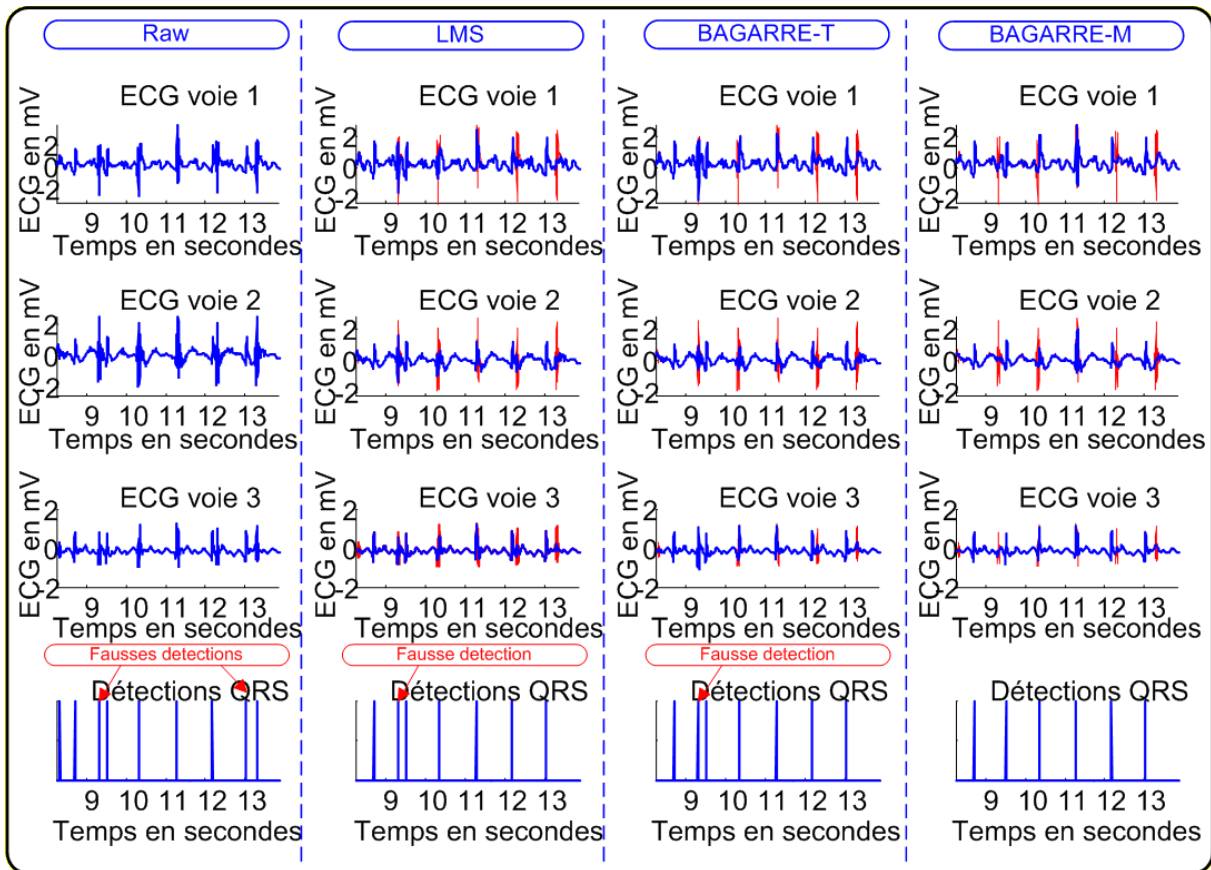


Fig. 4.10: Comparaison des méthodes Brut, LMS, BAGARRE-T et BAGARRE-M sur une séquence DW-EPI. (De haut en bas : dérivation 1 à 3 et détections QRS associées, en rouge signaux bruts, en bleu signaux débruités)

Méthode	Dérivation	SEE (dB)	NEE (dB)	PSNRE (dB)
LMS	1	-0.08	-1.38	1.30
	2	-0.17	-2.96	2.79
	3	-0.06	-1.38	1.32
Bayésien	1	-0.32	-0.79	0.47
	2	-0.72	-2.15	1.43
	3	-0.26	-1.52	1.26
BAGARRE-T	1	-0.05	-0.81	0.75
	2	-0.13	-2.62	2.49
	3	-0.02	-1.70	1.67
BAGARRE-M	1	-0.05	-1.00	0.95
	2	-0.26	-2.97	2.71
	3	-0.08	-2.00	1.91

Tab. 4.4: Tableau comparatif de la qualité de réduction des artefacts sur la base de données ECG IRM

Les critères SEE, NEE et PSNRE permettent d'évaluer la qualité de débruitage, et plus particulièrement la réduction des artefacts de gradient. Comme cela a déjà été expliqué, ces critères ne sont pas parfaits et souffrent de certaines limitations, comme la non prise en compte du signal de l'effet MHD. Il est alors intéressant de s'intéresser tout d'abord aux résultats obtenus sur la dérivation 3, sur laquelle l'évaluation de la qualité de débruitage

est la plus réaliste.

Sur cette dérivation, le PSNRE du *Bayésien* est légèrement inférieur à celui du *LMS*, mais le SEE à -0.26dB est plus gênant. En effet, comme le processus de création des artefacts n'est pas pris en compte, ces derniers ont tendance à déformer les paramètres des gaussiennes censées représenter le signal ECG. Ces déformations entraînent alors un "filtrage" excessif des battements cardiaques et donc un SEE négatif. Cette constatation montre bien l'intérêt de développer une méthode qui tienne compte du processus de création des artefacts de gradient.

Les méthodes BAGARRE-T et BAGARRE-M permettent une augmentation de PSNRE par rapport au *LMS* respectivement de 0.35dB et 0.59dB . Cette amélioration est due à une meilleure réduction des artefacts, qui se traduit par un NEE plus faible, respectivement -0.32dB et -0.62dB . La prise en compte du signal ECG dans l'estimation des réponses impulsionnelles apporte donc une amélioration indéniable sur la qualité de débruitage. De plus, le SEE est relativement proche de zéro pour les deux méthodes BAGARRE, ce qui tend à prouver qu'elles ne déforment pas le signal, mais réduisent uniquement le bruit. Le NEE légèrement inférieur pour BAGARRE-M par rapport à BAGARRE-T permet d'illustrer le lissage du signal ECG lors de l'estimation de z_k par filtrage de Kalman. Ces résultats démontrent l'efficacité des méthodes BAGARRE et leur supériorité par rapport aux méthodes de l'état de l'art, le *LMS* en particulier.

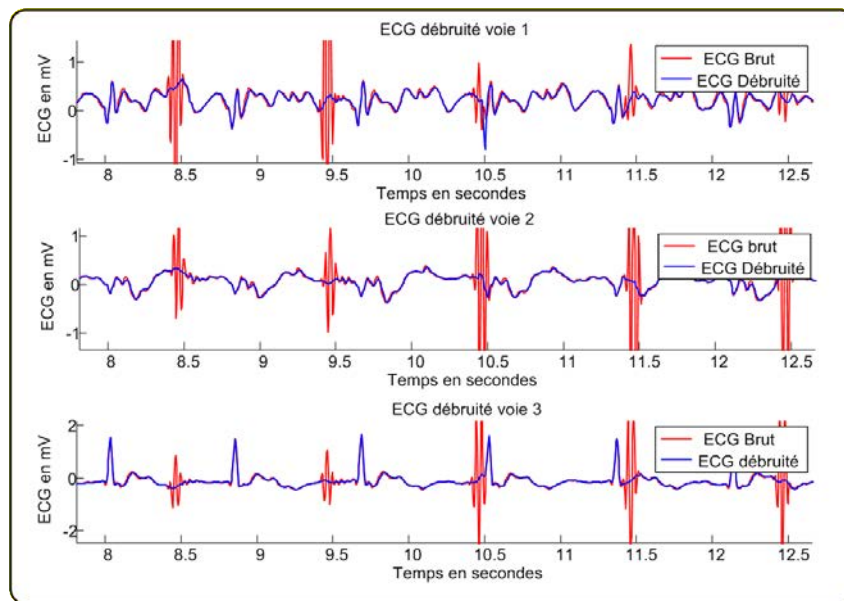


Fig. 4.11: Exemple de débruitage d'un signal ECG acquis en IRM pendant une séquence DW-EPI ($\text{FOV}=24\text{cm}$) (De haut en bas dérivation 3, 1 et 2, en rouge signaux bruts et en bleu signaux débruités)

En s'intéressant aux résultats obtenus sur les deux autres dérivation, une conclusion erronée, quant à la qualité de débruitage, pourrait être tirée. En effet, en considérant les résultats obtenus sur la dérivation 1, il peut être constaté que le PSNRE du *LMS* est meilleur que celui de BAGARRE-T ($+0.55\text{dB}$) et BAGARRE-M ($+0.35\text{dB}$), qui s'explique par un NEE plus faible (respectivement -0.57dB et -0.38dB). Ce résultat ne doit pas être interprété comme une réduction plus efficace des artefacts de gradient par le *LMS*, mais par le fait que la contribution de l'effet MHD n'est pas prise en compte dans le NEE. Ainsi, étant donné que le *LMS* ne considère le signal enregistré que comme une somme d'artefacts de gradient et du bruit, il s'évertue à faire tendre le signal ECG vers zéro à l'apparition d'un signal de gradient. Si celui-ci apparaît régulièrement en présence

d'un effet MHD, l'estimation des réponses impulsionnelles va alors être biaisée et ceci va conduire à une déformation du signal ECG. Les méthodes BAGARRE en tenant compte de ces contributions pendant la procédure de filtrage ne déforment pas, ou peu, le signal et ne suppriment que la contribution des artefacts de gradient (figure 4.11). Cette contribution est par conséquent moins énergétique sur cette dérivation (de l'ordre de 1dB) que sur la dérivation 3 (de l'ordre de 2dB). Le comportement des deux méthodes BAGARRE est d'ailleurs identique sur l'ensemble des voies.

4.2.1.4 Discussion

La qualité des deux nouvelles méthodes de débruitage a été établie dans la partie précédente. L'unification des approches bayésiennes de débruitage avec un modèle d'ECG et d'estimation des réponses impulsionnelles permet de traiter efficacement les signaux ECG acquis en IRM. L'application d'un détecteur QRS industriel aux signaux débruités permet alors de remplir les tâches de monitoring et de synchronisation avec une grande précision, même pour des acquisitions fortement bruitées, pour lesquelles les méthodes de l'état de l'art rencontrent actuellement des difficultés.

Ces deux méthodes peuvent être considérées comme les méthodes de référence pour la suppression des artefacts de gradient, tant leur résultat surclasse l'ensemble des méthodes existantes. BAGARRE-M est par ailleurs la méthode la plus efficace et la détection QRS atteinte est d'excellente qualité, sur l'ensemble des enregistrements bruités de la base de données ECG-IRM. Néanmoins, son application n'est pas compatible avec la synchronisation. Ceci est dû principalement à l'utilisation d'un signal de phase cardiaque, pour mettre en place le filtrage bayésien, qui est créé rétrospectivement à partir des détections QRS. Une méthode permettant de surpasser cette limitation a été présentée avec BAGARRE-T. Néanmoins, du fait du retard entre les estimations des réponses impulsionnelles et leur application, certains artefacts ne sont pas supprimés (figure 4.10) et la qualité de débruitage en est légèrement altérée.

Il pourrait être intéressant d'envisager d'autres pistes pour la création du signal de phase cardiaque, afin que celle-ci ne se fasse plus rétrospectivement mais de manière prospective. Une création de ce signal de phase prospective permettrait en outre d'appliquer le filtrage bayésien échantillon par échantillon. Par conséquent, la qualité de débruitage pourrait approcher celle obtenue par BAGARRE-M. Une première solution envisageable pourrait être l'observation du signal de SpO_2 simultanément à l'ECG. Étant donné que ce signal est également recommandé lors du monitoring d'un patient, son acquisition n'est pas rédhibitoire et est disponible sur la majorité des appareils de monitoring commercialisés. Le signal de SpO_2 est un signal pseudo périodique, au même titre que l'ECG. Il pourrait être approximé par une somme de plusieurs (deux) sinusoïdes, dont la période représente la longueur de l'intervalle RR. Ce changement nécessite néanmoins de modifier l'état-espace et des recherches plus approfondies. Une autre approche potentielle est de garder le formalisme état-espace présenté dans la partie 4.2.1.2, mais de modifier la manière de créer le signal de phase. Ainsi, plutôt que d'attendre d'avoir détecté un QRS pour créer le signal de phase du dernier intervalle RR, il serait plus intéressant de prédire la durée de l'intervalle RR à venir à partir de la dernière détection QRS, afin de créer ce signal de manière prospective. Cette tâche de prédiction n'est cependant pas aisée tant les variations des intervalles RR peuvent être chaotiques. Cependant, une méthode de prédiction de l'intervalle RR va être présentée dans la prochaine section 4.2.2 et l'utilisation de cette méthode pour créer le signal de phase φ_k pourrait s'avérer extrêmement intéressant.

Les méthodes BAGARRE ne prennent pas en considération l'effet MHD dans le for-

Chapitre 4. Approche Statistique

malisme état-espace. Ainsi, malgré le fait que la calibration est réalisée sur des enregistrements en dehors de l'aimant IRM, les paramètres des gaussiennes sont modifiées de sorte à s'ajuster sur le signal ECG auquel s'ajoute l'effet MHD. Ces méthodes n'apportent donc pas de solutions au problème de la suppression de l'effet Hall. Néanmoins, le filtrage bayésien pourrait être un cadre adapté à ce problème. En effet, cet effet MHD pourrait être modélisé comme une somme de gaussiennes qui s'ajoute au signal ECG en IRM et qui suit approximativement la même pseudo-périodicité que le signal cardiaque. Il est alors envisageable d'introduire deux à trois gaussiennes supplémentaires dans le modèle et de laisser le filtrage de Kalman converger vers la solution, en initialisant une incertitude plus importante sur les paramètres de ces nouvelles gaussiennes, via un plus grand bruit de marche aléatoire. La suppression de l'effet MHD consisterait alors à la suppression de la contribution de ces nouvelles gaussiennes.

Les méthodes BAGARRE souffrent des mêmes limitations que les méthodes de débruitage d'ECG (Sameni et al., 2006, 2007, 2008b, Sayadi and Shamsollahi, 2008). L'une d'entre elles est la sensibilité du filtre de Kalman à l'initialisation. Une étape de calibration a été présentée et une initialisation automatique a été adoptée pour l'ensemble des sujets de la base de données. Il existe cependant des techniques adaptatives pour déterminer les paramètres du filtrage de Kalman, de sorte qu'ils s'adaptent au mieux aux données et qu'ils puissent évoluer au cours du temps. De plus, le signal de phase cardiaque entraîne des légers problèmes lors de fortes variations de l'intervalle RR. En effet, la systole et la diastole suivent des variations différentes en fonction de l'intervalle RR. L'hypothèse d'une vitesse de rotation ω constante pendant un intervalle RR est par conséquent trop simplifiée et ne correspond pas à la réalité.

Les méthodes BAGARRE ont été présentées et appliquées pour des sujets ayant des ECG normaux, sans présence d'extrasystoles ventriculaires (ESV) entre autres. En présence d'ESV, le signal ECG ne peut plus être modélisé comme une somme de plusieurs gaussiennes, mais plusieurs cycles cardiaques doivent être considérées, selon la présence ou non d'ESV. Il est cependant envisageable de modéliser un tel signal, comme une succession pseudo-périodique de plusieurs cycles cardiaques. Différents modèles de cycle devraient être utilisés et le filtrage bayésien devrait alors incorporer une étape supplémentaire de détermination du modèle à adopter à chaque cycle. Cette étape de classification supplémentaire, peut d'ailleurs elle-même être effectuée par le filtrage bayésien, puisque la matrice de covariance de l'innovation (différence entre l'observation et son estimée) peut être utilisée pour vérifier la conformité des données par rapport à un modèle.

Enfin, comme l'ensemble des méthodes de débruitage avec information des gradients, cette méthode souffre de la nécessité d'être relié physiquement avec l'électronique du système IRM. Ceci est un inconvénient certain, lorsque cette connexion n'est pas disponible. Le développement d'un nouveau capteur, mesurant les variations d'un champ magnétique dans trois directions et basé sur le phénomène de l'effet Hall, a été proposé (Pascal et al., 2008a,b). Ce nouveau capteur intégré sur une technologie CMOS $0.35\mu m$ est parfaitement compatible avec l'environnement IRM et permet une sécurité avancée d'utilisation. L'utilisation des signaux issus de ce capteur pour la suppression des artefacts de gradient par une technique LMS a été proposée (Oster et al., 2009b). De même, les méthodes BAGARRE pourraient être appliquées en prenant les signaux issus de ce capteur au lieu des signaux de commande des gradients. De plus, le filtrage bayésien permet une meilleure prise en compte des bruits de mesure du capteur que ne le peuvent des techniques de type LMS.

4.2.2 Prédiction de la variation des intervalles RR

L'imagerie cardiaque par résonance magnétique nécessite la mise en place de méthodes de synchronisation de l'acquisition avec le mouvement du cœur. Le signal ECG représente actuellement la meilleure solution pour la réalisation de cette tâche comme cela a été indiqué dans la partie 1.1.2.

L'hypothèse qui est généralement émise pour la prise d'image est que le mouvement cardiaque est reproductible d'un cycle sur l'autre (Scott et al., 2009). Le rythme cardiaque est donc supposé constant. Cette hypothèse est bien évidemment erronée et ce modèle est une simplification trop grande de la réalité. En effet, le rythme cardiaque est variable au cours du temps. Sur une échelle de quelques minutes, cette variation, mesurée par la durée entre deux ondes R et appelée intervalle RR, est principalement due à la respiration. Ce phénomène, appelé RSA "Respiratory Sinus Arrhythmia" (Clynes, 1960), induit une variation sinusoïdale du rythme cardiaque de même fréquence que la respiration. Or, afin de minimiser les artefacts de mouvement sur l'image, les acquisitions sont essentiellement réalisées pendant que le patient est en apnée. Cette technique, qui permet de supprimer les artefacts de mouvement sur une image, ne permet pas de réduire les variations du rythme cardiaque (Raper et al., 1967). En conclusion, le rythme cardiaque ne peut pas être supposé constant durant une acquisition IRM (figure 4.12).

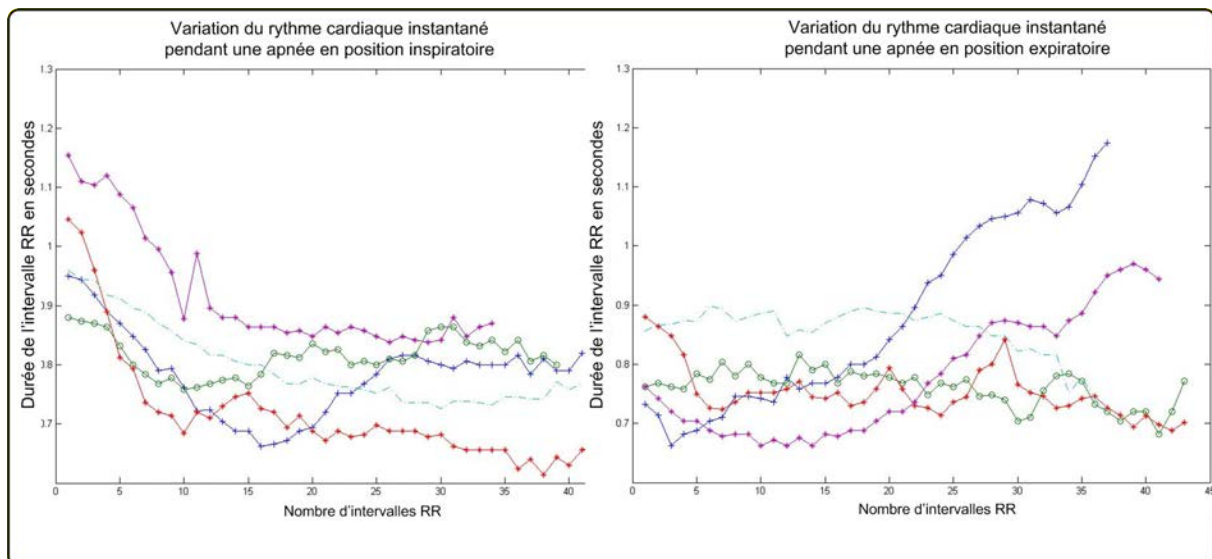


Fig. 4.12: Exemples de variation du rythme cardiaque instantané pour cinq sujets pendant une apnée en position inspiratoire (à gauche) et expiratoire (à droite).

Les principales applications d'imagerie cardiaque, avec synchronisation prospective, se focalisent sur une visualisation du cœur durant la phase de repos isovolumétrique diastolique du ventricule gauche. Celle-ci est généralement assez longue pour permettre une acquisition partielle de l'espace k malgré sa durée variable. Les hypothèses de reproductibilité des cycles cardiaques ne détériorent donc pas les images de manière significative, un placement approximatif de la fenêtre d'acquisition en diastole n'altère pas la qualité de l'image.

Néanmoins, il pourrait s'avérer intéressant d'acquérir des images en fin de systole, lorsque le cœur est contracté. Le myocarde sera alors visualisé plus nettement et la qualité de diagnostic pourrait en être améliorée. De plus, la durée de la systole est moins sensible à la variation du rythme cardiaque (Weissler et al., 1968), c'est principalement la diastole qui varie avec le RR. Une acquisition en systole en appliquant un délai fixe de l'ordre de 300ms est alors envisageable avec une bonne qualité d'image.

Cependant, certaines séquences IRM nécessitent un temps de préparation, dépendant des temps de relaxation des tissus à visualiser ou dont le signal veut être supprimé. Ainsi, par exemple pour les séquences Double Inversion Recovery Fast Spin Echo (DIR-FSE) (Simonetti et al., 1996), un jeu d'impulsions RF doit être lancé un certain temps TI (Temps d'Inversion) avant d'acquérir l'image, afin d'annuler le signal RMN du sang. Les images ainsi obtenues sont dites en sang noir et permettent une meilleure visualisation du myocarde, puisque le signal du sang contenu dans le ventricule est annulé. Le TI , nécessaire à l'annulation du signal, est une variable qui dépend du temps de répétition de la séquence et du T_1 du sang ($1200ms$ à $1.5T$). Ce TI peut être calculé à l'aide de la formule de Fleckenstein (Fleckenstein et al., 1991) et est généralement de l'ordre de $500ms$. Par conséquent, l'acquisition d'images en sang noir est impossible actuellement en systole, à moins de lancer les impulsions DIR avant l'onde R.

Dans cette section, une méthode de prédiction RR, basée sur le filtrage bayésien, va être proposée afin d'acquérir des images en sang noir en systole.³

4.2.2.1 Méthode

Comme cela a été brièvement décrit dans la sous-section précédente, les séquences DIR-FSE nécessitent de lancer des impulsions RF de *double inversion recovery*. Puisque ces séquences servent à visualiser le cœur, il est nécessaire de synchroniser l'acquisition avec l'activité cardiaque. En routine clinique, une onde détectée provoque immédiatement les impulsions DIR et l'acquisition du signal est alors réalisée après un temps imposé par le TI du sang (cf figure 4.13). L'ensemble des acquisitions sang noir sur le cœur est alors réalisé durant la phase de repos isovolumétrique du ventricule en diastole.

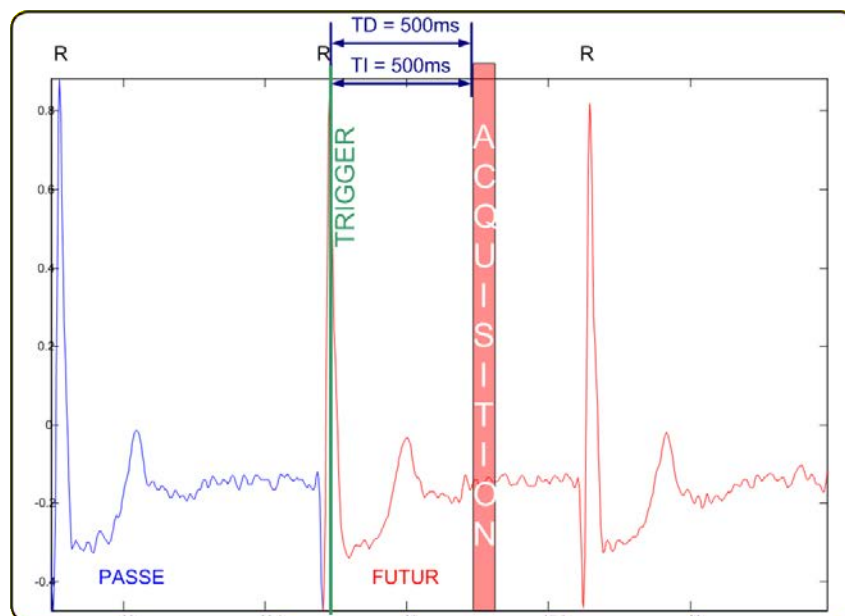


Fig. 4.13: Schéma de synchronisation des séquences DIR-FSE

Afin d'acquérir des images en sang noir en systole, soit un certain temps, TD , après l'onde R il est alors nécessaire de retarder le lancement des impulsions DIR de sorte qu'elles précèdent d'un temps TI , la prochaine phase isovolumétrique en systole, dans le cycle cardiaque suivant. Le retard optimal de lancement des impulsions DIR, TD_{SAEC} , doit

³La recherche présentée dans cette partie a fait l'objet de communications à ICASSP et à l'ISMRM Oster et al. (2008a, 2009a)

être calculé à l'aide d'une prédiction du cycle RR à venir, \hat{RR}_{n+1} , par la formule :

$$TD_{SAEC} = \hat{RR}_{n+1} + TD - TI. \quad (4.44)$$

La synchronisation d'une séquence en sang noir en systole est alors réalisée suivant le schéma (figure 4.14).

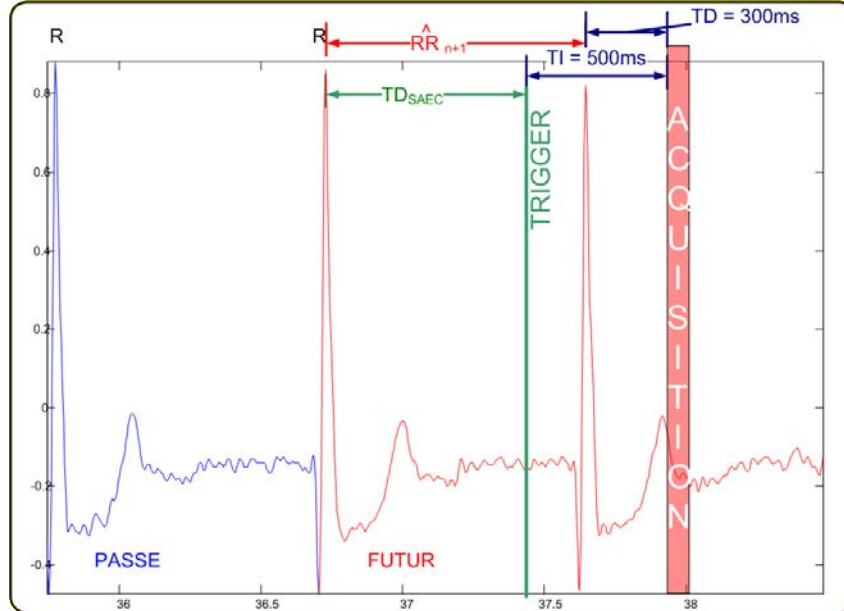


Fig. 4.14: Schéma de synchronisation des séquences sang noir en systole

Il reste alors à déterminer une méthode de prédiction des intervalles RR. La variation de l'intervalle RR est connue pour être liée avec la respiration, par le phénomène RSA ("Respiratory Sinus Arrhythmia"). L'utilisation du signal respiratoire peut alors s'avérer d'une grande importance pour aider à prédire le rythme cardiaque. Le signal de variation des intervalles RR peut être modélisé comme une sortie d'un filtre ARMA ("Auto Regressive Moving Average") avec un signal de respiration en entrée (Clifford et al., 2007). Soient S_n un signal de respiration et Δ_n le signal d'intervalle RR. Le signal du futur intervalle RR peut alors être modélisé par :

$$\Delta_{n+1} = \sum_{i=0}^{n_1} a_i \Delta_{n-i} + \sum_{j=0}^{n_2} b_j S_{n-j} + \eta_n. \quad (4.45)$$

Comme les signaux de respiration sont acquis en routine clinique par le biais de ceintures pneumatiques attachés sur l'abdomen du patient, il est possible d'envisager leur intégration dans le modèle de prédiction. L'échantillonnage des signaux respiratoires est un souci pour leur intégration dans le modèle 4.45. En effet, prendre en compte un signal de respiration à chaque onde R, ou nouvelle mesure de rythme cardiaque, ne permet d'apporter une information complète, en particulier lors de phases de respiration rapide qui précèdent les apnées. Afin de pallier cette imperfection, il est intéressant d'intégrer également la dérivée de ce signal, dS_n , qui apporte une information sur la dynamique de la respiration. De plus, Felblinger and Boesch (1997) ont montré que l'amplitude des ondes R, A_n , est corrélée avec la respiration. L'utilisation de ces signaux est alors également envisageable.

Un nouveau modèle de prédiction du rythme cardiaque peut alors être formulé, celui-ci étant une régression basée sur plusieurs signaux physiologiques et dénommé PMIR

Chapitre 4. Approche Statistique

("Physiological Multi Input Regression") :

$$\Delta_{n+1} = \sum_{i=0}^{n_1} a_i \Delta_{n-i} + \sum_{j=0}^{n_2} b_j S_{n-j} + \sum_{k=0}^{n_3} c_k d S_{n-k} + \sum_{l=0}^{n_4} d_l A_{n-l}. \quad (4.46)$$

Il est alors possible de prédire l'intervalle suivant, en estimant les paramètres (a_i, b_i, c_i, d_i) . Cette estimation peut être mise en place par une technique de filtrage bayésien.

En effet, ce problème peut être formulé dans un état-espace. Les paramètres, a_i, b_i, c_i, d_i , peuvent être considérés comme un vecteur d'état suivant une marche aléatoire. À chaque nouvelle mesure du rythme cardiaque, l'observation peut être considérée comme l'application d'une matrice, qui est la concaténation des signaux Δ_n, S_n, dS_n, A_n . Ainsi, en reprenant les notations de l'équation 4.25 :

$$\begin{cases} \underline{x}_k = A_{k-1} \underline{x}_{k-1} + F_{k-1} \underline{w}_{k-1} \\ \underline{y}_k = C_k \underline{x}_k + G_k \underline{v}_k \end{cases},$$

où A_{k-1}, F_{k-1} et G_k sont des matrices identité. Le vecteur d'état et la matrice d'observation sont définis comme suit :

$$\underline{x}_k = [a_{k,0}, \dots, a_{k,n_1}, b_{k,0}, \dots, b_{k,n_2}, c_{k,0}, \dots, c_{k,n_3}, d_{k,0}, \dots, d_{k,n_4}]^T$$

et

$$C_k = [\Delta_k, \dots, \Delta_{k-n_1}, S_k, \dots, S_{k-n_2}, dS_k, \dots, dS_{k-n_3}, A_k, \dots, A_{k-n_4}].$$

La formulation état-espace étant complètement linéaire, il est alors possible de mettre en place le filtre de Kalman. L'application étant tournée vers une acquisition IRM en apnée, l'horizon d'observation est court. L'incertitude sur le modèle, qui est déterminée par le bruit de la marche aléatoire, doit être élevée, afin que les paramètres de prédiction évolue rapidement. De plus, l'initialisation du premier élément du vecteur d'état est $a_{0,0} = 1$ et les autres éléments sont initialisés à 0. Un schéma de la méthode PMIR est représenté sur la figure 4.15.

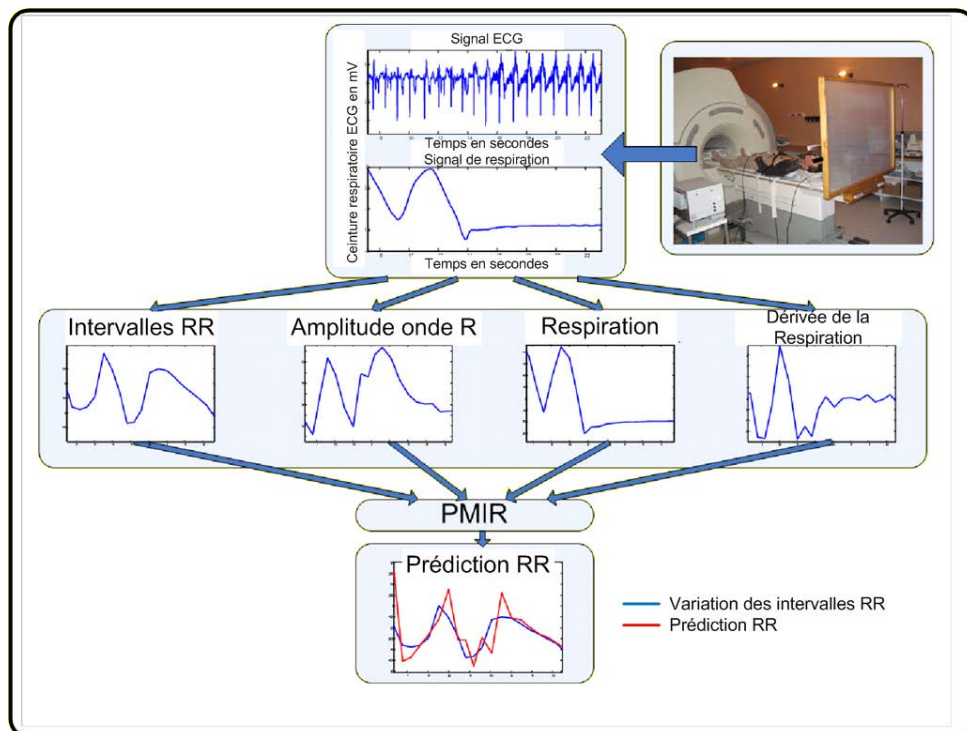


Fig. 4.15: Schéma de la méthode PMIR.

4.2.2.2 Résultats

L'approche abordée a été validée dans un premier temps, lors d'une étude contenant 5 sujets. Chaque sujet a réalisé deux séries de deux apnées, chaque série étant réalisée dans une position respiratoire différente. Les apnées ont été réalisées en fin d'expiration ou en fin d'inspiration.

La méthode de prédiction a été alors mise en place, en post-traitement, la première apnée servant de calibration pour la prédiction. A la fin de cette première apnée, les paramètres du filtre de Kalman sont conservés et réutilisés pour la deuxième apnée, sur laquelle la qualité de prédiction est déterminée.

La méthode de prédiction a été évaluée, en mesurant l'erreur en moyenne quadratique normalisée de la prédiction qui est déterminée par :

$$nMSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{\Delta}_i - \Delta_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\Delta_i - \bar{\Delta})^2}, \quad (4.47)$$

où $\bar{\Delta}$ correspond à la moyenne des intervalles RR pendant l'apnée $\bar{\Delta} = 1/n \sum_{i=1}^n \Delta_i$. Ce critère permet de comparer aisément la qualité de la prédiction avec une méthode, $RR =$, pour laquelle l'intervalle RR est supposé constant et où $\forall i, \hat{\Delta}_i = \bar{\Delta}$. Pour cette méthode, le $nMSE$ est constant et égal à 1.

Ainsi, la méthode de prédiction idéale fera tendre le $nMSE$ vers zéro, qui suppose une prédiction parfaite. Un $nMSE$ proche de un signifie que la méthode de prédiction est équivalente à considérer une variation du rythme cardiaque nulle et estimer le prochain intervalle RR par le RR moyen. Toute valeur de $nMSE$ supérieure à un est à proscrire.

Trois jeux de paramètres différents pour les ordres du PMIR ont été testés. PMIR 1 rassemble les résultats pour lesquels $n_1 = n_2 = n_3 = n_4 = 2$, c'est à dire que l'ensemble des signaux respiratoires est utilisé. Le PMIR 2 est la méthode pour laquelle, les signaux d'amplitude des ondes R ne sont pas utilisés et $n_1 = n_2 = n_3 = 2$. Enfin, PMIR 3 est une méthode, où seuls les signaux d'intervalle RR sont utilisés $n_2 = n_3 = n_4 = 0$ et $n_1 = 2$.

Les résultats obtenus sur les apnées en inspiration sont rassemblés dans le tableau 4.5.

Sujet N°=	PMIR 1	PMIR 2	PMIR 3	RR =
S1	0.11	0.09	0.08	1
S2	0.55	0.45	0.45	1
S3	0.09	0.08	0.07	1
S4	0.06	0.05	0.04	1
S5	0.35	0.29	0.25	1

Tab. 4.5: Comparaison des résultats de $nMSE$ obtenus par les méthodes PMIR pour les apnées en inspiration

L'amélioration de la qualité de prédiction est visible : les résultats du PMIR sont bien meilleurs que lorsque l'intervalle RR est supposé constant, ce qui prouve la nécessité de prendre en compte les variations du rythme cardiaque pendant une apnée.

L'utilisation des signaux respiratoires, avec les méthodes PMIR 2 et 3, se révèle également plus efficace que lorsque seuls les signaux d'intervalle RR sont considérés. Cela peut paraître étonnant du fait que la prédiction est mise en place en apnée, alors que par définition la respiration est nulle. Néanmoins, pendant leur apnée, les sujets ont des mouvements involontaires de l'abdomen pour retenir leur respiration. Ces mouvements,

Chapitre 4. Approche Statistique

qui modifient le volume et/ou la pression abdominale, peuvent influencer sur la variation du rythme cardiaque. L'intégration des signaux de ceinture, qui mesurent ces mouvements, permet un apport d'information utile à la prédiction.

Les méthodes PMIR 2 et 3 permettent d'obtenir une qualité de prédiction sensiblement similaire, avec une légère amélioration pour le PMIR 3. L'utilisation des signaux d'amplitude de l'onde R, qui s'obtiennent difficilement sur des signaux ECG bruités par l'environnement IRM, n'apporte donc pas d'améliorations majeures de prédiction.

Les résultats obtenus sur les apnées en expiration sont rassemblés dans le tableau 4.6.

Sujet N°=	PMIR 1	PMIR 2	PMIR 3	RR =
S1	0.2	0.15	0.24	1
S2	1.22	0.88	0.91	1
S3	0.53	0.44	0.45	1
S4	0.39	0.29	0.3	1
S5	0.03	0.02	0.02	1

Tab. 4.6: Comparaison des résultats de $nMSE$ obtenus par les méthodes PMIR pour les apnées en expiration

Les résultats des méthodes PMIR sont également meilleurs que lorsque l'intervalle RR est supposé constant. Cette amélioration est néanmoins moins marquée que pour les apnées en inspiration, ce qui tend à montrer que les variations de l'intervalle RR sont plus chaotiques et moins prévisibles en position de fin d'expiration plutôt que d'inspiration.

Les résultats de PMIR 2 et 3 sont encore meilleurs que PMIR 1, ce qui montre à nouveau l'utilité de l'acquisition de signaux respiratoires pour prédire les variations de l'intervalle RR pendant une apnée. Les méthodes PMIR 2 et 3 ont à nouveau des résultats équivalents, avec cette fois un léger avantage à la méthode PMIR 2.

L'efficacité des méthodes PMIR, en particulier PMIR 2, ayant été démontrée, il est possible de les implémenter dans le système temps-réel SAEC, décrit dans la partie 2.1.1.2, afin de permettre l'acquisition en sang noir en systole.

Une nouvelle étude a alors été menée pour acquérir des images en systole en sang noir sur cinq sujets. Cette étude consiste en l'implémentation de la méthode PMIR 2 dans le système temps-réel SAEC.

Cette implémentation a permis l'acquisition de plusieurs images en sang noir en systole. La qualité de l'image obtenue est telle qu'un diagnostic est possible et la contraction du cœur montre que cette acquisition a bien été faite en systole (cf. figures 4.16, 4.18 et 4.17).

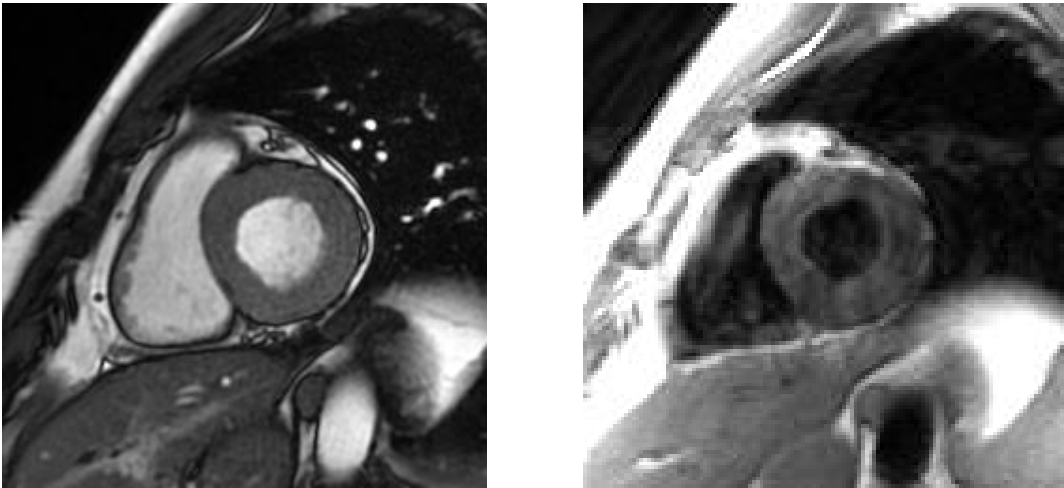


Fig. 4.16: Comparaison d'une acquisition en sang en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)

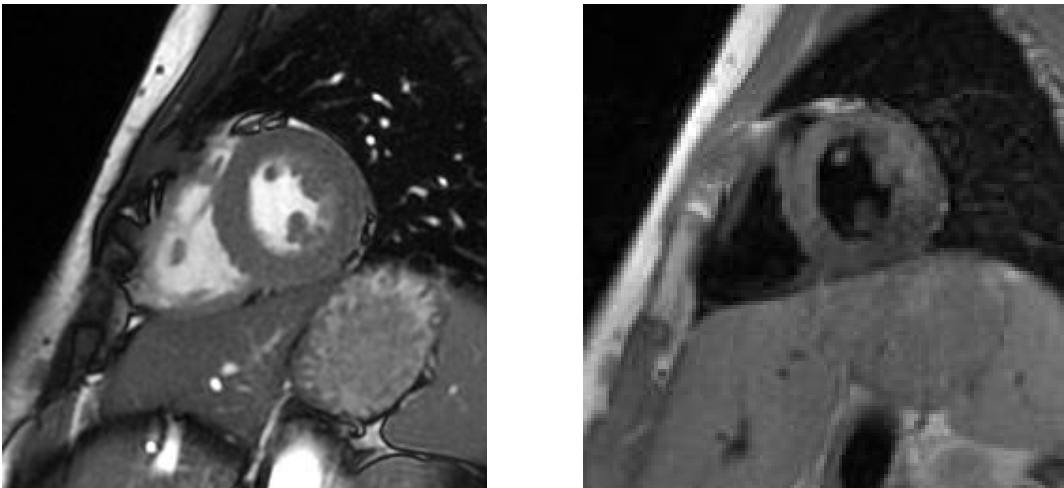


Fig. 4.17: Comparaison d'une acquisition en sang noir en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)

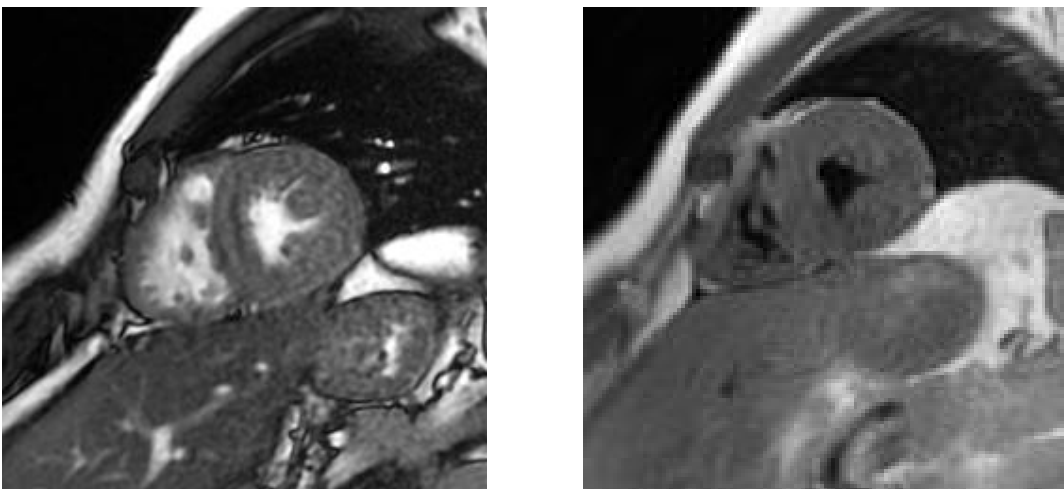


Fig. 4.18: Comparaison d'une acquisition en sang noir en systole (à gauche) avec une image CINE en systole (à droite)

4.2.2.3 Discussion

Une nouvelle méthode de prédiction des intervalles RR a été présentée. Celle-ci est basée sur des hypothèses, simples mais réalistes, de l'existence d'un modèle linéaire pour la prédiction de l'intervalle RR. L'utilisation de ce modèle avec une approche bayésienne permet d'ailleurs de prendre en compte l'incertitude du modèle et le fait que celui-ci n'est qu'une modélisation partielle de la réalité. De plus, le filtrage de Kalman permet de prédire la variation du rythme cardiaque en ligne et donc de s'adapter parfaitement aux différents sujets, qui ont chacun une variabilité propre.

La méthode, qui a été présentée, n'en est pas moins performante et permet d'obtenir une prédiction de l'intervalle avec une erreur moyenne suffisamment faible pour permettre une acquisition non ou faiblement artefactée. Le choix des paramètres du modèle, $n_1 = n_2 = n_3 = 2$, et du filtrage de Kalman a été dicté par la nécessité d'être fortement réactif. En effet, la durée des apnées nécessaire pour une acquisition d'image est de l'ordre de 20 secondes soit environ une trentaine d'intervalles RR. Le choix de paramètres n_1, n_2, n_3 , supérieurs à deux ne permettrait pas d'avoir une aussi grande réactivité et induirait un allongement non désirable de l'apnée du sujet.

Les paramètres utilisés par la méthode PMIR 2 ont induit une erreur moyenne relativement faible. Néanmoins, en raison de la forte réactivité, lors de fortes variations certains points peuvent être mal prédits. Les images réalisées après ce type de synchronisation peuvent alors être artefactées. Une méthode de reconstruction des images IRM, suite à la suppression des lignes acquises dans une mauvaise phase cardiaque, permet de réduire les artefacts induits par la mauvaise synchronisation (Odille, 2007).

La performance de la méthode PMIR est fortement dépendante de la qualité de détection des complexes QRS. En effet, les prédictions sont fondées sur des mesures du rythme cardiaque qui, comme cela a été montré tout au long de ce manuscrit, ne sont pas aisées. De fausses détections, causées par des artefacts de gradient, vont entraîner des erreurs de prédiction et par conséquent des salves d'acquisitions dans de mauvaises phases cardiaques.

Plusieurs études ont étendu l'utilisation de cette méthode pour réaliser également des acquisitions en sang noir et en systole. Fernandez et al. (2009a) suggèrent de combiner la méthode de prédiction avec un modèle de cycle cardiaque. Ce dernier permet de déterminer la longueur de la systole, T_s , et de la diastole, T_d , en fonction de la durée de l'intervalle RR :

$$\begin{aligned} T_s &= 0.546 - 0.0021 \times \frac{60}{\Delta} \\ T_d &= \Delta - T_s \end{aligned} \tag{4.48}$$

L'utilisation de ce modèle cardiaque permet de déterminer le placement de la fenêtre d'acquisition, avec le délai T_D , de manière optimale et adaptative.

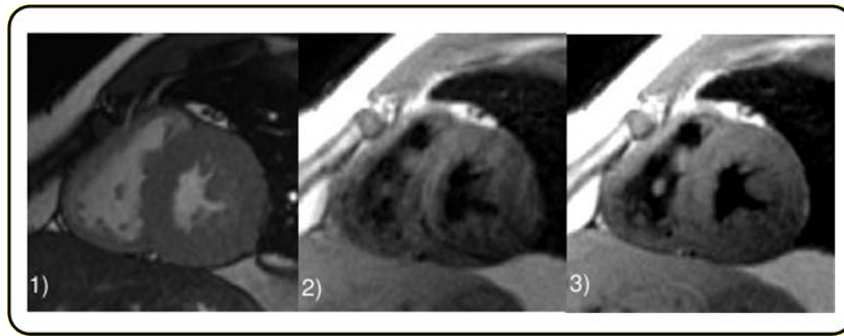


Fig. 4.19: Exemple d'acquisition d'images en sang noir en systole (à gauche : CINE, milieu : acquisition avec supposition d'un RR constant et à droite : acquisition adaptative) (Fernandez et al., 2009a)

De même, Lohezic et al. (2009) ont suggéré d'acquérir les images en sang noir et en systole alors que le patient respire librement. Ces acquisitions sont rendues possible par une méthode de reconstruction basée sur l'utilisation de signaux physiologiques (Odille, 2007).

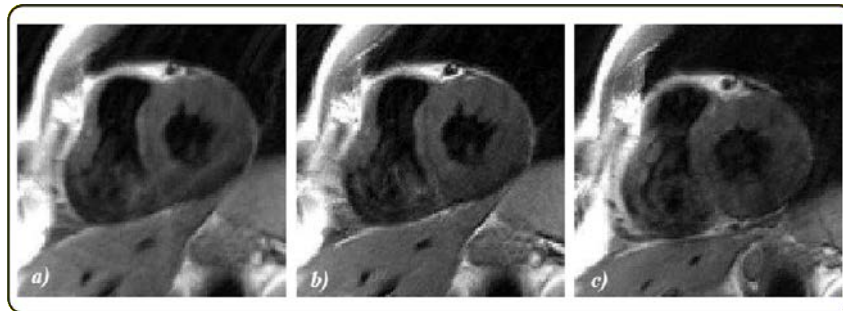


Fig. 4.20: Exemple d'acquisition d'images en sang noir en systole (à gauche : respiration libre et reconstruction fourier moyennée, milieu : respiration libre et reconstruction adaptative et à droite : acquisition en apnée) (Lohezic et al., 2009)

De nombreuses applications nouvelles sont également envisageables pour cette méthode de prédiction. Dans le cadre de l'imagerie IRM, l'ensemble des applications cardiaques pourrait en effet bénéficier. La combinaison de la méthode de prédiction et d'un modèle cardiaque (équation (4.48)) pourrait permettre un placement optimal des fenêtres d'acquisition, comme présenté par Fernandez et al. (2009a).

De plus, comme cela a été évoqué dans la section précédente, cette méthode de prédiction de l'intervalle RR pourrait servir à l'attribution du signal de phase cardiaque pour permettre un débruitage du signal ECG acquis en IRM avec un filtrage bayésien réalisé en ligne. La méthode telle qu'elle a été présentée s'intègre parfaitement à une telle application.

Enfin, une telle méthode de prédiction de l'intervalle RR pourrait servir à apporter une information sur la localisation du prochain complexe QRS. Cette information pourrait être intégrée dans un détecteur QRS afin de pouvoir augmenter la prédictivité positive. En effet, si une détection est réalisée en dehors d'un intervalle de confiance déterminé par l'estimation de l'intervalle RR, il pourra être supposé être soit une extrasystole soit une détection d'un artefact de gradient.

Conclusion et Perspectives

Un récapitulatif des contributions de cette thèse est donné ici. Ces contributions ont démontré leur potentiel d'utilisation dans des conditions cliniques réelles mais ont aussi montré que plusieurs points restent à traiter, ce travail de thèse ayant été majoritairement prospectif. Ces perspectives feront l'objet de la dernière section de ce manuscrit.

Conclusion

L'acquisition des signaux ECG a été justifiée dans la partie 1.1. Celle-ci est réalisée pour deux raisons principales : le monitoring et la synchronisation de la prise d'images IRM. Le monitoring est requis dans de nombreuses situations, par exemple lorsque le patient ne peut communiquer avec le personnel médical ou lorsque son état médical nécessite un suivi des données physiologiques. L'ECG est l'un des signaux les plus appropriés, puisqu'il renseigne sur l'activité cardiaque et peut par conséquent en avertir un dysfonctionnement. La synchronisation de la prise d'images IRM (ou triggering) est nécessaire lors d'exams IRM cardiaques en raison du mouvement du cœur. Celui-ci empêche l'acquisition continue du signal IRM, les acquisitions sont donc réalisées au cours de plusieurs cycles cardiaques successifs. Afin de toujours visualiser l'organe dans la même position, ces acquisitions sont déclenchées par la détection du complexe QRS, qui entraîne la contraction des ventricules. Comme cela a été souligné, le signal ECG est, de par son apport d'information, le signal permettant la synchronisation la plus robuste.

L'ensemble des caractéristiques de l'environnement IRM a été présenté dans la partie 1.2. La nature particulière de l'environnement (Champ magnétique statique élevé, radiofréquence, gradients de champ magnétique) entraîne un certain nombre de difficultés lors de l'acquisition des signaux ECG en IRM, par le biais de phénomènes physiques qui ne peuvent être contrôlés. Des développements matériels permettent d'assurer un recueil des signaux électrophysiologiques en toute sécurité, mais n'empêchent pas leur déformation. Ces déformations sont caractéristiques à l'environnement IRM et nécessitent par conséquent le développement de solutions spécifiques de traitement du signal.

Un état de l'art complet des méthodes de traitement des signaux ECG en IRM a été présenté dans la partie 1.3.2. Ces méthodes ont été distribuées en deux classes, selon qu'elles utilisent ou non l'information des signaux de gradients. Les méthodes présentées abordent le problème de deux manières différentes, soit en détectant directement les complexes QRS, grâce à des techniques de rejet des artefacts de l'environnement IRM, soit en supprimant les artefacts de gradient afin de permettre une analyse plus poussée des signaux. L'état de l'art présenté dans la partie 1.3.2 a permis de mettre en évidence les lacunes des méthodes existantes et la nécessité d'en développer de nouvelles. Il s'agissait tout d'abord de mettre au point un détecteur QRS capable de traiter les signaux fortement perturbés par les gradients, puis de mettre au point une méthode de débruitage des signaux ECG ne nécessitant pas d'information des gradients et enfin d'améliorer les méthodes de

Conclusion

débruitage avec information des gradients afin qu'elles n'altèrent pas le signal lui-même. De plus, une méthode de prédiction des intervalles RR a été présentée afin de mettre en place une technique de synchronisation plus efficace.

Le chapitre 2 a permis de présenter des outils de développement et d'évaluation de méthodes de traitement des signaux ECG acquis en IRM. La création d'une base de données de tels signaux est primordiale. C'est en effet à partir du moment où des signaux de référence sont connus que les différentes méthodes peuvent être comparées. Les critères de comparaison ont également été présentés lors de ce chapitre. Ceux-ci portent sur deux qualités souhaitées pour la méthode de traitement des signaux ECG : d'une part une bonne détection des battements cardiaques et d'autre part une amélioration du rapport signal sur bruit. Le bruit le plus perturbateur pour l'analyse des signaux étant principalement dû aux gradients, l'énergie du bruit a été estimée par l'énergie des artefacts de gradient.

Une nouvelle technique de détection des complexes QRS spécifique aux acquisitions réalisées en IRM a été proposée dans le chapitre 3. Celle-ci est basée sur la théorie des ondelettes et en particulier, de la détection et caractérisation des singularités. Cette technique s'inspire de détecteurs existants, utilisant la détection des singularités suivant les lignes de maxima. Cependant, elle incorpore également une phase de classification des détections, afin de rejeter les artefacts. Cette phase s'avère primordiale lors du traitement de signaux ECG acquis en IRM et permet d'obtenir une qualité de détection remarquable. La connaissance du rythme cardiaque ainsi obtenue est d'une extrême importance et a permis la mise au point de techniques statistiques pour la réduction des artefacts de gradients.

Le chapitre 4 rassemble l'ensemble des approches statistiques pour le traitement des signaux électrophysiologiques. Une technique de débruitage des signaux ECG sans information des gradients est proposée dans la partie 4.1. Celle-ci est basée sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) et repose uniquement sur l'information apportée par trois voies ECG. Cette méthode a été implémentée afin d'être compatible avec la synchronisation et permet la restauration des signaux ECG, ce qui est d'une utilité particulière pour le monitoring des patients. Elle nécessite la connaissance du rythme cardiaque, qui est disponible grâce au détecteur ondelettes du chapitre 3. Cette méthode de réduction des artefacts apporte une amélioration notable dans la détection des battements cardiaques et ouvre des perspectives intéressantes. La partie 4.2 propose une approche bayésienne pour le traitement des signaux ECG. Cette dernière offre la possibilité de travailler de manière adaptative et en ligne. Une unification de deux modélisations, du signal ECG et des artefacts de gradient, dans un même état-espace permet le débruitage des signaux électrophysiologiques acquis en IRM par le biais d'un filtrage de Kalman étendu. Ce débruitage nécessite la construction d'un signal de phase cardiaque, qui utilise l'information issue de la détection en ondelettes. A partir de cette information, le débruitage a été mis en place de deux manières différentes selon l'application visée. Une méthode de débruitage compatible avec la synchronisation a été présentée : BAGARRE-T. Elle utilise les estimations des réponses impulsionnelles faites par le filtrage bayésien pour supprimer les artefacts en temps-réel du signal ECG. Une seconde méthode, BAGARRE-M, a été présentée pour le monitoring, et le signal débruité est issu de l'estimation du filtrage bayésien du signal ECG. Celle-ci induit un délai de traitement trop important pour la synchronisation et ne peut donc s'appliquer que dans le cadre du monitoring. Enfin, le filtrage de Kalman a également montré son utilité dans le cadre d'une prédiction de l'intervalle RR présentée dans la partie 4.2.2. La variabilité de l'intervalle RR n'est actuellement pas prise en compte dans la préparation temporelle des séquences IRM. Certaines images nécessitant des temps de préparation ne peuvent pas être acquises durant la phase de repos isovolumentrique de la

systole. L'application de la prédiction RR pour une prise d'images en sang noir en systole a donc été établie. Néanmoins, l'utilisation de cette prédiction RR peut être étendue à de nombreuses problématiques différentes et permettre entre autres une amélioration de la qualité d'images de l'ensemble des applications d'imagerie cardiaque en IRM.

Perspectives

Ce manuscrit a permis d'apporter un certain nombre de réponses adéquates aux problèmes posés par le traitement des signaux ECG en IRM. Ces nouvelles techniques ne résolvent bien évidemment pas tous les problèmes et soulèvent même de nouvelles interrogations, qui vont être exposées ci-dessous.

Tout d'abord, la base de données ECG-IRM doit être complétée afin de contenir des sujets pathologiques. Les cas d'extrasystoles ventriculaires sont de première importance, puisque leur présence peut influencer sur le comportement des techniques de traitement d'ECG. Une étude de ce comportement pour l'ensemble des nouvelles méthodes proposées dans ce manuscrit devra alors être conduite.

L'utilisation de la caractérisation des singularités pourrait s'avérer intéressante pour une classification des battements cardiaques et permettre de distinguer les battements extrasystoliques des complexes QRS. Une nouvelle méthode de classification, plus complexe qu'une comparaison à des seuils, devra sans doute pour ce faire être mise au point.

La méthode ICARE ne devrait pas être perturbée par la présence d'extrasystoles. L'hypothèse émise pour ICARE étant que les sources cardiaques sont plus indépendantes des gradients que deux sources de la même classe, elle devrait également être vérifiée pour la source des extrasystoles. De plus, l'activité électrique extrasystolique peut rarement être considérée comme étant indépendante de l'activité normale, puisque une extrasystole induit généralement un allongement de l'intervalle RR, le problème est alors identique au cas sans extrasystole.

Les méthodes BAGARRE sont également adaptables aux cas de figure de présence d'extrasystoles. Le modèle ECG utilisé dans le modèle état-espace n'est plus réaliste lorsque les cycles cardiaques ne sont plus reproductibles. C'est principalement la méthode BAGARRE-M qui souffrirait de la présence d'extrasystoles, puisque le débruitage est issu directement de l'estimée du signal ECG par le filtrage bayésien. Le comportement de BAGARRE-T est quant à lui moins sensible à un modèle erroné de l'ECG et pourrait toujours fournir des résultats de qualité satisfaisante.

Enfin, la méthode de prédiction RR souffrira sans doute de la présence d'extrasystoles. Ces dernières modifient, en général, la durée de l'intervalle RR et leur occurrence est rarement prévisible, sauf dans des cas de bigéminisme ou trigéminisme.

La méthode ICARE souffre du peu de voies ECG acquises en IRM, ce qui rend difficile l'extraction de sources indépendantes et conduit à une séparation imparfaite. Le nombre de voies actuellement acquises est limité pour des raisons de sécurité et de confort du patient étant donnée la taille des capteurs ECG. Le projet ANR TecSan, "Smart MR ECG", dont les études présentées dans ce manuscrit font partie, essaie d'apporter une solution matérielle à ces limitations. Le développement de capteurs micro-électroniques, pour l'acquisition des signaux ECG mais aussi l'acquisition des variations du champ magnétique, permettra à terme d'augmenter le nombre de voies ECG. Lorsque l'enregistrement de dizaines de voies sera possible, ICARE pourra séparer les sources de manière plus convaincante. Des applications de séparation de l'effet MHD seront alors envisageables.

Enfin, il est également possible d'utiliser les signaux issus des capteurs Hall. En effet, les

Conclusion

artefacts de gradients ont été modélisés comme les signaux de gradients filtrés par la réponse impulsionnelle. De même les signaux du capteur Hall sont les signaux des gradients filtrés par l'électronique du capteur et les signaux ECG sont les signaux de l'activité électrique cardiaque filtrés par le capteur ECG. Le problème peut alors être modélisé comme un problème de Séparation Aveugle des Sources dans le cadre d'un mélange linéaire convolutif, dont la résolution pourrait améliorer la qualité du signal et permettre un débruitage des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement IRM.

Les méthodes BAGARRE présentées précédemment dans ce manuscrit ont apporté une solution élégante au problème du débruitage, apportant une preuve de concept de la possibilité d'unifier deux modélisations du signal ECG et des artefacts de gradient dans le cadre d'un filtrage bayésien non-linéaire. Cette méthode ouvre la voie à de nombreuses recherches potentielles. Il est en effet intéressant de s'attaquer à la suppression de l'effet MHD et le modèle ECG pourrait être utilisé pour accomplir cette tâche. L'élargissement de la base de données à des acquisitions faites sur une IRM 3T, sur lesquelles cet effet MHD est encore plus important, serait un excellent outil de développement ou de validation. La combinaison de BAGARRE avec la prédiction RR est également une piste intéressante à étudier, le filtrage en ligne apportant comme cela a été vu une qualité de signal supérieure. Cette unification des deux méthodes permettrait sans doute une augmentation de la qualité du triggering. L'utilisation du capteur Hall en cours de développement est particulièrement adaptée aux méthodes BAGARRE. Le filtrage bayésien permet de tenir compte des erreurs de mesure faites par ce capteur. Il serait intéressant d'étudier l'influence de l'utilisation du capteur Hall à la place de la connexion directe à l'électronique de l'IRM. Aucune méthode présentée dans ce manuscrit ne traite le problème de suppression du signal de respiration sur l'ECG, celui-ci n'étant pas le plus problématique. L'intégration d'un signal respiratoire dans le modèle ECG est aisément envisageable. L'observation de la respiration est de plus réalisée de manière routinière et ne posera pas de problèmes matériel et technologique supplémentaires. Les méthodes BAGARRE ont été mises au point par filtrage de Kalman Étendu. Il serait intéressant d'étudier l'apport de l'application d'une méthode de filtrage particulière, qui est actuellement un des grands sujets d'intérêt de la communauté du traitement du signal. Enfin, les techniques de filtrage bayésien apportent une information sur l'adéquation entre le modèle et les observations. Cette information est contenue dans la matrice de corrélation de l'innovation, qui est la différence entre l'observation et son estimée par le biais du modèle. L'incertitude pourrait être dans un premier temps communiquée aux cliniciens, afin de surveiller l'état du patient de manière plus critique vis-à-vis de l'analyse automatique lorsque celle-ci est trop grande. Elle pourrait également être intégrée dans un système de contrôle et d'optimisation des séquences d'imagerie. En effet, il est envisageable de connaître la phase cardiaque durant laquelle une acquisition IRM est réalisée et en cas de mauvais placement de la fenêtre d'acquisition ou d'une incertitude trop grande sur son placement, de répéter l'acquisition en question.

Bibliographie

- R. Abächerli. *Restauration et analyse de l'électrocardiogramme acquis pendant les examens d'imagerie par résonance magnétique*. PhD thesis, Ecole Doctorale IAEM Lorraine, 2005.
- R. Abächerli, C. Pasquier, F. Odille, M. Kraemer, J.-J. Schmid, and J. Felblinger. Suppression of MR gradient artefacts on electrophysiological signals based on an adaptive real-time filter with LMS coefficient updates. *Magma*, 18 :41–50, 2005.
- R. Abächerli, S. Hornaff, R. Leber, H.-J. Schmid, and J. Felblinger. Improving automatic analysis of the electrocardiogram acquired during magnetic resonance imaging using magnetic field gradient artefact suppression. *J. Electrocardiology*, 39 :134–139, 2006.
- D. Abi-Abdallah, E. Chauvet, L. Bouchet-Fakri, A. Bataillard, A. Briguet, and O. Fokapu. Reference signal extraction from corrupted ECG using wavelet decomposition for MRI sequence triggering : application to small animals. *Biomed. Eng. Online*, 2006.
- P. S. Addison. Wavelet transforms and the ECG : a review. *Phys. Meas.*, 26 :155–199, 2005.
- AHA, 2009. URL https://www.ecri.org/Products/Pages/AHA_ECG_DVD.aspx?sub=ManagementTools,Guidelines,andStandards.
- ANSI/AAMI :EC57. Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST-segment measurement algorithms, 1998.
- S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 50(2) : 174–188, February 2002.
- ASTM. ASTM F2503-05. Standard practice for marking medical devices and other items for safety in the magnetic resonance environment, 2005.
- J. J. Bailey, A. S. Berson, A. Garson, L. G. Horan, P. W. Macfarlane, D. W. Mortara, and C. Zywiets. Recommendations for standardization and specifications in automated electrocardiography : Bandwidth and Digital Signal Processing. *Circulation*, 81 :730–739, 1990.
- F. S. Barnes and B. Greenebaum. *Handbook of Biological Effects of Electromagnetic Fields*. CRC Press, 2007.
- D. E. Beischer and J. C. Knepton. Influence of strong magnetic fields on the electrocardiogram of squirrel monkeys. *Aerospace medicine*, 35 :939–944, 1964.

BIBLIOGRAPHIE

- A. J. Bell and T. J. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 7 :1129–1159, 1995.
- M. Bencsik, R. Bowtell, and R. Bowley. Electric fields induced in the human body by time-varying magnetic field gradients in MRI : numerical calculations and correlation analysis. *Phys. Med. Biol.*, 52 :2337–2353, 2007.
- H. Berviller, V. Frick, L. Zhou, J. Pascal, J.-P. Blondé, J. Oster, and J. Felblinger. ECG signal artifacts suppression in MRI environment by means of LMS filtering. In *Workshop on Design and Architectures for Signal and Image Processing (DASIP 07)*, Grenoble, November 2007.
- D. M. Blakeley and J. J. Rogers. Adaptive filtering of physiological signals in physiologically gated magnetic resonance imaging. US 4,991,587, 1991.
- M. Brand and O. Heid. Induction of Electric Fields Due to Gradient Switching : A Numerical Approach. *Magn. Res. Med.*, 48 :731–734, 2002.
- M. Brand and O. Heid. Gradient Coil System for a Magnetic Resonance Apparatus. US 6,794,873, 2004.
- A. C. S. Brau and J. H. Brittain. Generalized Self-Navigated Motion Detection Technique : Preliminary Investigation in Abdominal Imaging. *Magn. Res. Med.*, 55 :263–270, 2006.
- A. C. S. Brau, C. T. Wheeler, L. W. Hedlund, and G. A. Johnson. Fiber-optic stethoscope : A cardiac monitoring and gating system for magnetic resonance microscopy. *Magn. Res. Med.*, 47 :314–321, 2002.
- O. L. Cadet. *Méthodes d'ondelettes pour la ségmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images*. PhD thesis, INP Grenoble, 2004.
- J.-F. Cardoso. Blind signal separation : Statistical principles. *Proceedings of the IEEE*, 86 :2009–2025, 1998.
- J.-F. Cardoso. High-order contrasts for independent component analysis. *Neural Computation*, 11(1) :15–192, January 1999.
- F. Castells, C. Mora, J. Millet, J. J. Rieta, C. Sanchez, and J. M. Sanchis. Multidimensional ICA for the Separation of Atrial and Ventricular Activities from Single Lead ECGs in Paroxysmal Atrial Fibrillation Episodes. *Lecture Notes in Computer Science*, 3195 : 1229–1236, 2004.
- D. W. Chakeres, A. Kangarlu, H. Boudoulas, and D. C. Young. Effect of Static Magnetic Field Exposure of Up to 8 Tesla on Sequential Human Vital Sign Measurements. *J. of Magn. Res. Imag.*, 18 :346–352, 2003.
- J. M. Chia, S. E. Fischer, S. A. Wickline, and C. H. Lorenz. Performance of QRS Detection for Cardiac Magnetic Resonance Imaging with a Novel Vectocardiographic Triggering Method. *J. of Magn. Res. Imag.*, 12 :678–688, 2000.
- S. Choi, A. Cichocki, H.-M. Park, and S.-Y. Lee. Blind Source Separation and Independent Component Analysis : A Review. *Neural Information Processing*, 6(1), 2005.

- B. A. Chronik and B. K. Rutt. Simple linear formulation for magnetostimulation specific to MRI gradient coils. *Magn. Res. Med.*, 45 :916–919, 2001.
- G. D. Clifford. A Novel Framework for Signal Representation and Source Separation : Applications to Filtering and Segmentation of Biosignals. *Journal of Biological Systems*, 14(2) :169–183, 2006.
- G. D. Clifford, A. Shoeb, P. E. McSharry, and B. A. Janz. Model-based Filtering Compression and Classification of the ECG. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 7(1) :158–161, 2005.
- G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry. *Advanced Tools and methods for ECG Data Analysis*. Artech House, 2007.
- M. Clynes. Computer Analysis of Reflex Control and Organization : Respiratory Sinus Arrhythmia . *Science*, 131(3396) :300 – 302, 1960.
- C. M. Collins and M. B. Smith. Calculations of B_1 distribution, SNR, and SAR for a surface coil adjacent to an anatomically-accurate human body model. *Magn. Res. Med.*, 45 : 692–699, 2001.
- P. Comon. Independent component analysis, a new concept. *Signal Processing*, 36 : 287–314, 1994.
- P. Comon and C. Jutten. *Séparation de sources 1 : concepts de base et analyse en composantes indépendantes*. Hermes, 2007.
- M. E. Crowe, A. C. Larson, Q. Zhang, J. Carr, R. D. White, D. Li, and O. P. Simonetti. Automated Rectilinear Self-Gated Cardiac Cine Imaging. *Magn. Res. Med.*, 52 :782–788, 2004.
- A. A. Damji, R. E. Snyder, D. C. ellinger, F. X. Witkowski, and P. S. Allen. RF Interference Suppression in a Cardiac Synchronization System in a High Magnetic Field NMR Imaging System. *Magn. Res. Imag.*, 6 :637–340, 1988.
- I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*. SIAM, 1992.
- S. Denslow and D. S. Buckles. Pulse Oximetry-Gated Acquisition of Cardiac MR images in Patients with Congenital Cardiac Abnormalities. *Am. J. Roent.*, 160 :831–833, 1993.
- R. N. Dimick, L. W. Hedlund, R. J. Herfkens, E. K. Fram, and J. Utz. Optimizing Electrocardiograph Electrode Placement for Cardiac-Gated Magnetic Resonance Imaging. *Investigative Radiology*, 22 :17–22, 1988.
- A. Doucet, N. Freitas, and N. Gordon. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. Springer, 2001.
- J. Felblinger and C. Boesch. Amplitude Demodulation of the Electrocardiogram signal (ECG) for respiration monitoring and compensation during MR examinations. *Magn. Res. Med.*, 38 :129–136, 1997.
- J. Felblinger and C. Boesch. Patient Monitoring in the MR Environment. *Medical Radiology. Diagnostic Imaging and Radiation Oncology* , pages 105–112, 1998.

BIBLIOGRAPHIE

- J. Felblinger, C. Lehmann, and C. Boesch. Electrocardiogram acquisition during MR examinations for Patient monitoring and sequence triggering. *Magn. Res. Med.*, 32 : 523–529, 1994.
- J. Felblinger, J. Debatin, C. Boesch, R. Gruetter, and G. McKinnon. Synchronization Device for Electrocardiography-Gated Echo-planar Imaging. *Radiology*, 197 :311–313, 1995.
- J. Felblinger, J. Slotboom, R. Kreis, B. Jung, and C. Boesch. Restoration of Electrophysiological Signals by Inductive Effects of Magnetic Field Gradients during MR sequences. *Magn. Res. Med.*, 41 :715–721, 1999.
- B. Fernandez, J. Oster, M. Lohezic, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz, and J. Felblinger. Adaptive Trigger Delay Using a Predictive Model Applied to Black Blood Fast Spin Echo Cardiac Imaging in Systole. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 4719, 2009a.
- B. Fernandez, J. Oster, M. Lohezic, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz, and J. Felblinger. Synchronisation Adaptative Utilisant un Modèle Prédicatif : Applications à l'Imagerie Cardiaque par Résonance Magnétique en Sang Noir et en Systole. In *Actes des Journées de Recherche en Imagerie et Technologies de la Santé (RITS 2009)*, Lille (France), mars 2009b.
- M. Feychting, A. Ahlbom, and L. Kheifets. EMF and Health. *Annual Review for Public Health*, 26 :165–189, 2005.
- R. Fischer. Method and apparatus for obtaining an electrocardiograph. US 2003,00,114,768, 2003.
- S. E. Fischer, S. A. Wickline, and C. H. Lorenz. Novel Real-Time R-wave detection Algorithm Based on Vectocardiogram for Accurate Gated Magnetic Resonance Acquisitions. *Magn. Res. Med.*, 42 :361–370, 1999.
- J. L. Fleckenstein, B. T. Archer, B. A. Barker, J. T. Vaughan, R. W. Parkey, and R. M. Peshock. Fast short-tau inversion recovery MR imaging. *Radiology*, 179 :499–504, 1991.
- E. Frank. An accurate, clinically practical system for spatial vectorcardiography. *Circulation*, 13 :737–749, 1956.
- T. Frauenrath, S. Kozerke, P. Boesiger, and T. Niendorf. Cardiac Gating Free of Interference with Electro-Magnetic Fields at 1.5T, 3.0T and 7.0T. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 207, 2008a.
- T. Frauenrath, T. Niendorf, and M. Kob. Acoustic Method for Synchronization of Magnetic Resonance Imaging (MRI). *Acta Acustica united with Acustica*, 94 :148–155, 2008b.
- V. Frick, H. Berviller, J. Pascal, P. Bougeot, J.-P. Blondé, J. Oster, and J. Felblinger. ECG signal artifacts suppression system based on an MRI environment dedicated CMOS magnetic field monitor and FPGA implementation. In *14th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS 2007)*, pages 943–946, Marrakech (Morocco), December 2007.

- B. Fritzke. A Growing Neural Gas Network Learns Topologies. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1995.
- C. T. Gaffey and T. S. Tenforde. Alterations in the rat electrocardiogram induced by stationary magnetic fields. *Bioelectromagnetics*, 2 :357–370, 1981.
- C. T. Gaffey, T. S. Tenforde, and E. E. Dean. Alterations in the electrocardiograms of baboons exposed to DC magnetic fields. *Bioelectromagnetics*, 1 :209, 1980.
- O. P. Gandhi and X. B. Chen. Specific absorption rates and induced current densities for an anatomy-based model of the human for exposure to time-varying magnetic fields of MRI. *Magn. Res. Med.*, 41 :816–823, 1999.
- General Electric Healthcare. Datex-ohmeda patient monitors, 2009. URL http://www.gehealthcare.com/euen/patient_monitoring/products/imm-monitoring/datex-ohmeda/mri-monitor/index.html.
- P. Glover and R. Bowtell. Measurement of electric fields due to time-varying magnetic gradients using dipole probes. *Phys. Med. Biol.*, 52 :5119–5130, 2007.
- P. Glover and R. Bowtell. Measurement of Electric Fields Induced in a Human Subjects due to Alternating Magnetic Gradient Fields and Natural Body Movements in Static Magnetic Fields. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, volume 16, page 81, Toronto, 2008a.
- P. Glover and R. Bowtell. Measurement of electric fields induced in a human subject due to natural movements in static magnetic fields or exposure to alternating magnetic field gradients. *Phys. Med. Biol.*, 53 :361–373, 2008b.
- I. Graesslin, D. Glaesel, P. Börnert, H. Stahl, P. Koken, K. Nehrke, H. Dingemans, G. Mens, J. Götze, and P. Harvey. An Alternative Concept of Non-sequence-interfering Patient Respiration Monitoring. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 202, 2008.
- I. Graesslin, H. Stahl, K. Nehrke, P. Harvey, J. Smink, G. Mens, A. Senn, and P. Börnert. An alternative concept for non-sequence interfering, contact-free respiration monitoring. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 752, 2009.
- A. Gupta, A. R. Weeks, and S. M. Richie. Simulation of Elevated T-Waves of an ECG Inside a Static Magnetic Field (MRI). *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 55(7) :1890–1896, 2008.
- C. J. Hardy, M. Saranathan, Y. Zhu, and R. D. Darrow. Coronary Angiography by Real-Time MRI With Adaptive Averaging. *Magn. Res. Med.*, 44 :940–946, 2000.
- T. He, G. Clifford, and L. Tarassenko. Application of independent component analysis in removing artefacts from the electrocardiogram. *Neural computing and applications*, 15 (2) :105–116, 2006.
- L. W. Hedlund, R. Dimick, and R. J. Herfkens. Effects of Lead Placement on ECG Recording in a 1.5T Field. *Magn. Res. Imag.*, 4 :141, 1986.

BIBLIOGRAPHIE

- D. Hoa, A. Micheau, G. Gahide, E. LeBars, and P. Taourel. *L'IRM pas à pas*. Campus Medica, 2008.
- A. Hyvärinen. Fast and Robust Fixed-point Algorithm for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3) :626–634, 1999a.
- A. Hyvärinen. Survey on Independent Component Analysis. *Neural Computing Surveys*, 2 :94–128, 1999b.
- A. Hyvärinen and E. Oja. Independent Component Analysis : Algorithms and Applications. *Neural Networks*, 13 :411–430, 2000.
- IEC. IEC 60601-2-33 : Particular requirements for the safety of magnetic equipment for medical diagnosis, 2008.
- Institute For Magnetic Resonance Safety, Education, and Research. MRISafety, 2009. URL <http://www.mrisafety.com/>.
- Invivo, 2009. URL <http://www.invivocorp.com/index.php>.
- M. G. Jafari, W. Wang, J. A. Chambers, T. Hoya, and A. Cichocki. Sequential Blind Source Separation Based Exclusively on Second-Order Statistics Developed for a Class of Periodic Signals. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 54(3) :1028–1040, March 2006.
- C. J. James and C. W. Hesse. Independent component analysis for biomedical signals. *Phys. Meas.*, 26 :15–39, 2005.
- P. Jehenson, D. Dubosc, T. Lavergne, L. Guize, F. Guérin, M. Desgeorges, and A. Syrota. Change in Human Cardiac Rhythm Induced by a 2-T static Magnetic Field. *Radiology*, 166 :227–230, 1988.
- S. J. Julier and J. K. Uhlmann. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 92 :401–422, 2004.
- C. Jutten and J. Herault. Blind separation of sources, part I : An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 24 :1–10, 1991.
- A. Kachenoura, L. Albera, and L. Senhadj. Séparation aveugle de sources en ingénierie biomédicale. *ITBM-RBM*, 28 :20–34, 2007.
- S. Kadambe, R. Murray, and G. F. Boudreaux-Bartels. Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 46(7) :838–848, July 1999.
- R. E. Kalman. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the AMSE-Journal of Basic Engineering*, 82, 1960.
- J. R. Keltner, M. S. Roos, P. R. Brakeman, and T. F. Budinger. Magneto-hydrodynamics of blood flow. *Magn. Res. Med.*, 16 :139–149, 1990.
- Y. Kinouchi, H. Yamaguchi, and T. S. Tenforde. Theoretical analysis of magnetic field interactions with aortic blood flow. *Bioelectromagnetics*, 17 :21–32, 1996.

- P. Kligfield, L. Gettes, J. Bailey, R. Childers, B. Deal, W. Hancock, G. vanHerpen, J. Kors, P. Macfarlane, D. Mirvis, O. Pahlm, P. Rautaharju, and G. Wagner. Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram : Part I : The Electrocardiogram and Its Technology : A Scientific Statement From the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology ; the American College of Cardiology Foundation ; and the Heart Rhythm Society. *Circulation*, 115 :1306–1324, 2007.
- M. V. Knopp, M. Essig, J. Debus, H.-J. Zabel, and G. van Kaick. Unusual burns of the lower extremities caused by a closed conducting loop in a patient at mr imaging. *Radiology*, 200 :572–575, 1996.
- B.-U. Köhler, C. Hennig, and R. Orglmesiter. The Principles of QRS Detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pages 42–56, 2002.
- A. Kolin. Electromagnetic blood flow meters. *Science*, 130 :1088–1097, 1959.
- K. S. Kreger and C. S. Giordiano. Biopotential Adaptive Filtering in an MR environment. In *SMRM*, page 661, 1992.
- K. S. Kreger and C. S. Giordiano. Bio-Potential Signal Processor for Magnetic Resonance Imaging. US 5,436,564, 1995.
- K. S. Kreger and B. J. Petterson. Diagnostic device including a method and apparatus for biopotential noise cancellation utilizing the patient's respiratory signal. US 6,675,036, 2004.
- H. Kugel, C. Bremer, M. Püschel, R. Fischbach, H. Lenzen, B. Tombach, H. VanAken, and W. Heindel. Hazardous situation in the MR bore : induction in ECG leads causes fire. *European Radiology*, 13 :690–694, 2003.
- P. Lanzer, E. H. Botvinick, N. B. Schiller, L. E. Crooks, M. Arakawa, L. Kaufman, P. L. Davis, R. Herfkens, M. J. Lipton, and C. B. Higgins. Cardiac Imaging Using Gated Magnetic Resonance. *Radiology*, 150 :121–127, 1984.
- P. Lanzer, C. Barta, E. H. Botvinick, H. U. D. Wiesendanger, G. Modin, and C. B. Higgins. ECG-Synchronized Cardiac MR Imaging : Method and Evaluation. *Radiology*, 155 :681–686, 1985.
- A. C. Larson, R. D. White, G. Laub, E. McVeigh, D. Li, and O. P. Simonetti. Self-Gated Cardiac Cine MRI. *MRM*, 51 :93–102, 2004.
- M. K. Laudon, J. G. Webster, R. Frayne, and T. M. Grist. Minimizing interference from Magnetic Resonance Imagers During Electrocardiography. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 45(2) :160–164, 1998.
- I. R. Legareta, P. S. Addison, M. J. Reed, N. Grubb, G. R. Clegg, C. E. Robertson, and J. N. Watson. Continuous Wavelet Transform Modulus Maxima Analysis of the Electrocardiogram : Beat Characterisation and Beat to Beat Measurement. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 3(1) :19–42, 2005.
- M. Lemay, J.-M. Vesin, Z. Ihara, and L. Kappenberger. Suppression of Ventricular Activity in the Surface Electrocardiogram of Atrial Fibrillation. *Lecture Notes in Computer Science*, 3195 :1095–1102, 2004.

BIBLIOGRAPHIE

- L. Lemieux, P. J. A. F. Franconi, M. R. Symms, and D. R. Fish. Recording of EEG during fMRI experiments : Patient safety. *Magn. Res. Med.*, 38 :943–952, 1997.
- C. Li, C. Zheng, and C. Tai. Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 42(1) :21–28, January 1995.
- F. Liu, L. Xia, and S. Crozier. Influence of Magnetically-Induced E-fields on Cardiac Electric Activity During MRI : A modeling study. *Magn. Res. Med.*, 50 :1180–1188, 2003a.
- F. Liu, H. Zhao, and S. Crozier. On the Induced Electric Field Gradients in the Human Body for Magnetic Resonance Stimulation by Gradient Coils in MRI. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 50(7) :804–815, 2003b.
- M. Lohezic, B. Fernandez, J. Oster, D. Mandry, O. Pietquin, P.-A. Vuissoz, and J. Felblinger. Free breathing black-blood systolic imaging using heart rate prediction and motion compensated reconstruction. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 4629, 2009.
- S. Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 1998.
- S. Mallat and W. L. Hwang. Singularity Detection and Processing with Wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, 38(2) :617–643, March 1992.
- Mammendorfer Institut für Physik und Medizin, 2009. URL <http://www.mipm.de/>.
- W. Mao, B. A. Chronik, R. E. Feldman, M. B. Smith, and C. M. Collins. Consideration of Magnetically-Induced and Conservative Electric Fields Within a Loaded Gradient Coil. *Magn. Res. Med.*, 55 :1424–1432, 2006.
- J. P. Martinez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna. A Wavelet-based ECG delineator : Evaluation on Standard Databases. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 51 (4) :570–581, April 2004.
- D. McRobbie and M. A. Foster. Cardiac response to pulsed magnetic fields with regard to safety in NMR imaging. *Phys. Med. Biol.*, 30(7) :695–702, 1985.
- P. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko, and L. A. Smith. A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 50 :289–294, 2003.
- Medrad, 2009. URL <http://www.medrad.com/index.html>.
- G. B. Moody and R. G. Mark. QRS morphology representation and noise estimation using Karhunen-Loève transform. In *Comp. Cardio.*, volume 16, pages 269–272, 1989.
- F. H. Netter. *Ciba Collection of Medical Illustrations*, volume 5. Ciba Pharmaceutical Company, 1992.
- T. Niendorf, M. Kob, and T. Frauenrath. ACT-MR : Acoustically Triggered Cardiovascular Magnetic Resonance Imaging. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 765, 2007.
- T. Niendorf, M. Kob, and T. Frauenrath. Acoustic Triggering of a Magnetic Resonance Imaging Device. WO 2008/077495, 2008.

- F. Odille. *Imagerie Adaptative en IRM : Utilisation des Informations de Mouvements Physiologiques pour l'Optimisation des Processus d'Acquisition et de Reconstruction*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2007.
- F. Odille, C. Pasquier, R. Abächerli, P.-A. Vuissoz, G. P. Zientara, and J. Felblinger. Noise Cancellation Signal Processing Method and Computer System for Improved Real-time Electrocardiogram Artifact Correction during MRI Data Acquisition. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 54 :630–640, 2007.
- J. Oster, F. Odille, G. Bossler, O. Pietquin, C. Pasquier, P. A. Vuissoz, and J. Felblinger. Adaptive Prediction of RR interval for online MR parameters changes. In *Joint annual meeting ISMRM-ESMRMB*, page 504, 2007.
- J. Oster, O. Pietquin, G. Bossler, and J. Felblinger. Adaptive RR Prediction for Cardiac MRI. In *Proceedings of the IEEE Int. Conference on Ac., Speech and Sig. Proc.*, Las Vegas, 2008a.
- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer, and J. Felblinger. Independent Component Analysis based Artifact Reduction Method for ECG in MR. In *Proceedings of the European Society for Magnetic Resonance in Medicine and Biology congress (ESMRMB 08)*, Valencia (Spain), October 2008b.
- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer, and J. Felblinger. Méthode de réduction des artefacts présents sur l'ECG basée sur l'analyse en composantes indépendantes. In *Actes du 12ème congrès du Groupe de Recherche sur les Applications du Magnétisme en Médecine (GRAMM'08)*, Lyon (France), mars 2008c.
- J. Oster, B. Fernandez, M. Lohezic, D. Mandry, P.-A. Vuissoz, O. Pietquin, and J. Felblinger. Adaptive Heart Rate Prediction for Black-Blood Systolic Imaging. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 3936, 2009a.
- J. Oster, J. Pascal, O. Pietquin, M. Kraemer, J.-P. Blondé, and J. Felblinger. Real-Time Adaptive Suppression of MR Gradient Artifacts on Electrocardiograms using a new 3D Hall Probe. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 751, 2009b.
- J. Oster, O. Pietquin, R. Abächerli, M. Kraemer, and J. Felblinger. A specific QRS detector for Electrocardiography during MRI : using Wavelets and Local Regularity Characterization. In *Proceedings of the IEEE Int. Conference on Ac., Speech and Sig. Proc.*, Taipei, 2009c.
- J. Oster, O. Pietquin, R. Abächerli, M. Kraemer, and J. Felblinger. Independent Component Analysis based Artefact Reduction : Application to Electrocardiogram for improved Magnetic Resonance Imaging Triggering. *Phys. Meas.*, 30 :1381–1397, 2009d.
- J. Oster, O. Pietquin, M. Kraemer, and J. Felblinger. Nonlinear Bayesian Filtering for Denoising of Electrocardiograms acquired in a Magnetic Resonance Environment. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, submitted 2009e.
- J. Pascal, L. Hébrad, J.-B. Kammerer, V. Fick, and J.-P. Blondé. First Vertical Hall Device in standard $0.35\mu\text{m}$ CMOS technology. *Sensors and Actuators A : Physical*, 147 :41–46, 2008a.

BIBLIOGRAPHIE

- J. Pascal, L. Hébrard, V. Frick, and J.-P. Blondé. 3D Hall probe integrated in $0.35\mu\text{m}$ CMOS technology for magnetic field pulses measurements. In *Joint 6th International IEEE Northeast Workshop on Circuits and Systems and TAISA Conference*, pages 97–100, Montréal (Canada), 2008b.
- C. Pasquier. *Capteurs de mouvements dédiés à l’Imagerie Adaptative en IRM : Développement Technique et Méthodologique*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2007.
- D. T. Pham and P. Garat. Blind separation of mixtures of independent sources through a quasi maximum likelihood approach. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 45 :1712–1725, 1997.
- PhysioNet, 2009. URL <http://www.physionet.org/physiobank/database/#ecg>.
- A. J. Raper, D. W. Richardson, H. A. Kontos, and J. L. Patterson. Circulatory Responses to Breath Holding in Man. *Journal of Applied Physiology*, 22(2) :201–206, 1967.
- J. P. Reilly. *Electrical Stimulation and Electropathology*. Cambridge University Press, 1992.
- J. J. Rieta, F. Castells, C. Sanchez, V. Zarzoso, and J. Millet. Atrial Activity Extraction for Atrial Fibrillation Analysis Using Blind Source Separation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 51 :1176–1186, 2004.
- R. Rokey, R. E. Wendt, and D. L. Johnston. Monitoring of Acutely Ill Patients during Nuclear Magnetic Resonance Imaging : Use of a Time-Varying Filter Electrocardiographic Gating device to Reduce Gradient Artifacts. *Magn. Res. Med.*, 6 :240–245, 1988.
- M. Sabbah, H. Alsaïd, L. Fakri-Bouchet, C. Pasquier, A. Briguet, E. Canet-Soulas, and O. Fokapu. Real-Time Gating System for Mouse Cardiovascular MR imaging. *Magn. Res. Med.*, 57 :29–39, 2007.
- R. Sameni. *Extraction of Fetal Cardiac Signals from an Array of Maternal Abdominal Recordings*. PhD thesis, Institut Polytechnique de Grenoble, Grenoble and Sharif University of Technology, Tehran, 2008.
- R. Sameni, M. B. Shamsollahi, and C. Jutten. Multi-Channel Electrocardiogram Denoising using a Bayesian Filtering Framework. In *Comp. Cardio.*, volume 33, pages 185–188, September 2006.
- R. Sameni, M. B. Shamsollahi, C. Jutten, and G. D. Clifford. A Nonlinear Bayesian Filtering Framework for ECG Denoising. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 54 :2172–2185, 2007.
- R. Sameni, C. Jutten, and M. B. Shamsollahi. Multichannel Electrocardiogram Decomposition Using Periodic Component Analysis. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 55 :1935–1940, 2008a.
- R. Sameni, M. B. Shamsollahi, and C. Jutten. Model-based Bayesian Filtering of Cardiac Contaminants from Biomedical Recordings. *Phys. Meas.*, 29 :595–613, 2008b.
- O. Sayadi and M. B. Shamsollahi. ECG Denoising and Compression Using a Modified Extended Kalman Filter Structure. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 55 :2240–2248, 2008.

- D. J. Schaefer, J. D. Bourland, and J. A. Nyenhuis. Review of Patient Safety in Time-Varying Gradient Fields. *J. of Magn. Res. Imag.*, 12 :20–29, 2000.
- Schiller, 2009. URL <http://www.schiller.ch>.
- A. D. Scott, J. Keegan, and D. N. Firmin. Motion in Cardiovascular MR Imaging. *Radiology*, 250 :331–351, 2009.
- F. G. Shellock. Radiofrequency energy-induced heating during mr procedures : A review. *J. of Magn. Res. Imag.*, 12 :30–36, 2000.
- F. G. Shellock. *Magnetic Resonance Procedures : Health effects and Safety*. CRC Press, 2001.
- F. G. Shellock and J. V. Crues. MR Procedures : Biologic Effects, Safety, and Patient Care. *Radiology*, 232 :635–352, 2004.
- A. N. Shetty. Suppression of RadioFrequency Interference in Cardiac Gated MRI : A Simple Design. *Magn. Res. Med.*, 8 :84–88, 1988.
- O. P. Simonetti, J. P. Finn, R. D. White, G. Laub, and D. A. Henry. Black-blood T_2 -weighted inversion-recovery MR imaging of the heart. *Radiology*, 199 :49–57, 1996.
- P. P. M. So, M. A. Stuchly, and J. A. Nyenhuis. Peripheral Nerve Stimulation by Gradient Switching Fields in Magnetic Resonance Imaging. *TBME*, 2004.
- M. L. Soria, J. P. Martinez, and P. Laguna. A multilead Wavelet-based ECG Delineator based on the RMS Signal. *Comp. Cardio.*, 33 :153–156, 2006.
- L. Sörnmo and P. Laguna. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Elsevier Academic Press, 2005.
- G. Srivastava, S. Crottaz-Herbette, K. M. Lau, G. H. Glover, and V. Menon. ICA-based procedures for removing ballistocardiogram artifacts from EEG data acquired in the MRI scanner. *NeuroImage*, 24 :50–60, 2005.
- M. S. Sussman, J. A. Stainsby, N. Robert, and N. Merchant. Variable-Density Adaptive Imaging for High-Resolution Coronary Artery MRI. *Magn. Res. Med.*, 48 :753–764, 2002.
- T. S. Tenforde. Magnetically induced electric fields and currents in the circulatory system. *Progress in Biophysics and Molecular Biology*, 87 :279–288, 2005.
- T. S. Tenforde. Interaction mechanisms and biological effects of static magnetic fields. *Automedica*, 14 :271–293, 1992.
- T. S. Tenforde, C. T. Gaffey, B. R. Moyer, and T. F. Budinger. Cardiovascular alterations in Macaca monkeys exposed to stationary fields : experimental observations and theoretical analysis. *Bioelectromagnetics*, 4 :1–9, 1983.
- T. Togawa, O. Okai, and M. Oshima. Observation of blood flow E.M.F. in externally applied strong magnetic field by surface electrodes. *Medical electronics and biological engineering*, 5 :169–170, 1967.

Bibliographie

- T. Tsalaila, R. Sameni, S. Sanei, C. Jutten, and J. Chambers. Sequential Blind Source Extraction For Quasi-Periodic Signals With Time-Varying Period. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 56 :646–655, 2009.
- C. Vayá, J. J. Rieta, C. Sánchez, and D. Moratal. Convolutional Blind Source Separation Algorithms Applied to the Electrocardiogram of Atrial Fibrillation : Study of Performance. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2007.
- A. M. Weissler, W. S. Harris, and C. D. Schoenfeld. Systolic time in heart failure in man. *Circulation*, 37, 1968.
- R. E. Wendt, R. Rokey, G. W. Vick, and D. L. Johnston. Electrocardiographic Gating and Monitoring in NMR Imaging. *Magn. Res. Imag.*, 6 :89–95, 1988.
- J. O. Wisbeck, A. K. Barros, and R. G. Ojeda. Application of ICA in the Separation of Breathing Artifacts in ECG Signals. In *International Conference on Neural Information Processing*, Kyushu, Japan, October 1998.
- B. Zhang, Y. F. Yen, B. A. Chronik, G. C. McKinnon, D. J. Schaefer, and B. K. Rutt. Peripheral Nerve Stimulation Properties of Head and Body Gradient Coils of Various Sizes. *Magn. Res. Med.*, 50 :50–58, 2003.
- H. Zhao, S. Crozier, and F. Liu. Finite Difference Time Domain (FDTD) Method for Modeling the Effect of Switched Gradients on the Human Body in MRI. *Magn. Res. Med.*, 48 :1037–1042, 2002.
- L. Zhou, H. Berviller, V. Frick, P. Bougeot, J.-P. Blondé, J. Oster, and J. Felblinger. FPGA implementation of an adaptive filtering : Application on ECG signal artifact suppression in MRI environment. In *3rd International Workshop on Reconfigurable Communication-centric Systems-on-Chip (ReCoSoC'07)*, pages 161–165, Montpellier, June 2007.
- L. Zhou, M. Ayachi, J. Oster, R. Abächerli, O. Fokapu, M. Kraemer, J.-J. Schmid, J.-P. Blondé, and J. Felblinger. Dedicated MR ECG amplifier. In *Proceedings of the annual meeting of the Int. Soc. for Magn. Res. in Med.*, page 3112, 2009.

Titre : *Traitement temps-réel des signaux électrophysiologiques acquis dans un environnement d'Imagerie par Résonance Magnétique*

Résumé : L'acquisition de l'électrocardiogramme (ECG) est recommandée lors d'exams d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) pour le monitoring des patients et la synchronisation de l'acquisition IRM avec l'activité cardiaque. L'environnement IRM, de par ses trois composantes physiques caractéristiques, perturbe les signaux ECG. Les gradients de champ magnétique compliquent notamment grandement l'analyse de l'ECG de manière non conventionnelle. Le développement de traitements spécifiques est donc nécessaire, les méthodes existantes de détection QRS et de débruitage ne répondant pas de manière satisfaisante à ce problème. Une base de données ECG en IRM a été réalisée, afin de permettre le développement de nouvelles méthodes et leur évaluation selon deux critères : la qualité de détection des battements cardiaques et une estimation du rapport signal sur bruit spécifique à ces enregistrements. Un détecteur QRS capable de traiter ces signaux fortement bruités a été proposé. Cette technique est basée sur la détection et la caractérisation des singularités à partir des lignes de maxima d'ondelettes. Ce détecteur apporte une information sur le rythme cardiaque, primordiale pour la mise en place de nouvelles approches statistiques. Une méthode de débruitage basée sur l'analyse en composantes indépendantes a été présentée. Celle-ci utilise uniquement les signaux ECG. Une approche bayésienne de débruitage, reposant sur une unification de deux modèles (d'ECG et des artefacts de gradient), a été proposée. Enfin, l'approche bayésienne a également été suggérée pour prédire le rythme cardiaque, afin d'améliorer la stratégie de synchronisation.

Mots clés : Traitement du signal, électrocardiographie, imagerie par résonance magnétique, ondelettes, analyse en composantes indépendantes, filtrage de Kalman.

Title : *Real-Time Processing of Electrophysiological Signals acquired in a Magnetic Resonance Imaging Environment*

Abstract : Electrocardiogram (ECG) is required during Magnetic Resonance Imaging (MRI), for patient monitoring and for the synchronization of MRI acquisitions and heart activity. The MRI environment, due to its three characteristic physic components, highly disturbs ECG signals. For instance, the magnetic field gradients strongly complicate the ECG analysis in a non conventional manner. The development of specific signal processing tools is thus required. Existing methods, whether QRS detector or denoising techniques, do not accurately process these signals. A database of ECG acquired in MRI has been built, enabling the development of new processing techniques and their evaluation by using the following two criteria : the cardiac beat detection quality and the signal to noise ratio estimated specifically on these particular recordings. A QRS detector, processing the noisy ECG signals, has been proposed. This technique is based on the singularity detection and characterisation provided by the wavelet modulus maximum lines. This detector provides helpful information on cardiac rhythm, for the development of novel techniques with a statistical approach. A new denoising method based on independent component analysis has been presented. This technique takes only advantage of the ECG signals. Two Bayesian based denoising methods, unifying two models (of ECG and gradient artifacts) in one state-space formulation have been proposed. Bayesian filtering has also been suggested for cardiac rhythm prediction, in order to improve the synchronization strategy.

Keywords : Signal Processing, Electrocardiography, Magnetic Resonance Imaging, Wavelets, Independent Component Analysis, Kalman Filtering.