Nancy-Université
Université Henri Poincaré

SCHILLER MEDICAL S.A.S.

Ecole Doctorale BioSE (Biologie-Santé-Environnement)

Thèse

présentée et soutenue pour l'obtention du titre de

Docteur de l'université Henri Poincaré
Mention : « Sciences de la Vie et de la Santé »

par **Sarah MÉNÉTRÉ**

Analyse de signaux d'arrêts cardiaques en cas d' intervention d'urgence avec défibrillateur automatisé : Optimisation des temps de pause péri-choc et prédiction d'efficacité de défibrillation.

CONFIDENTIAL

Soutenue le 02 Novembre 2011

Membres du jury :

Rapporteurs :

Pr. Dominique Babuty	Université de Tours
Pr. Mireille Garreau	Université de Rennes

Examinateurs :

Dr. Odette Fokapu	UMR CNRS 6600 UTC, Compiègne
Pr. Christian de Chillou	Université de Nancy
Dr. Olivier Pietquin	Supélec, Metz
Dr. Jean-Philippe Didon	Schiller Médical, Wissembourg

Invité d'honneur :

Dr. Daniel Jost	Brigade des Sapeurs Pompiers de Paris

Laboratoire IADI - Imagerie Adaptative Diagnostic et Interventionnelle
INSERM U947, Nancy Université U.H.P., C.H.U de Nancy Brabois,
Tour Drouet - 54511 Vandœuvre-lès-Nancy

À Charlotte ...

Remerciements

Je tiens à remercier tous ceux qui ont participé de près ou de loin à rendre ces travaux possibles aux niveaux scientifique, humain, matériel et financier. Je m'efforcerai de n'oublier personne.

En premier lieu, je tiens à remercier Jean-Philippe Didon, responsable scientifique chez Schiller Médical SAS, pour m'avoir proposé ce sujet de recherche puisque mon désir avait été de mener une thèse en parallèle à mon poste d'ingénieur R&D chez Schiller Médical. Je lui exprime toute ma gratitude pour sa disponibilité et pour m'avoir accompagné dans mes réflexions et mes interrogations scientifiques sur le sujet.

Mes remerciements s'adressent également à Pr. Jacques Felblinger, directeur du laboratoire IADI, pour avoir fait confiance à une Haut-Rhinoise et d'avoir accepté cette collaboration CIFRE avec Schiller Médical. Je le remercie chaleureusement pour sa sympathie et pour son éternel optimisme.

Je salue Pierre Babocsay, directeur général, ainsi que les autres membres de la direction Schiller Médical d'avoir permis la mise en place et le financement de cette convention CIFRE.

J'ai eu l'honneur d'avoir pu être encadrée par des directeurs de thèse très sympathiques et très compétents dans leur domaine. J'exprime ainsi toute ma reconnaissance à Pr. Christian de Chillou (Professeur des Universités, Praticien Hospitalier, Médecine Cardiovasculaire, CHU Brabois, Nancy) qui a accepté d'être le directeur d'une thèse scientifique et qui a su être disponible et à mon écoute malgré un planning très chargé. Merci également à mon co-directeur de thèse Olivier Pietquin (Enseignant-Chercheur à Supélec) pour les conseils prodigués et sa précieuse aide scientifique qui m'ont permis, tout au long de cette thèse, d'avancer plus rapidement lorsque je rencontrais des problèmes.

Je remercie les membres de mon jury de thèse, Pr. Mireille Garreau (Professeur des Universités, LTSI Rennes) et Pr. Dominique Babuty (Professeur des Universités, Praticien Hospitalier, Médecine Cardiovasculaire, CHU Trousseau, Tours) pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce manuscrit.

« Last but not least », je remercie Dr. Odette Fokapu (Enseignant-Chercheur de l'UMR CNRS 6600, Compiègne) d'avoir accepté la charge de présider mon jury de thèse et Dr. Daniel Jost, médecin urgentiste, responsable de la section scientifique de la *Brigade de Sapeurs-Pompiers de Paris* (BSPP), notre invité d'honneur.

Mes remerciements s'adressent ensuite à Dr. François Mougeolle, médecin chef adjoint du *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54 (Nancy) ; sans sa collaboration nous n'aurions pu récupérer les bases de signaux de défibrillateurs automatisés.

Je tiens également à remercier et à saluer chaleureusement tous les collègues de Schiller Engineering à Sofia (Bulgarie), dont Vessela Krasteva, Irena Jekova et Todor Stoyanov, qui malgré les distances, ont contribué à la concrétisation d'un certain nombre d'éléments de cette thèse. Grace à un travail d'équipe, complémentaire et efficace, dirigé par Jean-Philippe Didon, nos travaux ont permis d'aboutir à un certain nombre de résumés, posters, présentations orales à des conférences internationales ainsi qu'à des publications dans des revues scientifiques.

Au sein du département de cardiologie du CHU de Brabois, je tiens à remercier les cardiologues Dr. Béatrice Brembilla-Perrot, pour m'avoir permis l'accès aux cassettes Holter de ses archives et Dr. Marius Andronache pour m'avoir accueilli en électrophysiologie, aussi souvent que j'en ai eu besoin.

Au sein du laboratoire IADI, je tiens également à remercier, Céline Fournier, secrétaire de direction, pour son aide administratif, sa bonne humeur et sa gentillesse. Je n'oublie pas les autres membres du laboratoire et du CIC-IT qui m'ont à un moment ou un autre apporté leur aide.

Un clin d'oeil à mes collègues de travail de R&D Schiller Médical, notamment, par ordre alphabétique, Guillaume Maire, Jean-François Hoffmeyer, Jean-François Nicolas, Nicolas Freis et Roland

Hampele... qui, grâce à leur grain de folie quotidienne, m'ont permis de mieux supporter la charge de travail. Plus d'une fois ils sont parvenus à me refaire sourire. Régis vous remercie !

Mes derniers remerciements iront à mes proches, mes parents et mon conjoint, sans qui la vie serait moins belle et qui m'ont soutenu tout au long de cette thèse par leur présence, leur patience, leurs encouragements, leur confiance... Merci d'être présent dans mes joies et mes peines et tout simplement d'être ma famille. Merci « Ying Yang » pour ta philosophie de vie au quotidien. Je dois avouer que tu as tout de même assez souvent raison...

« Une quête commence toujours par la Chance du Débutant.
Et s'achève toujours par l'Epreuve du Conquérant. »
Paulo Coelho - Extrait de L'Alchimiste.

Résumé

Analyse de signaux d'arrêts cardiaques en cas d' intervention d'urgence avec défibrillateur automatisé : Optimisation des temps de pause péri-choc et prédiction d'efficacité de défibrillation.

L'arrêt cardiaque est principalement d'étiologie cardio-vasculaire. Dans le contexte actuel des arrêts cardiaques extrahospitaliers, 20 à 25% des victimes présentent une fibrillation ventriculaire. Environ 3 à 5% des personnes sont sauvées sans séquelle neurologique. La survie à un arrêt cardiaque extrahospitalier dépend d'une prise en charge précoce et rapide de la victime. Les premiers témoins actifs réalisant la réanimation cardio-pulmonaire combinée à l'utilisation d'un défibrillateur sont ainsi un maillon important pour sauver la victime.

Notre objectif principal est d'améliorer le taux de survie à un arrêt cardiaque extrahospitalier. Une première voie d'investigation est de proposer un fonctionnement de défibrillateur optimal combinant judicieusement les différents modules de détection embarqués (détection de fibrillation ventriculaire, détection de massage cardiaque, détection d'interférences électromagnétiques) afin de réduire les temps de pause péri-choc durant la procédure de réanimation. En effet, pendant ces temps, dits *« hands-off »* en anglais, aucun geste de secours n'est administré au patient qui, lui, voit d'une part sa pression de perfusion coronarienne chuter, d'autre part la probabilité de succès des tentatives de défibrillation décroître. C'est pourquoi une deuxième voie d'investigation porte sur la prédiction de l'efficacité de choc. Dans ce contexte, nous proposons de combiner des paramètres de l'électrocardiogramme dans les domaines temporel, fréquentiel et de la dynamique non-linéaire. Un classifieur bayésien utilisant le modèle de mélange de gaussiennes a été appliqué aux vecteurs de paramètres les plus prédicteurs de l'issue de la défibrillation et l'algorithme Espérance-Maximisation a permis de mener à bien la procédure d'apprentissage des paramètres du modèle probabiliste représentant les distributions conditionnelles de classe.

L'ensemble des méthodes proposées a permis d'atteindre des résultats prometteurs pour à la fois réduire les temps de pause péri-choc et prédire l'efficacité de défibrillation et ainsi espérer améliorer le taux de survie à un arrêt cardiaque.

Mots clefs :

Arrêt cardiaque, Défibrillateurs - Emploi en thérapeutique - Efficacité, Électrocardiographie, Fibrillation ventriculaire, Détection d'arythmies à choquer, Détection de massage cardiaque, Probabilité de succès de défibrillation, Statistique bayésienne, Mélange de gaussiennes.

Abstract

Analysis of cardiac arrest signals in emergency response with automated defibrillator : Peri-shock pauses optimization and prediction of the efficiency of defibrillation.

The cardiac arrest is mainly of cardiovascular etiology. In the actual context of out-of-hospital cardiac arrests, 20 to 25% of the victims present a ventricular fibrillation. About 3 to 5% of the victims are saved without neurological damage. The chance of surviving a cardiac arrest outside an hospital depends on the early and fast support of the victim. The first active witnesses performing cardiopulmonary resuscitation combined with the use of a defibrillator are an important link to save the victim.

Our main objective is to improve survival rate in out-of-hospital cardiac arrest cases. A first way of investigation is to propose an optimal functioning of defibrillator combining wisely the different processes of detection embedded (ventricular fibrillation detection, chest compressions detection, electromagnetic interferences detection), in order to reduce the peri-shock pauses during the resuscitation procedure. In fact, during these pauses, known as *« hands-off »* pauses, no emergency action is provided to the patient, what is correlated to a drop of the coronary pression, but also to a decrease of the chance of successful defibrillation. That is the reason why, a second way of investigation is based on the prediction of the efficiency of defibrillation. In this context, we propose to use a combination of parameters extracted from electrocardiogram in time, frequency and non-linear dynamics domains. A bayesian classifier using a gaussian mixture model was applied to the vectors of parameters, which are the most predictor of the defibrillation outcome and the algorithm Expectation-Maximization allowed to learn the parameters of the probabilistic model representing the class conditional distributions.

All of the proposed methods allowed to reach promising results for both reducing the peri-shock pauses and predicting the efficiency of defibrillation in hope to improve the survival rate in cardiac arrest cases.

Key words :

Cardiac arrest, Defibrillators - Therapeutic use - Efficiency, Electrocardiography, Ventricular fibrillation, Detection of shockable arrhythmias, Detection of chest compressions, Probability of successful defibrillation, Bayesian statistics, Mixture of gaussians.

Table des matières

Page de garde iii

Remerciements I

Résumé III

Abstract V

Table des matières VII

Table des figures XIII

Liste des tableaux XVII

Glossaire XIX

Introduction 1

I Généralités et étude bibliographique 1

1 Bases de rythmologie 3
1.1 Anatomie et physiologie du cœur . . . 3
1.2 Principe d'électrophysiologie . . . 3
1.2.1 Conduction électrique cardiaque . . . 3
1.2.2 Genèse du signal électrique cardiaque . . . 4
1.2.3 Technique d'enregistrement de l'ECG . . . 6
1.2.3.1 Types de dérivation . . . 6
1.2.3.2 Notion vectorielle . . . 7
1.3 Rythme sinusal normal *versus* arythmies . . . 8
1.3.1 Rythme sinusal normal . . . 8
1.3.2 Arythmies . . . 9
1.3.2.1 Définition . . . 9
1.3.2.2 Types d'arythmies courantes . . . 10

2 Arrêt cardiorespiratoire 13
2.1 Epidémiologie . . . 13
2.2 Etiologies des arrêts cardiorespiratoires . . . 13
2.3 Réanimation cardiorespiratoire . . . 14
2.3.1 « Chaîne de survie » . . . 14
2.3.1.1 Reconnaissance de l'arrêt cardiorespiratoire et alerte . . . 14
2.3.1.2 Réanimation cardiopulmonaire de base . . . 15
2.3.1.3 Défibrillation précoce . . . 16
2.3.2 Recommandations internationales de l'ERC . . . 18

2.3.2.1 Algorithme décisionnel de réanimation cardiopulmonaire de base . . . 18
2.3.2.2 Algorithme décisionnel de défibrillation précoce . . . 19

3 Présentation du sujet d'étude 21
3.1 Problématique et objectifs du sujet . . . 21
3.2 Étude bibliographique . . . 22
3.2.1 Introduction . . . 22
3.2.2 Domaine temporel : l'approche initiale . . . 23
3.2.3 Domaine frequentiel . . . 24
3.2.4 Dynamique non-linéaire . . . 26
3.2.5 Méthodes de classification . . . 27
3.2.6 Difficultés de l'étude . . . 28
3.2.7 Conclusion . . . 29

II Bases de données 35

4 Généralités : acquisition et validation 37
4.1 Modes d'acquisition . . . 37
4.1.1 Signaux SAED des DSA Schiller Médical . . . 37
4.1.1.1 DSA Fred® et Fred Easy® Schiller Médical . . . 37
4.1.1.2 Signaux SAED . . . 38
4.1.2 Signaux Holter . . . 39
4.2 Principe de validation . . . 40
4.2.1 Facteurs influençant la généralisation . . . 41
4.2.2 Méthodes d'estimation de la généralisation . . . 42
4.2.3 Mesures de performances . . . 43
4.2.3.1 Indices de performances . . . 43
4.2.3.2 Intervalle de confiance . . . 44
4.2.3.3 Comparaison de modèles . . . 45

5 Données des modules de détection 47
5.1 Détection de VF . . . 47
5.1.1 Données acquises . . . 47
5.1.2 Annotation des données . . . 47
5.1.3 Principe de validation . . . 48
5.1.4 Récapitulatif des données à analyser . . . 50
5.2 Détection de massage cardiaque . . . 51
5.2.1 Données acquises . . . 51
5.2.2 Annotation des données . . . 51
5.2.2.1 Outil d'annotation . . . 51
5.2.2.2 Protocole d'annotation . . . 52
5.2.3 Principe de surveillance . . . 57
5.3 Détection de la fin réelle de massage cardiaque . . . 58
5.3.1 Données acquises . . . 58
5.3.2 Annotation des données . . . 58
5.3.3 Principe de validation . . . 58
5.4 Processus de détection de VF rapide . . . 60
5.4.1 Données acquises . . . 60
5.4.2 Principe de validation . . . 60

6 Données du module de prédiction d'efficacité de défibrillation 63
6.1 Données acquises . . . 63
6.2 Difficultés de la collecte de signaux . . . 63
6.2.1 Collaboration avec le CHU de Brabois . . . 64
6.2.2 Collaboration avec l'entreprise Schiller . . . 65
6.2.3 Bases de données publiques . . . 65
6.3 Annotation des données . . . 66
6.3.1 Outil d'annotation . . . 66
6.3.2 Protocole d'annotation . . . 68
6.3.3 Difficultés de l'annotation . . . 71
6.4 Pré-traitement des données . . . 75
6.4.1 Filtrage numérique . . . 76
6.4.2 Fenêtrage . . . 76
6.4.3 Données aberrantes . . . 77
6.4.4 Normalisation . . . 78
6.5 Récapitulatif des données à analyser . . . 78

III Optimisation des temps de pause péri-choc 81

7 Modules de détection 83
7.1 Introduction . . . 83
7.2 Processus de détection de VF rapide . . . 83
7.2.1 Introduction . . . 83
7.2.1.1 Objectifs . . . 83
7.2.2 Principe de fonctionnement . . . 84
7.2.2.1 Contribution . . . 87
7.2.3 Résultat de validation . . . 87
7.2.4 Conclusion . . . 88
7.3 Détection de VF sur ECG indemne d'artefact . . . 89
7.3.1 Introduction . . . 89
7.3.1.1 Objectifs . . . 89
7.3.1.2 Contribution . . . 89
7.3.2 Principe de fonctionnement . . . 90
7.3.3 Résultats de validation . . . 93
7.3.4 Conclusion . . . 94
7.4 Détection de massage cardiaque . . . 95
7.4.1 Introduction . . . 95
7.4.1.1 Objectifs . . . 95
7.4.1.2 Contribution . . . 95
7.4.2 Principe de fonctionnement . . . 96
7.4.3 Résultats des surveillances . . . 97
7.4.3.1 Surveillance de la détection de massage cardiaque . . . 97
7.4.3.2 Surveillance de la qualité de la RCP . . . 97
7.4.4 Conclusion . . . 100
7.5 Détection de la fin réelle de massage cardiaque . . . 102
7.5.1 Introduction . . . 102
7.5.1.1 Objectifs . . . 102
7.5.1.2 Contribution . . . 102
7.5.2 Principe de fonctionnement . . . 102
7.5.3 Résultats . . . 106
7.5.4 Conclusion . . . 107

8 Module de filtrage **109**
8.1 Filtrage 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz . . . 109
8.1.1 Introduction . . . 109
8.1.1.1 Objectifs . . . 109
8.1.1.2 Contribution . . . 109
8.1.2 Principe de fonctionnement . . . 110
8.1.3 Résultats de validation . . . 110
8.1.4 Conclusion . . . 111

IV Prédiction de l'efficacité de défibrillation **113**

9 Module de prédiction **115**
9.1 Introduction . . . 115
9.2 Evaluation des paramètres prédicteurs . . . 117
9.2.1 Domaine temporel . . . 117
9.2.2 Domaine fréquentiel . . . 119
9.2.3 Domaine de la dynamique non-linéaire . . . 120
9.2.3.1 L'analyse des fluctuations redressées . . . 120
9.2.3.2 Dimension fractale de Higuchi . . . 122
9.2.4 Récapitulatif des paramètres évalués . . . 124
9.3 Réduction de la dimensionalité . . . 124
9.3.1 Procédures de sélection . . . 125
9.3.1.1 Filtre . . . 125
9.3.1.2 Enveloppe . . . 128
9.3.1.3 Filtre *versus* Enveloppe . . . 128
9.3.2 Recherche exhaustive . . . 128
9.3.3 Recherche heuristique . . . 129
9.3.4 Analyse en composantes principales . . . 129
9.4 Modèle de classification . . . 132
9.4.1 Introduction . . . 132
9.4.2 Classificateur de Bayes . . . 133
9.4.3 Modèle de mélange de gaussiennes . . . 134
9.4.4 Estimation des paramètres du modèle . . . 135
9.4.4.1 Estimation du maximum de vraisemblance . . . 135
9.4.4.2 Algorithme d'Espérance-Maximisation en général . . . 135
9.4.4.3 Algorithme d'Espérance-Maximisation appliqué aux GMM . . . 137
9.4.4.4 Problème de l'initialisation . . . 137
9.4.4.5 Détermination du nombre optimal de composantes . . . 138
9.4.5 Modèle de classification de contrôle . . . 138

10 Synthèse des résultats de prédiction **141**
10.1 Protocole opératoire . . . 141
10.2 Analyse des premiers chocs (Group1) . . . 146
10.2.1 Paramètres prédicteurs sélectionnés . . . 146
10.2.2 Mélange de gaussiennes . . . 151
10.2.3 Performances acquises . . . 154
10.2.4 Discussion . . . 155
10.3 Analyse des autres chocs (Group2) . . . 158
10.3.1 Paramètres prédicteurs sélectionnés . . . 158
10.3.2 Mélange de gaussiennes . . . 158
10.3.3 Performances . . . 161
10.3.4 Discussion . . . 164

Conclusion **167**

Bibliographie **171**

Bibliographie **179**

Annexes **183**

Annexe 1
Résumé/Poster : AHA - ReSSS
New-Orleans - Circulation 2008 **183**

Annexe 2
Résumé/Poster : AHA - ReSSS
Orlando - Circulation 2009 **187**

Annexe 3
Publication :
Physiological Measurement 2009 **189**

Annexe 4
Résumé/Poster : AHA - ReSSS
Chicago - Circulation 2010 **201**

Annexe 5
Résumé/Poster/Publication :
Computing in Cardiology 2011
Hangzhou - CinC 2011 **205**

Annexe 6
Paramètres prédicteurs issus de l'ECG **213**

Table des figures

1 Synopsis du déroulement de la thèse (en bleu, les travaux réalisés). . . . 3
2 Organigramme de lecture du manuscrit de thèse. . . . 5

1.1 Description anatomique du cœur. . . . 4
1.2 Dépolarisation des cellules cardiaques et création du signal ECG (Source : [1]). « Bundle branches » ou branches de Tawara en français. . . . 5
1.3 Potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique. . . . 6
1.4 Dérivations frontales et précordiales (en jaune le triangle d'Einthoven). . . . 7
1.5 Progression de l'onde et signal enregistré par l'électrode. . . . 8
1.6 Rythme sinusal normal (dérivation II, bande passante [0,5 ;26] Hz). . . . 8
1.7 Ondes P, Q, R, S, T. . . . 9
1.8 Enchaînement des rythmes SVT, VT et VF (dérivation II, bande passante [0,5 ;26] Hz). . . . 11

2.1 Probabilité de survie en fonction du temps qui s'écoule entre la survenue de l'arythmie ventriculaire et l'application du choc de défibrillation (Source : [2]). . . . 13
2.2 Chaîne de survie. . . . 14
2.3 Placement des mains et posture à adopter lors du massage cardiaque (Source : [3]). . . . 16
2.4 Vérification de la présence de respiration et procédure de ventilation par bouche à bouche (Source : [3]). . . . 16
2.5 Arbre décisionnel de RCP (Source : [3]). . . . 18
2.6 Arbre décisionnel de défibrillation précoce (Source : [3]). . . . 19

4.1 Les DSA Fred® et Fred Easy® 2G de SCHILLER Medical SAS. . . . 37
4.2 Positionnement sterno-apical des deux électrodes de défibrillation et passage de l'onde électrique. 38
4.3 Positionnement des cinq électrodes du Holter. . . . 40
4.4 Influence du nombre d'observations de l'échantillon sur la probabilité d'erreur de l'apprentissage et de test (Source : [4]). . . . 42
4.5 Exemple de courbes ROC. . . . 45

5.1 Banc de test du module de détection de VF du défibrillateur. . . . 48
5.2 Artefacts de massage cardiaque sur les signaux ECG et dZ. . . . 52
5.3 Illustration d'un VP pour un DMC. . . . 52
5.4 Illustration d'un VN pour un DMC. . . . 53
5.5 Illustration d'un FN pour un DMC. . . . 54
5.6 Illustration d'un FP pour un DMC. . . . 54
5.7 Illustration d'un VP pour un FMC. . . . 55
5.8 Illustration d'un VN pour un FMC. . . . 55
5.9 Illustration d'un FP pour un FMC. . . . 56
5.10 Illustration d'un FN pour un FMC. . . . 56
5.11 Représentation d'un intervalle de confiance autour de l'annotation REoCC. . . . 58
5.12 Évènement EoCC de l'AED et annotation manuelle du REoCC sur dZ. Rythme ECG de VF à choquer. . . . 59
5.13 Évènement EoCC de l'AED et annotation manuelle du REoCC sur dZ. Rythme ECG non à choquer. . . . 59

5.14 Branchement du simulateur dZ. 61
5.15 Aperçu de l'interface du software permettant la génération simultanée des signaux SAED. . . 61
5.16 Banc de test générateur des signaux SAED (ECG-dZ). 62

6.1 Artefacts de massage cardiaque sur un signal ECG d'asystolie (bloc auriculo-ventriculaire complet). 67
6.2 OR à 5 s car présence d'un QRS. **Annotation :** ASYS à 15 s, 30 s et OR à 60 s, 120 s. . . . 69
6.3 Plusieurs QRS 10 s avant les marqueurs 30 s, 60 s. **Annotation :** ASYS à 5 s, 15 s et OR à 30 s, 60 s, 120 s. 69
6.4 Marqueur de refibrillation placé en fin de massage cardiaque. **Annotation :** OR à 5 s, IND à 15 s et VF à 30 s, 60 s, 120 s. 70
6.5 Marqueur de refibrillation placé à 0 s : cas de VF persistante. **Annotation :** VF de 5 s à 120 s. 70
6.6 Artefact de choc important et présence d'un QRS sur le marqueur 5 s. **Annotation :** OR à 5 s, ASYS à 15 s, 30 s et VF à 60 s, 120 s. 71
6.7 Pas d'activité ventriculaire, mais présence d'un rythme sinusal (bloc auriculo-ventriculaire complet). **Annotation :** ASYS à 60 s, 120 s. 71
6.8 Présence d'ondes P. **Annotation :** ASYS de 5 s à 60 s et OR à 120 s. 72
6.9 Le rythme post choc est une VT qui s'accélère jusqu'à 120 s après le choc. Doit-il être annoté en « *Organized Rhythm* » (OR) ou en « *Ventricular Fibrillation* » (VF) ? **Annotation :** OR de 5 s à 120 s 72
6.10 Le rythme post choc est à annoter en OR ou en ASYS (car présence d'ondes P) ? **Annotation :** OR de 5 s à 120 s 73
6.11 La procédure d'annotation ne présente-elle pas ici une limitation ? **Annotation :** ASYS à 5 s, 15 s et 30 s, OR à 60 s et ASYS à 120 s. 73
6.12 Difficulté de l'annotation à 5 s. **Annotation :** VF de 5 s à 120 s. 74
6.13 Le rythme à 4 s pré-choc était-il encore à choquer ? **Annotation :** OR à 5 s, 15 s, 30 s et IND à 60 s, 120 s 74
6.14 Dans ces 2 cas, le rythme pré-choc était-il à choquer ? **Annotation :** VF de 5 s à 120 s (figure du haut) et IND de 5 s à 120 s (figure du bas) 75
6.15 Chaîne de pré-traitrement 76
6.16 Valeurs extrêmes et atypiques. 78
6.17 Distribution des rythmes post-premiers chocs. 79
6.18 Distribution des rythmes post-deuxièmes et autres chocs. 79

7.1 Illustration des temps de pause péri-choc du processus actuellement implémenté dans les DAE. Avec MC une période de massage cardiaque. 84
7.2 Diagramme de flux de fonctionnement du processus d'AWC (en gris) intégré dans le processus de décision d'un DAE. 85
7.3 Diminution du temps de pause péri-choc de l'ancien processus (figure du haut) au processus d'AWC (figure du bas). Avec MC une période de massage cardiaque. 85
7.4 Une séquence d'analyse typique des signaux ECG et dZ avec détection du début/fin de MC et du REoCC. 86
7.5 Sequencement du processus d'analyse des signaux ECG et dZ.
Analyse 1 : Détection de VF en présence de massage cardiaque,
Analyse 2 : Détection de VF sur ECG indemne d'artefact
et Détection de REoCC 86
7.6 Les DSA Fred Easy® 2G et 3G et les moniteurs défibrillateurs Defigard 4000® et Argus Pro LifeCare® 2 de Schiller Medical SAS. 90
7.7 Diagramme de flux de fonctionnement de la détection de VF intégrée dans le défibrillateur. . . 92
7.8 Détermination des seuils entre asystolie, VF à fine maille et VF à grosse maille. La courbe de régression est présentée avec son intervalle de confiance à 95% 93
7.9 Artefacts de massage cardiaque sur le signal ECG (en rouge) et sur le signal dZ (en bleu). . . 95

7.10 Pourcentage de massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu) sur les 10 premières minutes des interventions. 98
7.11 Pourcentage de massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu) sur les 10 premières minutes pour chaque intervention. 99
7.12 Fréquences du massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu). 99
7.13 Moyenne de la fréquence du massage cardiaque moyenne estimée sur des périodes de 5 min entre [0 ;45] min d'intervention (graphique de gauche) et entre [0 ;35] min d'intervention (graphique de droite). 100
7.14 Segment de 10 s de signal dZ filtré passe-bande et mis à l'échelle. La bande verte est l'intervalle ± 0,3 s autour de l'annotation REoCC (ligne verticale verte). 103
7.15 Segment de 10 s de signal dZSlope. Pour l'illustration, dZSlope a été multiplié par 100. . . . 103
7.16 Détection de pics sur 10 s de dZBP. 104
7.17 Détection de la série de pics sur 10 s de dZBP permettant d'indiquer la position du REoCC Initial. 105
7.18 Détection de pics sur 10 s de dZBP et de REoCC Corrigé. 105
7.19 Détermination de REoCC finalement détecté par l'algorithme. 106
7.20 Histogramme cumulé du nombre de fins de massage cardiaque détectées dans les différents intervalles autour du REoCC. 107

8.1 Diagramme de flux du module de filtrage des interférences 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz. 110
8.2 Signaux pré- et post-filtrage de l'interférence 16,7 Hz d'amplitude respective 1 mV et 8 mV. . 111

9.1 Principe du module de prédiction de défibrillation basé sur l'analyse de 4 s de VF immédiatement pré-choc afin de prédire l'issue de la défibrillation à 5 s post-choc. 115
9.2 Synopsis récapitulant les principales étapes du processus de reconnaissance de formes adopté pour la conception du module de prédiction. 116
9.3 Diagramme de flux de fonctionnement conjoint du processus d'AWC et du module de prédiction de l'efficacité du choc (en gris) intégrés dans le processus de décision d'un DAE. 117
9.4 ECG intégré puis redressé pour la détermination de la grandeur caractéristique des fluctuations. 121
9.5 Détermination du point de cassure M=(DFAFreq,DFAAmp) et des 2 pentes DFASlope1, DFASlope2 du graphique $\log(F(n))$ en fonction de $\log(n)$. 122
9.6 Détermination du point de cassure M=(ScEFreq,ScEAmp) et de la pente de la première demi-droite ScESlope1 du graphique $\log(L(k))$ en fonction de $\log(k)$. 123
9.7 Réduction de la dimensionalité : extraction de caractéristiques et sélection de variables (Source : [5]). 125
9.8 Organigramme récapitulatif des méthodes de réduction de dimensionalité abordées. 125
9.9 (a) Example de la densité de probabilité d'une variable dans 2 classes. (b) La courbe ROC résultante (Source : [6]). 127
9.10 Approches « Filtre » et « Enveloppe » pour la sélection de sous-ensembles de variables. 128
9.11 Comparaison de critères pour le choix du nombre de composantes principales à conserver. . . 131
9.12 Un histogramme à (a) 10 bins à (b) 80 bins représentant une même distribution de deux vecteurs prédicteurs étant donné la classe d'appartenance ω_2 et (c) l'estimée par EM de la probabilité de classe-conditionnelle. 132
9.13 Surface d'une densité de probabilité en $2D$ d'un modèle de mélange de gaussiennes à trois composantes et les surfaces d'équiprobabilités correspondantes. 134
9.14 Diagramme de flux récapitulatif du fonctionnement de l'algorithme EM. 136
9.15 Les différents types de matrice de covariance en $2D$. 139

10.1 Organigramme général du processus de conception et de validation sur PC du modèle de prédiction. 142
10.2 Organigramme du processus d'apprentissage. 143
10.3 Organigramme du processus de validation. 144
10.4 Organigramme du processus de mesure des performances lors de la validation. 145

10.5 Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF du Group1, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation. 147
10.6 Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF+ASYS du Group1, au cours de l'ajout de nouveau paramètres avec et sans facteur de corrélation. 148
10.7 Choix du nombre de composantes principales. 149
10.8 Projection des variables sur le plan factoriel (1,2). 149
10.9 Choix du nombre de composantes principales. 150
10.10 Projection des variables sur le plan factoriel (1,2). 150
10.11 Discrimination du GroupA : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$. . . 152
10.12 Discrimination du GroupB : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$. . 153
10.13 Courbes *« Receiver Operating Characteristic »* (ROC) et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF. 154
10.14 Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS. 155
10.15 Discrimination du GroupA : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$. . . 159
10.16 Discrimination du GroupB : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$. . 160
10.17 Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF. 161
10.18 Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basées sur 2 vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS. 162
10.19 Courbes ROC et leurs AUC comparant les performances de la classification bayésienne par GMM pour la discrimination par le vecteur $\overrightarrow{v}_1$ du GroupA : OR *versus* VF pour les deux groupes de données : premiers chocs (Group1) et Autres chocs (Group2). 163
10.20 Courbes ROC et leurs AUC comparant les performances de la classification bayésienne par GMM pour la discrimination par le vecteur $\overrightarrow{v}_1$ du GroupB : OR *versus* VF+ASYS pour les deux groupes de données : premiers chocs (Group1) et Autres chocs (Group2). 163
10.21 Histogramme présentant l'effectif pour chacun des groupes de chocs et histogramme présentant le nombre de patients en fonction du nombre total de chocs. 164
10.22 Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF du Group2, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation. 165
10.23 Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF+ASYS du Group2, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation. 166

Liste des tableaux

1.1 Les différents types de dérivations (Source : [7]). 7

3.1 Etude bibliographie sur le modèle humain de prédiction d'efficacité de défibrillation.(*) résultat donné sous la forme de moyenne de Se, Sp, VPP et VPN. (**) analyse en ondelettes. 31
3.2 Etude bibliographie sur le modèle animal (C=cochon, R=rat) de prédiction d'efficacité de défibrillation. (***) VPN, VPP. 33

4.1 Enregistrement Holter à deux canaux, cinq électrodes. 40
4.2 La matrice de confusion. 43

5.1 Performances de la détection de VF en fonction des recommandations de l'AHA [8]. 49
5.2 Amplitude pic-à-pic du signal d'asystolie en entrée du défibrillateur après avoir atténué le signal par un facteur de division. 49
5.3 Descriptif de la base d'apprentissage 50
5.4 Descriptif de la base de validation 50

6.1 Rythmes issus des premiers chocs. 78
6.2 Rythmes issus des autres chocs. 79

7.1 Performances de la validation sur PC. 88
7.2 Performances en Se et Sp de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en fonction des recommandations de l'AHA [8]. 93
7.3 Performances de la détection de DMC et de FMC. 97
7.4 Les caractéristiques de la durée et du pourcentage de massage cardiaque (MC) durant les 10 premières minutes des interventions. 98
7.5 Performances de la détection de REoCC. 106

8.1 Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le Fred Easy® (FE) 2G, en présence d'interférences 15,7, 16,7 et 17,4 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude, en fonction des recommandations de l'AHA [8]. 112
8.2 Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en présence d'interférences 47, 50 et 52 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude en fonction des recommandations de l'AHA [8]. 112
8.3 Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en présence d'interférences 58, 60 et 52 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude en fonction des recommandations de l'AHA [8]. 112

9.1 Les 25 paramètres prédicteurs évalués (21 issus de l'étude bibliographique et 4 nouveaux paramètres). 124

10.1 Nombre de rythmes à 5 s post-choc et leur classification dans les classes succès (ω_1) et non-succès (ω_2). 146
10.2 Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF du Group1. 147

10.3 Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF+ASYS du Group1. . . . 148
10.4 Nombre optimal de gaussiennes et leur type de covariance déterminés pour la discrimination du GroupA (OR *versus* VF) et du GroupB (OR *versus* VF+ASYS) par les vecteurs de paramètres prédicteurs. . . . 151
10.5 Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes. . . . 154
10.6 Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes. . . . 155
10.7 Pour le Group2, nombre de rythmes à 5 s post-choc et leur classification dans les classes succès (ω_1) et non-succès (ω_2). . . . 158
10.8 Nombre de gaussiennes optimum et leur type de covariance déterminés pour la discrimination du GroupA (OR *versus* VF) et GroupB (OR *versus* VF+ASYS) par les vecteurs de paramètres prédicteurs. . . . 158
10.9 Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes. . . . 161
10.10 Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes. . . . 162
10.11 Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF du Group2. . . . 165
10.12 Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF+*Asystolie* (ASYS) du Group2. 166

Glossaire

AC *Arrêt Cardiaque*
ACP *Analyse en Composantes Principales*
ACR *Arrêt Cardio-Respiratoire*
AHA *« American Heart Association »*
AMSA *« Amplitude Spectrum Area »*
ASYS *Asystolie*
AUC *« Area Under The ROC Curve »*
AUT *« Asystole Upper Threshold »*
AV *« Angular Velocity »*
AWC *« Analyzing Whilst Compressing »*
BIC *« Bayesian Information Criterion »*
BioSE *Biologie Santé Environnement*
BLS *« Basic Life Support »*
BSPP *Brigade de Sapeurs-Pompiers de Paris*
CEC *Circulation Extra-Corporelle*
CEE *Choc Électrique Externe*
CF *« Centroid Frequency »*
CINC *« Computing in Cardiology »*
COP *« Cardioversion Outcome Prediction »*
CP *« Centroid Power »*
CWT *« Continuous Wavelet Transform »*
DAE *Défibrillateur Automatisé Externe*
DA *Défibrillateur Automatique*
DFA *« Detrended Fluctuation Analysis »*
DMC *Début Massage Cardiaque*
DSA *Défibrillateur Semi-Automatique*
dZ *Variation d'impédance transthoracique*
E *« Energy »*
ECG *Électrocardiogramme*
EM *« Expectation Maximization »*
EMD *« Electromechanical Dissociation »*
EoCC *« End Of Chest Compressions »*
ERC *« European Resuscitation Council »*
ESA *Extrasystole Auriculaire*

ESV *Extrasystole Ventriculaire*
FE Fred Easy®
FFT *« Fast Fourier Transform »*
FMC *Fin Massage Cardiaque*
Fred *« First Responder External Defibrillator »*
GMM *« Gaussian Mixture Model »*
FN *Faux Négatif*
FP *Faux Positif*
FR *« Frequency Ratio »*
IADI *Imagerie Adaptative Diagnostique et Interventionnelle*
IC *Intervalle de Confiance*
IEC *« International Electrotechnical Commission »*
IEM *Interférence Électromagnétique*
IND *Indéterminé*
LAC *« Logarithm of the Absolute Correlations »*
LCL *« Lower Confidence Limit »*
LSB *« Least Significant Bit »*
MA *« Mean Amplitude »*
MAP *« Maximum A Posteriori »*
MC *Massage Cardiaque*
MCE *Massage Cardiaque Externe*
MdF *« Median Frequency »*
MdPtPA *« Median Peak-to-Peak Amplitude »*
MdS *« Median Slope »*
ML *« Maximum Likelihood »*
MP *« Maximum Power »*
MPtPA *« Mean Peak-to-Peak Amplitude »*
MS *« Mean Slope »*
N *« Other Not Shockable Rhythm »*
NSh *« Not Shockable »*
NSR *« Not Shockable Rhythm »*
OR *« Organized Rhythm »*
PF *« Peak Frequency »*
PSA *« Power Spectrum Area »*
PSC1 *Prévention et Secours Civiques de niveau 1*
PSD *« Power Spectral Density »*
PtPA *« Peak-to-Peak Amplitude »*
QDA *« Quadratic Discriminant Analysis »*
RCP *Réanimation Cardio-Pulmonaire*
REoCC *« Real End of Chest Compressions »*
ReSSS *« ReSuscitation Science Symposium »*
RMSA *« Root Mean Square Amplitude »*

ROC *« Receiver Operating Characteristic »*
ROOR *« Return Of Organized Rhythm »*
ROSC *« Return of Spontaneous Circulation »*
RSB *Rapport Signal sur Bruit*
SAMU *Service d'Aide Médical d'Urgence*
ScE *« Scaling Exponent »*
SDIS *Service Départemental d'Incendie et de Secours*
Se *Sensibilité*
SEF *« Spectral Edge Frequency »*
SF *« Spectral Flatness »*
SFBS *« Sequential Floating Backward Selection »*
SFC *Société Française de Cardiologie*
SFFS *« Sequential Floating Forward Selection »*
Sh *« Shockable »*
SMUR *Service Médical d'Urgence et de Réanimation*
Sp *Spécificité*
SVM *« Support Vector Machine »*
SVP *Stimulation Ventriculaire Programmée*
SVT *Tachycardie Supra-Ventriculaire*
THEW *« Telemetric and Holter ECG Warehouse »*
VF *« Ventricular Fibrillation »*
VFLT *« VF Lower Threshold »*
VN *Vrai Négatif*
VP *Vrai Positif*
VPN *Valeur Prédictive Négative*
VPP *Valeur Prédictive Positive*
VT *« Ventricular Tachycardia »*
VThi *« Ventricular Tachycardia high »*
VTlo *« Ventricular Tachycardia low »*

Introduction

L'*Arrêt Cardiaque* (AC) chez l'adulte est dans 90% d'origine cardio-vasculaire : la VF étant le plus fréquent et le plus menaçant mécanisme d'AC. La VF est un trouble du rythme cardiaque correspondant à une activité électrique rapide, anarchique et complètement désorganisée des ventricules du cœur ne parvenant plus à jouer son rôle de pompe. L'AC engendre donc la survenue d'un *Arrêt Cardio-Respiratoire* (ACR) se traduisant par l'absence de signe de circulation mais également de respiration : le sang cesse de circuler et l'alimentation en oxygène du corps entier est stoppée. Dans un premier temps, la victime s'effondre par manque d'oxygénation du cerveau et si aucun secours n'intervient alors la mort peut survenir en moins de 10 min.

En France, comme dans de nombreux autres pays, l'AC est un problème majeur de santé publique. Cependant les chiffres sont différents dans les pays anglo-saxons (Grande-Bretagne, Etats-Unis comme à Seattle ou le taux de survie après l'AC est de 30%) en Autriche et Nord européens où 20% des victimes sont sauvées en moyenne. C'est le résultat d'un double effort de formation de la population (agents de l'ordre public ou simples civils) aux gestes de premiers secours et d'équipement. Ce faible taux de survie en France a deux origines. D'une part le délai incompressible d'intervention des équipes de secours professionnelles (environ 10 min) incompatible avec la nécessité d'agir dans les 5 min après l'AC. D'autre part, le peu de réactivité des témoins qui, par manque de formation aux pratiques de la réanimation cardiaque précoce, n'agissent pas efficacement face à un AC. Il faut cependant noter que le cadre légal relatif à l'utilisation des défibrillateurs externes a été longtemps restrictif en France. C'est la parution, le 5 Mai 2007 du décret N° 2007-705 et de l'arrêté du 24 juillet 2007 relatif au diplôme de *Prévention et Secours Civiques de niveau 1* (PSC1), modifiant le code de la santé publique, qui autorise enfin l'utilisation des DAEs par des personnes non-médecins. La France est donc actuellement en train de rattraper son retard sur les autres pays européens, concernant l'initiation du grand public à la prise en charge rapide d'un AC.

Les chances de survie après un AC, reposent sur une prise en charge précoce et rapide de la victime en pratiquant successivement les quatre maillons de la chaîne de survie édictée par Cummins en 1991 [9]. Les trois premiers maillons : alerte des secours, *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) et défibrillation précoce, relèvent du grand public. Le dernier maillon est la RCP spécialisée commencée sur place dès l'arrivée de l'équipe médicalisée d'urgence. Pour améliorer la prise en charge de l'AC, des travaux scientifiques ont conduit à modifier les pratiques des intervenants qu'il s'agisse du public, des secouristes ou des professionnels de santé. Ces modifications sont revues et publiées tous les 5 ans par l'*« European Resuscitation Council »* (ERC) sous la forme d'un consensus scientifique international. Les dernières recommandations en date sont de l'ERC 2010 [10, 3, 11].

Actuellement la gamme d'équipements de défibrillation extrahospitalière ne cesse d'évoluer et de s'automatiser afin de guider de manière précoce, précise, rapide et efficace les gestes des premiers secours auprès d'une victime d'un AC. Les premiers secours concernés par l'utilisation d'un tel équipement sont des témoins peu initiés, des secouristes formés ou les premiers secours pompiers. L'équipement de défibrillation qu'il soit automatique ou semi-automatique comporte plusieurs modules de détection par analyse des signaux physiologiques (*Électrocardiogramme* (ECG), *Variation d'impédance transthoracique* (dZ)) enregistrés par les électrodes collables placées sur la victime. La détection des arythmies à défibriller, permet de détecter les rythmes tels que la VF et la *« Ventricular Tachycardia »* (VT) et de les traiter en conseillant un choc de défibrillation. La détection de massage cardiaque permet par exemple d'assurer au processus que les secours ne touchent plus la victime pendant une période d'analyse ne devant pas être artéfactée ou encore lorsque le choc va être délivré. La détection

d'interférences permet de filtrer d'éventuelles interférences électromagnétiques provenant de l'environnement ambiant et pouvant considérablement dégrader l'ECG à analyser. Tous ces modules de détection embarqués dans l'équipement de défibrillation sont indispensables à son bon fonctionnement, pour l'aisance et pour la sécurité de son utilisation.

L'objectif principal de ce travail est d'améliorer le taux de survie à un AC extrahospitalier avec utilisation d'un *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE). Pour ce faire, deux voies majeures ont été envisagées : d'une part réduire le temps passé à faire autre chose que du massage cardiaque durant la procédure de RCP avec utilisation d'un défibrillateur automatisé, d'autre part préconiser un choc électrique uniquement si son succès est garanti. En effet, pendant ce temps dit *« hands-off »* en anglais, aucun geste de secours n'est administré au patient qui, lui, voit d'une part sa pression de perfusion coronarienne chuter et d'autre part la probabilité de succès des tentatives de défibrillation décroître.

Les travaux exposés dans ce manuscrit ont ainsi contribué à faire évoluer et complexifier les modules de détection déjà embarqués et ont également contribué à la conception de nouveaux modules, tels que la détection de fin réelle de massage cardiaque (*« Real End of Chest Compressions »* (REoCC)), la détection de VF pendant le massage cardiaque et plus spécifiquement la prédiction de l'efficacité du choc de défibrillation. L'aboutissement d'un nouveau module ou d'un module amélioré passe nécessairement pas une série d'étapes qui ont été illustrées dans le synopsis de la figure 1. De l'étape de constitution de bases de données jusqu'à l'étape de validation du module implémenté dans le DAE, dans le cadre de cette thèse j'ai pu apporter ma contribution à la conception de différents modules en menant à bien une ou plusieurs étapes de leur développement.

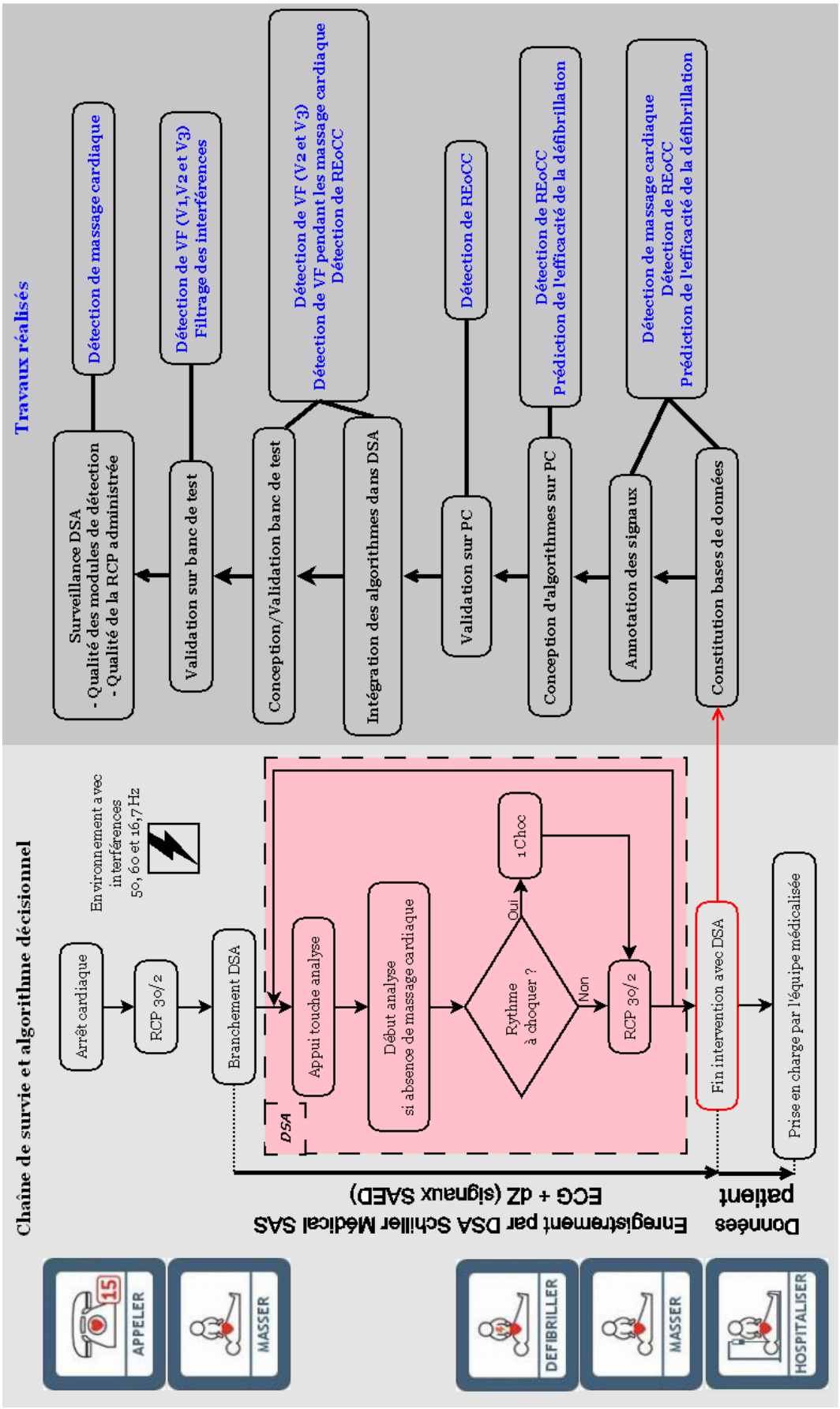


Fig. 1 – Synopsis du déroulement de la thèse (en bleu, les travaux réalisés).

Ces travaux ont d'ailleurs conduit à un certain nombre de résumés et posters présentés à des symposiums internationaux ainsi qu'à des articles publiés dans des revues scientifiques internationales :

Nombre de résumés et posters présentés à des conférences internationales : 4 (dont 2 en premier auteur).
Nombre de publications parues dans des journaux internationaux : 2 (dont 1 en premier auteur et sous presse).

- En collaboration avec J.-P. Didon des travaux réalisés sur la méthode de validation du module de détection de VF ont conduit à un résumé (parution dans « *Circulation* » 2008) et à un poster à l'« *American Heart Association* » (AHA) « *ReSuscitation Science Symposium* » (ReSSS) New-Orleans 2008 : « *A New Criterion for Assessment of Arrhythmia Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole upper Threshold Value* » (voir Annexe 1) [12].

- En collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva, I. Jekova, T. Stoyanov et I. Dotsinsky des travaux menés sur le module de détection de VF en présence de massage cardiaque ont donné lieu à un résumé (paru dans « *Circulation* » 2009) à l'AHA ReSSS Orlando 2009 : « *A New VF Detection Method During Cardio Pulmonary Resuscitation That Minimizes Hands-off Time* » (voir Annexe 2) [13].

- En collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva, I. Jekova, T. Stoyanov, I. Christov, R. Fleischhackle et J.J. Schmid, les performances de validation du module de détection de VF en présence d'interférences électromagnétiques ont été publiées dans « *Physiological Measurement* » 2009 : « *Bench study of the accuracy of a commercial AED arrhythmia analysis algorithm in the presence of electromagnetic interferences* » (voir Annexe 3) [14].

- En collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva et I. Jekova des travaux sur le module de détection de fin réelle de massage cardiaque ont donné lieu à un résumé (parution dans « *Circulation* » 2010) et un poster à l'AHA ReSSS Chicago 2010 : « *Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation* » (voir Annexe 4) [15].

- En auteur principal et en collaboration avec J.-P. Didon, O. Pietquin, C. de Chillou et J. Felblinger, les études menées sur le module de prédiction de l'efficacité du choc ont conduit à un résumé et un poster à « *Computing in Cardiology* » (CINC) Hangzhou 2011 et un article sous presse dans CINC 2011 : « *Within-Patient Correlation Influence on Defibrillation Outcome Prediction using a Bayesian Classifier* » (voir Annexe 5).

- Une deuxième publication en premier auteur a été soumise à la revue « *Physiological Measurement* » : « *Improve of the efficiency of defibrillation by ventricular fibrillation characterization using a gaussian mixture model based bayesian classification* ».

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont été effectués dans le cadre d'une thèse CIFRE (convention N° 836/2007) entre l'entreprise Schiller Médical SAS (Wissembourg-France) et le laboratoire *Imagerie Adaptative Diagnostique et Interventionnelle* (IADI) INSERM U947 (Nancy-France). La thèse a débuté le 01/03/2008 et s'est achevée par remise du manuscrit le 13/09/2011 à l'Ecole Doctorale *Biologie Santé Environnement* (BioSE) de l'université Henry Poincaré Nancy I. La répartition du temps passé entreprise/laboratoire a été de 90%/10%. Plus de 30 crédits formation obligatoires au titre du doctorat ont été validés. En premier auteur, une publication a été acceptée par CINC et une autre publication a été soumise à la revue « *Physiological Measurement* ».

A l'image de la figure ci-contre (figure 2), ce manuscrit est structuré en quatre parties :

- la partie I aborde, dans un premier temps les généralités, en introduisant les bases de la rythmologie et de l'ACR. Puis un état de l'art détaillé à été réalisé sur le domaine de la prédiction du succès de la défibrillation ;
- la partie II est consacrée aux bases de données qui ont permis la conception des différents modules de détection (détection de VF, détection de massage cardiaque, détection de fin réelle de massage cardiaque (REoCC) et détection de VF en présence de massage cardiaque) ainsi que la conception du module de prédiction d'efficacité de défibrillation. Le premier chapitre de la Partie II présente les modes d'acquisition des signaux et expose les notions générales indispensables à l'étape de validation des modules élaborés ;
- la partie III décrit les nouveaux modules de détection du DAE, qui ont été mis en place afin d'optimiser les temps de pause péri-choc (premier objectif du sujet de thèse). Chacun des modules de détection et de filtrage abordés dans cette partie ont fait l'objet d'un projet d'entreprise auquel j'ai pu apporter mes contributions au sein de l'équipe R&D Schiller Médical ; ce qui permet de valoriser mes travaux de thèse dans le domaine de la recherche appliquée ;
- la partie IV présente dans les détails la méthode mise en place ainsi que les résultats jusqu'ici obtenus en ce qui concerne la prédiction de l'efficacité de défibrillation (deuxième objectif du sujet de thèse).

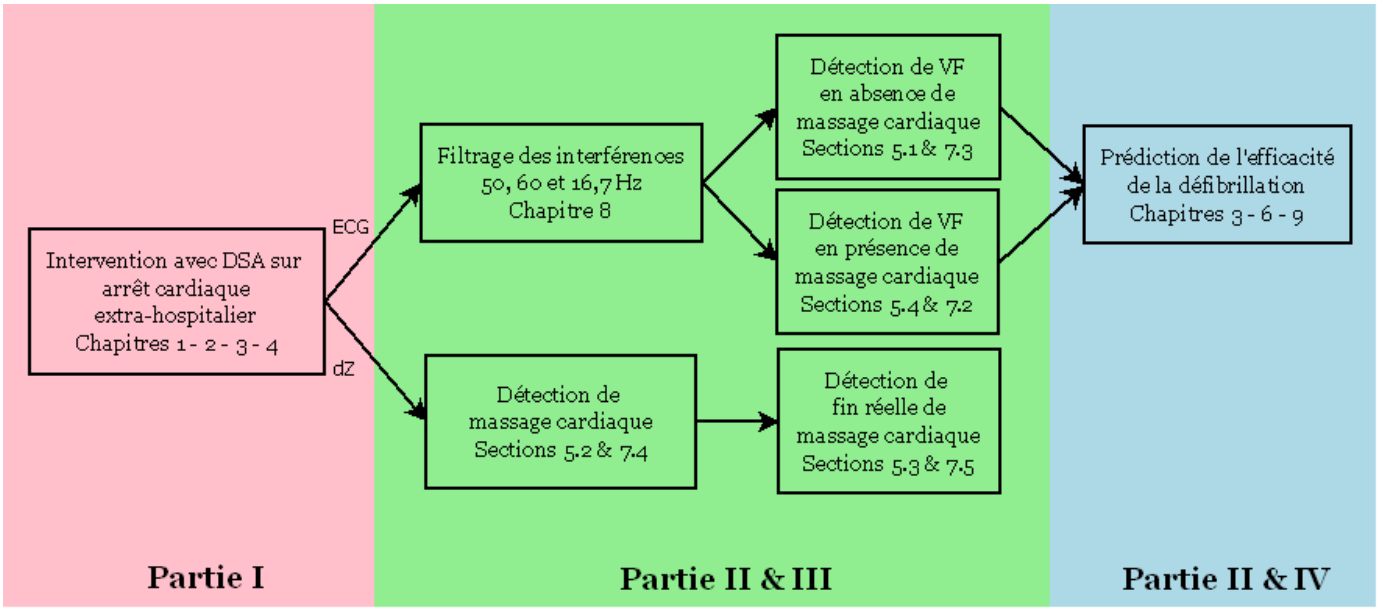


Fig. 2 – Organigramme de lecture du manuscrit de thèse.

Première partie

Généralités et étude bibliographique

Chapitre 1

Bases de rythmologie

La rédaction de ce chapitre d'introduction aux bases de la rythmologie est basée sur les références bibliographiques [1, 7, 16, 17, 18]

1.1 Anatomie et physiologie du cœur

Dans le corps humain, le cœur est l'élément central du système cardio-vasculaire (figure 1.1). Il bat sans relâche 60 à 80 fois par minute, ou 30 à 42 millions de fois par année. En effet, le cœur, organe creux et musculaire pesant de 300 à 350 grammes chez un adulte, est comparable à une pompe qui assure la circulation du sang dans les veines et artères. Il propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire, le myocarde. Une cloison musculaire épaisse, le septum, divise le cœur en deux morceaux. Chaque côté, droit et gauche, est composé de deux cavités : l'oreillette (en haut) et le ventricule (en bas), reliées entre elles par une valve qui assure un passage unidirectionnel du sang. L'oreillette droite reçoit par les veines le sang peu oxygéné revenant des organes vers le cœur. Elle dirige le sang veineux au ventricule droit. Le ventricule droit chasse le sang à travers les poumons, où celui-ci s'oxygène avant de traverser l'oreillette gauche pour parvenir au ventricule gauche. Ce dernier, le plus épais, éjecte le sang dans les artères et donc à travers tout le corps. On peut d'ailleurs tâter au poignet la pulsion qui en résulte.

Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'évènements collectivement appelés le cycle ou la révolution cardiaque. Celle-ci consiste en trois étapes majeures : la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole.

Dans la systole auriculaire, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules atrio-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La fermeture de ces valvules produit le son familier du battement du cœur. La systole ventriculaire implique la contraction des ventricules, expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules sigmoïdes, la valvule pulmonaire à droite et la valvule aortique à gauche, se ferment. Enfin, la diastole est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage passif des oreillettes et la nouvelle arrivée de sang.

1.2 Principe d'électrophysiologie

1.2.1 Conduction électrique cardiaque

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde (décrite ci-dessus) est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires (figure 1.2). Cette étonnante coordination est déclenchée par une impulsion électrique. Le chef d'orchestre est le nœud sinusal (sino-auriculaire ou nœud de Keith et Flack), structure de 1 cm de diamètre à la jonction de la veine cave supérieure et de l'oreillette droite.

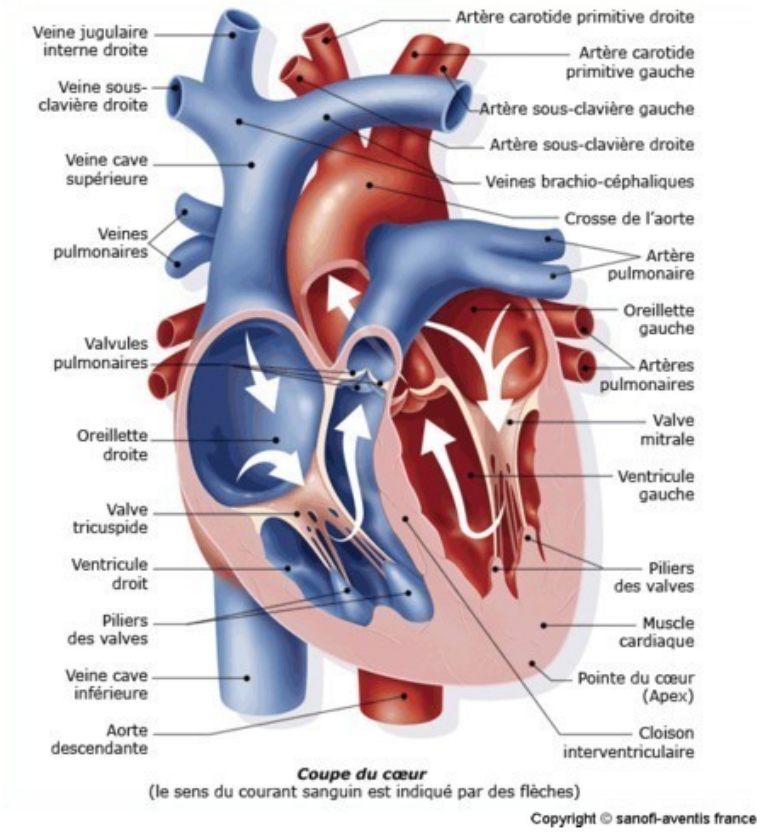


Fig. 1.1 – Description anatomique du cœur.

Véritable stimulateur cardiaque (ou pacemaker physiologique) il émet 60 à 100 stimuli par minute en fonctionnement normal. Il a la propriété d'adapter sa cadence aux besoins de l'organisme, grâce à sa sensibilité à la stimulation par le système nerveux autonome d'une part et aux hormones, l'adrénaline par exemple, d'autre part. En conséquence, il accélère lors d'un effort physique ou d'une émotion, il ralentit au repos. Le rythme cardiaque n'est jamais immuable et reflète nos réactions au monde qui nous entoure.

Du nœud sinusal, l'excitation électrique passe de cellule en cellule dans toute la masse du muscle auriculaire vers le nœud auriculo-ventriculaire, provoquant ainsi la contraction des deux oreillettes. Il atteint le nœud atrio-(ou auriculo-) ventriculaire (ou nœud d'Aschoff-Tawara), à la jonction entre oreillettes et ventricules. Au niveau de ce dernier nœud, l'influx électrique subit un ralentissement notable avant de se diriger vers le faisceau de His qui constitue l'unique chemin du passage électrique entre les oreillettes et la partie ventriculaire du cœur. Ce ralentissement de l'influx, au niveau du nœud auriculo-ventriculaire, permet aux ventricules d'être stimulés avec un certain retard par rapport aux oreillettes, ce qui favorise le remplissage des ventricules qui sera ensuite complété en fin de la diastole par la contraction auriculaire. L'influx électrique gagne alors les parois ventriculaires à travers les branches de Tawara (division en branche droite et gauche dans le septum interventriculaire) et le réseau terminal de Purkinje qui tapisse l'intérieur des deux ventricules, droit et gauche, pour provoquer simultanément la contraction des deux ventricules.

1.2.2 Genèse du signal électrique cardiaque

La stimulation électrique d'une cellule musculaire détermine l'apparition d'une activité électrique et mécanique. Sous l'effet de la stimulation, la surface cellulaire se dépolarise rapidement, ce qui donne lieu à un courant électrique, qui entraîne la contraction. Puis la phase plus lente de repolarisation survient, ramenant la cellule dans son état électrique initial. Les cellules du myocarde présentent une différence de potentiel électrique de part et d'autre de leurs membranes due aux différences de

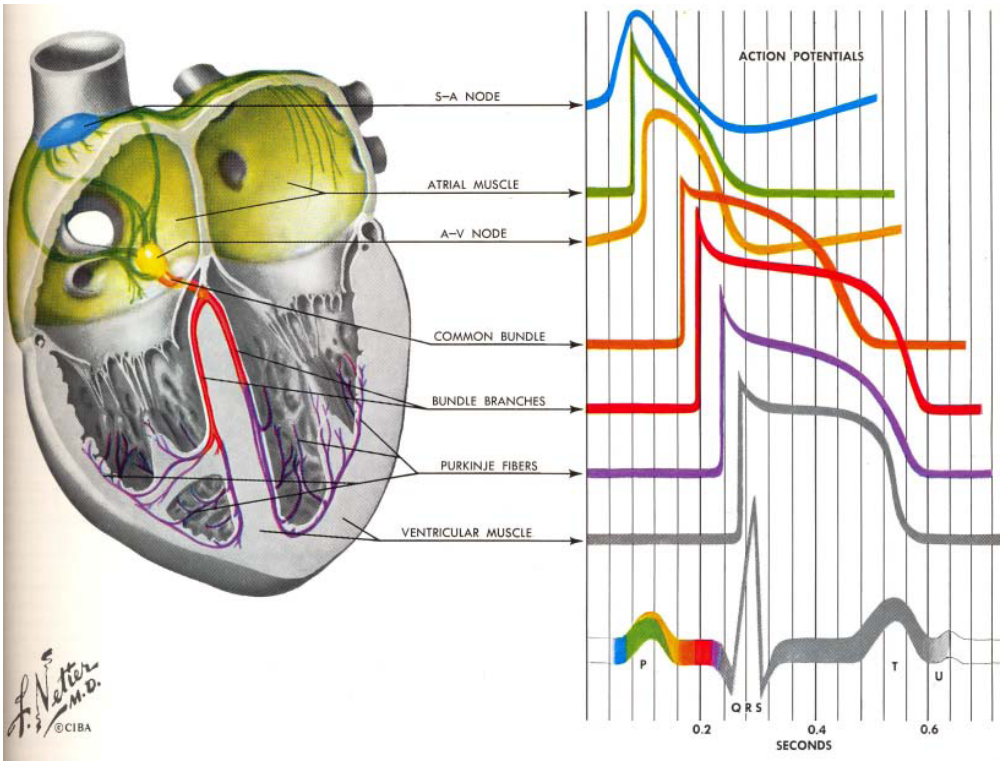


Fig. 1.2 – Dépolarisation des cellules cardiaques et création du signal ECG (Source : [1]).
« Bundle branches » ou branches de Tawara en français.

concentrations en ions sodium Na^+, potassium K^+ et calcium Ca^{2+}. Au repos, cette différence de concentrations détermine la différence de potentiel intra- (négatif) et extra-cellulaire (positif) qui est de l'ordre de -90 mV. La contraction du myocarde est précédée d'une inversion de différence de potentiel : ce phénomène constitue un potentiel d'action. Ces phénomènes électriques s'accompagnent d'une inexcitabilité électrique durant la période réfractaire tout d'abord totale, puis relative du myocarde.

Lors de la contraction du myocarde, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action (figure 1.3) qui comprend 5 phases successives :

- **phase 0** : dépolarisation rapide. Un afflux rapide de Na^+ entre dans la cellule et conduit la membrane jusqu'à un potentiel d'environ +20 mV ;
- **phase 1** : début de repolarisation. Les ions K^+ sortent de la cellule ;
- **phase 2** : plateau. Les ions Ca^{2+} commencent à pénétrer dans la cellule tandis que ceux de potassium K^+ continuent à en sortir ;
- **phase 3** : repolarisation. Les ions K^+ sont toujours sortant tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos ;
- **phase 4** : repos. Le potentiel est stable à son seuil de repos.

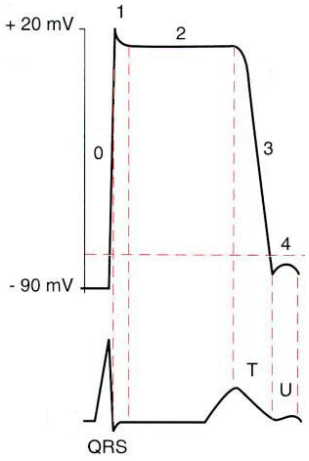


Fig. 1.3 – Potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique.

1.2.3 Technique d'enregistrement de l'ECG

1.2.3.1 Types de dérivation

Aujourd'hui, l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse permettant, à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme (arythmies) et la prévention de l'infarctus du myocarde.

L'électrocardiographie par voie externe est la représentation graphique du potentiel électrique généré par l'activité musculaire du cœur et recueillie par des électrodes à la surface de la peau. Pour ce faire, l'électrocardiographe enregistre la somme de tous les potentiels d'action des cellules myocardiques.

Une dérivation est l'enregistrement d'une activité électrique entre deux électrodes. Chaque dérivation enregistre un courant moyen d'une partie du cœur à un moment donné. Les dérivations permettent de visualiser l'activité électrique du cœur dans deux plans différents : frontal et horizontal (table 1.1 et figure 1.4). Les dérivations frontales, ou dites aussi de membres, étudient le cœur à partir de la partie antérieure du thorax. Les dérivations dans un plan horizontal, appelées aussi dérivations précordiales, visualisent le cœur comme si le corps avait été sectionné horizontalement. Ainsi l'*Électrocardiogramme* (ECG) à 12 dérivations (6 frontales et 6 précordiales) a été standardisé par une convention internationale, et il permet d'avoir un bon aperçu tridimensionnel de l'activité électrique cardiaque.

TABLE 1.1 – Les différents types de dérivations (Source : [7]).

	Dérivations	Electrode positive	Electrode négative	Surface du cœur
Frontales	I	Bras gauche	Bras droit	Latérale
	II	Jambe gauche	Bras droit	Inférieure
	III	Jambe gauche	Bras gauche	Inférieure
Frontales	aVR	Bras droit	—	Aucune
augmentées	aVL	Bras gauche	—	Latérale
	aVF	Jambe gauche	—	Inférieure
Précordiales	V1	Bord droit sternum 4^{e} espace intercostal	—	Septum
	V2	Bord gauche sternum 4^{e} espace intercostal	—	Septum
	V3	Mi chemin entre V2 et V4	—	Antérieure
	V4	Ligne médio-claviculaire gauche 5^{e} espace intercostal	—	Antérieure
	V5	Ligne axillaire gauche au même niveau que V4	—	Latérale
	V6	Ligne médio-axillaire gauche au même niveau que V4	—	Latérale

Les trois électrodes I, II et III sont reliées par des lignes, dites de dérivation, qui forment les côtés du triangle d'Einthoven. Quant aux dérivations précordiales $V1$, $V2$, $V3$, $V4$, $V5$ et $V6$, elles sont habituellement enregistrées par six électrodes placées sur le thorax (figure 1.1).

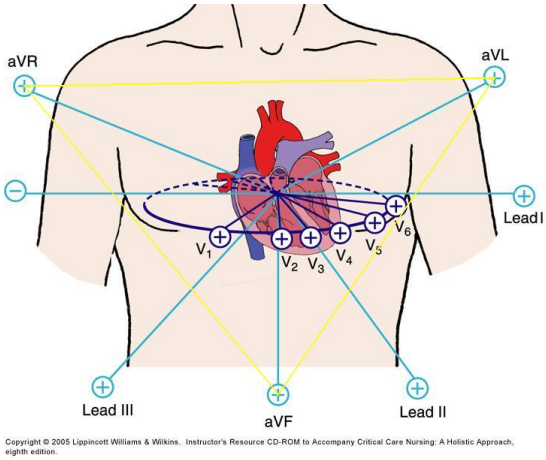


Fig. 1.4 – Dérivations frontales et précordiales (en jaune le triangle d'Einthoven).

1.2.3.2 Notion vectorielle

Pour comprendre le fonctionnement des dérivations, il faut revenir sur une notion fondamentale : les différences de potentiels, et donc les vecteurs. L'ECG est l'enregistrement des potentiels électriques parcourant le cœur. La propagation des potentiels d'action au sein du cœur correspond en fait à la propagation d'une zone de dépolarisation (positive) dans un myocarde repolarisé (négatif). C'est donc l'amplitude, la vitesse, et la direction moyenne du front de propagation qui sont enregistrées au cours de l'ECG. Ceci revient donc à enregistrer le vecteur représentant la différence de potentiel entre les deux fronts positif et négatif. Ainsi, un cœur au repos, repolarisé (négatif) ou complètement dépolarisée (positif) donnera un enregistrement « nul » : le tracé correspondant sera la ligne de base, la ligne isoélectrique. Une électrode positive voyant le front se rapprocher enregistrera un signal positif,

et à l'inverse si ce front s'éloigne, le signal enregistré est négatif (figure 1.5).

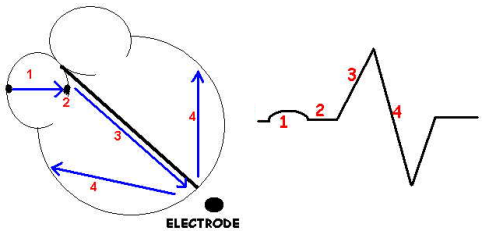


Fig. 1.5 – Progression de l'onde et signal enregistré par l'électrode.

1.3 Rythme sinusal normal *versus* arythmies

1.3.1 Rythme sinusal normal

Chez un sujet sain, en fixant les électrodes à la surface du corps du patient, on enregistre chaque cycle de dépolarisation/repolarisation du cœur, correspondant au passage du courant électrique des oreillettes vers les ventricules qui se contractent successivement. Sur le plan électrocardiographique, cela se traduit par l'enregistrement, toujours dans le même ordre, de différentes ondes : P, Q, R, S, T (figures 1.6 et 1.7) :

- la dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud atrio-ventriculaire qui se traduit par une déflexion sur l'ECG, est caractérisée par l'onde P. Cette onde correspond également à la contraction des oreillettes. C'est une onde de petite amplitude, arrondie, parfois diphasique. La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée pas la dépolarisation ventriculaire qui suit ;
- la dépolarisation ventriculaire est indiquée par le complexe QRS. Cette onde correspond à la contraction du ventricule ;
- l'onde T correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique. Elle reflète également la régénération des cellules cardiaques. Entre les battements, le système électrique se recharge, tout comme le muscle cardiaque qui, entre deux contractions, se décontracte et se remplit à nouveau de sang.

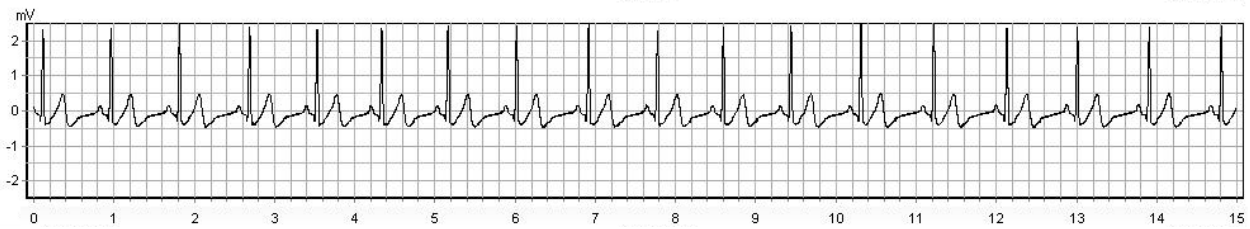


Fig. 1.6 – Rythme sinusal normal (dérivation II, bande passante [0,5 ;26] Hz).

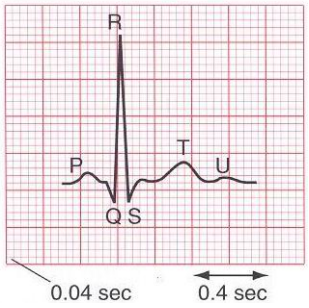


Fig. 1.7 – Ondes P, Q, R, S, T.

Les segments du tracé ECG permettant d'évaluer la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques sont :

- l'intervalle P-R (ou P-Q) correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud atrio-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires ;
- l'intervalle Q-T correspond au temps de systole ventriculaire qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation ;
- le segment S-T correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, phase durant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées : il n'y a donc pas *a priori* de propagation électrique, le segment est alors isoélectrique ;
- l'intervalle R-R sépare les sommets de deux ondes R successives et représente la fréquence instantanée.

1.3.2 Arythmies

1.3.2.1 Définition

La distinction entre variation du rythme cardiaque normal et arythmie ne peut pas être stricte. Les variations de la fréquence cardiaque sont normales dans certaines conditions et n'ont rien à voir avec des arythmies. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît ailleurs que dans le nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qui en résulte s'écarte du rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. Nous avons vu que la séquence normale d'activation du cœur comprend tout d'abord une activation des oreillettes (auriculaire), ensuite la contraction des grands muscles cardiaques des ventricules. Une extrasystole perturbe cette séquence. Souvent, elle est suivie d'une pause compensatrice ressentie comme une sorte d'interruption. Une accélération soudaine, brutale et prolongée du rythme cardiaque est suivie d'une diminution de la pression artérielle, ce qui peut provoquer des vertiges et un sentiment de faiblesse ou de grande fatigue. La désynchronisation entre les oreillettes et les ventricules, enfin, entraîne également une sensation de palpitation. Cette sensation peut être perçue derrière ou à gauche du sternum, mais aussi dans le cou et même dans les oreilles ou dans le ventre. Certaines extrasystoles peuvent apparaître chez n'importe quelle personne bien portante. Ce n'est que si elles se manifestent fréquemment qu'on peut parler d'arythmie.

Certains troubles sont plus graves que d'autres, surtout s'ils compromettent la fonction cardiaque. Dans certaines conditions pathologiques, un cercle vicieux entre fonction cardiaque et rythme anormal s'enclenche. Ainsi un cœur affaibli peut être la cause d'une arythmie, mais l'arythmie en soi peut affaiblir le cœur.

1.3.2.2 Types d'arythmies courantes

On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation, de leurs effets sur le rythme cardiaque, de leur fréquence mais également en fonction de la largeur de leur complexe. Ainsi, si le trouble se déclare dans les oreillettes ou le nœud atrio-ventriculaire, on parle d'arythmie supraventriculaire ; s'il apparaît dans les ventricules, on parle d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parle de tachycardie (tachy = rapide) ; si elle le ralentit, on parle alors de bradychardie (brady = lent). L'arythmie à complexes fins a son origine au-dessus de la bifurcation du tronc du faisceau de His. Le complexe QRS est alors inférieur à 100 ms. L'arythmie à complexes larges a pour origine les ventricules ou moins souvent une conduction anormale à partir d'un foyer situé au-dessus des ventricules. La durée du QRS est alors supérieure à 100 ms.

Parmi les arythmies à complexes fins figurent : l'arythmie sinusale, la tachycardie sinusale, la bradycardie sinusale, la tachycardie jonctionnelle, la tachycardie auriculaire, le flutter auriculaire, la fibrillation auriculaire, les *Extrasystole Auriculaire* (ESA).

Parmi les arythmies à complexes larges figurent : les *Extrasystole Ventriculaire* (ESV), la « *Ventricular Tachycardia* » (VT), la tachycardie supraventriculaire avec conduction aberrante, la « *Ventricular Fibrillation* » (VF).

Extrasystole

N'importe quelle partie du cœur peut se dépolariser plus tôt qu'elle ne le devrait et le battement cardiaque qui en résulte est appelée une extrasystole. Ce type d'extrasystole est due à la présence d'une zone irritative dans l'oreillette ou le ventricule, délivrant une impulsion intempestive qui produit une contraction prématurée du cœur. On identifie facilement et rapidement une ESV car elle se caractérise par un QRS large par rapport à un QRS d'ESA.

Il y a une ESA quand un foyer auriculaire excitable décharge avant l'influx suivant provenant du nœud sinusal, ce qui interrompt le rythme sinusal. Si le foyer excitable est proche du nœud sinusal, l'onde P auriculaire aura un aspect très proche de celle suivant une décharge du nœud sinusal. L'onde P de l'ESA peut être biphasique (en partie positive et en partie négative), plate, crénelée ou en pointe. Quand on la compare aux intervalles PP du rythme sous-jacent, on note que l'ESA est prématurée, survenant avant l'onde P sinusale qui devrait normalement suivre.

Une ESV naît d'un foyer irritable localisé dans un des ventricules. Elle peut être due à une augmentation de l'automaticité ou à une réentrée. Par définition, l'ESV est prématurée, survenant avant le battement sinusal normal suivant. Le QRS d'une ESV est égal ou supérieur à 0,12 s car l'ESV dépolarise prématurément les ventricules, et ce de façon anormale. Lors de l'ESV, l'onde T a habituellement un sens opposé au complexe QRS deplus l'onde P est généralement absente mais l'onde P suivante arrive à temps. L'ESV peut prendre plusieures aspects : par paires (ESV séquentielles), salves (trois ESV consécutives ou plus intitulées VT), ESV bigéminées (un battement sur deux est une ESV), ESV trigéminées, ...

On note souvent après une ESA une pause non-compensatrice qui correspond au délai pendant lequel le nœud sinusal reprend son rythme pour le battement suivant. Le battement normal qui suit l'extrasystole survient avant le délai prévu. Une pause compensatrice suit généralement une ESV. Le battement normal qui suit l'extrasystole survient donc au moment prévu.

Si les extrasystoles se multiplient et que la stimulation électrique suit le mouvement, la fréquence cardiaque augmente et on parle alors de tachycardie.

Tachycardie supraventriculaire

Le terme de *Tachycardie Supra-Ventriculaire* (SVT) a deux sens. D'abord, il décrit tous les troubles du rythme rapide qui naissent au-dessus de la bifurcation du faisceau de His. Il peut donc englober la tachycardie sinusale, la tachycardie auriculaire, le flutter et la fibrillation auriculaire ainsi que la tachycardie jonctionnelle. Ensuite, il se réfère à un trouble du rythme avec fréquence ventriculaire rapide et complexe QRS étroit mais dont l'origine est mal déterminée (auriculaire ou jonctionnelle).

Le terme paroxistique se réfère au caractère subit du début ou de l'arrêt de la SVT : on parle alors de SVT paroxistique. Une des caractéristiques essentielles de cette tachycardie par rapport à la tachycardie ventriculaire est la possibilité de l'arrêter par des manœuvres vagales (compression oculaire en déplaçant les globes de l'intérieur vers l'extérieur, massage carotidien droit puis gauche, Valsalva...) qui agissent sur la voie de conduction normale.

Tachycardie ventriculaire

On parle de VT en présence d'au moins trois ESV successives survenant à un rythme de plus de 100 battements par minute. La salve de VT peut être brève, durant moins de 30 s (non soutenue) mais, le plus souvent, elle persiste au-delà (VT soutenue) pouvant dégénérer en VF (voir figure 1.8). La VT comme l'ESV, peut naître d'un foyer ectopique d'un des deux ventricules. Dans la VT, les complexes sont larges et de forme inhabituelle. Les ondes P, quand elles sont visibles, n'ont aucune relation avec les complexes QRS. Le rythme ventriculaire est en général régulier mais une légère irrégularité est possible. Quand les complexes QRS de la VT sont de la même forme et amplitude, on parle de VT monomorphe. Quand forme et amplitude sont variables, le rythme est dit VT polymorphe. Les torsades de pointes sont des VT polymorphes associées à un long intervalle QT. Le terme « torsade de pointes » se réfère aux modifications de forme, d'amplitude et de largeur de QRS qui semblent s'entortiller autour de la ligne isoélectrique.

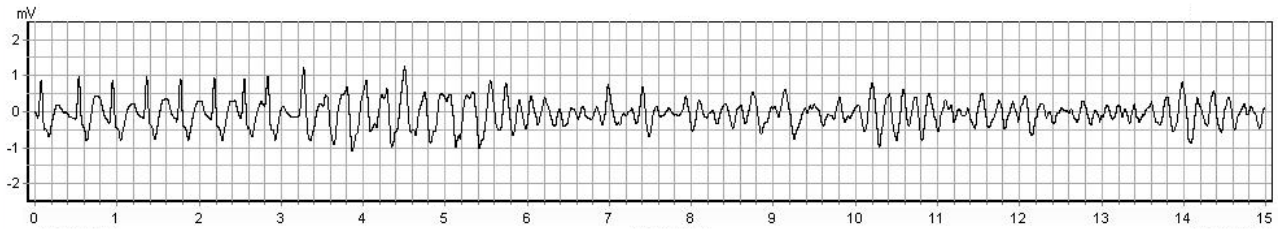


Fig. 1.8 – Enchaînement des rythmes SVT, VT et VF (dérivation II, bande passante [0,5 ;26] Hz).

Rythme d'échappement ou bradycardie

Rythmes lents de protection (environ 30 battements par minute) qu'on peut observer lorsque les foyers secondaires qui déclenchent la dépolarisation échappent à l'inhibition normale du nœud sinusal plus actif ou encore lorsque la conduction de cette onde de dépolarisation dans le faisceau de His est bloquée.

Toutes les arythmies décrites jusqu'à présent impliquent la contraction synchrone de toutes les fibres musculaires des oreillettes et des ventricules, bien qu'à des vitesses anormales. Lorsque les fibres musculaires ne se contractent plus, on dit qu'elles fibrillent. La fibrillation peut se produire dans le muscle auriculaire ou ventriculaire.

Fibrillation auriculaire ou atriale

La fibrillation auriculaire est due à de multiples circuits de réentrée dans l'oreillette. On peut la classer en paroxystique (épisodes cessant spontanément avec retour au rythme sinusal), persistante (fibrillation auriculaire continue sans interposition d'épisodes de rythme sinusal) ou permanente. La fréquence de base de la fibrillation auriculaire est élevée, on note une dépolarisation des oreillettes survenant à un rythme de 400 à 600 battements par minute. On ne distingue aucune onde P et la ligne de base de l'ECG est faite d'oscillations de faible amplitude (fibrillation) : on parle de frémissement ou encore de tremblement des oreillettes. Seulement 120 à 180 impulsions parvenant chaque minute au nœud atrio-ventriculaire vont gagner ensuite les ventricules pour donner naissance aux complexes QRS. Lors d'une fibrillation auriculaire, la dépolarisation est très irrégulière et la réponse ventriculaire est elle aussi très irrégulière. Le rythme ventriculaire accompagnant une fibrillation auriculaire est dit « irrégulièrement irrégulier ».

Elle correspond à une activité électrique ininterrompue, rapide, irrégulière de l'ensemble des myocytes atriaux et il n'est plus possible de différentier les phases de dépolarisation et de repolarisation. Ces stimulations multiples font trembler les oreillettes au détriment de la contraction des ventricules.

Fibrillation ventriculaire

La VF est l'arythmie initiale responsable de l'arrêt cardiaque la plus commune. La VF est un rythme chaotique qui provient des ventricules. On ne retrouve aucune dépolarisation organisée des ventricules. Le myocarde ventriculaire tremble, et, en conséquence, il n'y a pas de contraction myocardique efficace et pas de pouls. Il en résulte un rythme rapide, irrégulier avec des déflections chaotiques de forme et d'amplitude variables. On ne retrouve aucune onde d'aspect normal.

Asystolie

L'asystolie implique l'absence d'activité cardiaque électrique spontanée, et, par conséquent, l'ECG ne montre aucun complexe QRS. Les ondes P peuvent persister quelques instants après la survenue de l'asystolie ventriculaire (et sont l'indicateur d'une réponse satisfaisante à une stimulation ventriculaire). On note une ligne droite sur le tracé ECG. Le choc électrique est sans intérêt sur une asystolie.

Chapitre 2

Arrêt cardiorespiratoire

2.1 Epidémiologie

L'*Arrêt Cardio-Respiratoire* (ACR) est l'arrêt de la circulation du sang et de la respiration chez un individu. On parle aussi parfois simplement d'arrêt circulatoire ou d'*Arrêt Cardiaque* (AC). L'AC est principalement d'étiologie cardio-vasculaire. Dans le contexte actuel des arrêts cardiaques extra-hospitaliers 20 à 25% des victimes présentent une « *Ventricular Fibrillation* » (VF). Environ 3 à 5% des personnes sont sauvées sans séquelle neurologique. Après la survenue d'un ACR, on estime qu'en l'absence de gestes de réanimation, pour chaque minute qui passe, les chances de survie diminuent d'environ 10% (figure 2.1).

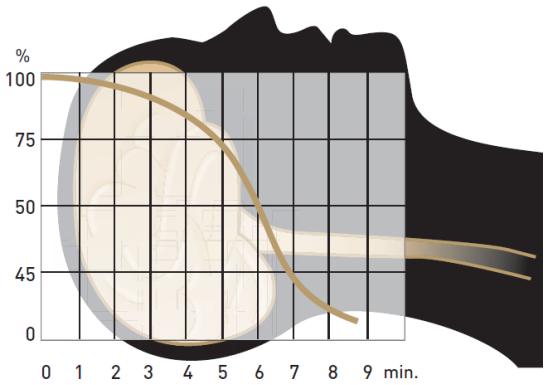


Fig. 2.1 – Probabilité de survie en fonction du temps qui s'écoule entre la survenue de l'arythmie ventriculaire et l'application du choc de défibrillation (Source : [2]).

2.2 Etiologies des arrêts cardiorespiratoires

Les causes de l'ACR sont multiples, parfois évidentes lorsqu'elles sont traumatiques (accident de la voie publique, chute, blessures par armes, brûlures, etc...), respiratoires (« fausses routes », noyades, asphyxie, etc...), ou encore lorsqu'il y a eu intoxication (éthyliques, médicamenteuses, etc...) ou électrocution. La cause cardio-vasculaire (trouble du rythme, trouble de la conduction, infarctus du myocarde, dissection aortique, hémorragie, etc...) est cependant la plus répandue.

Le mécanisme de l'ACR peut-être :

– une « *Ventricular Tachycardia* » (VT) ou une VF qui provoquent des « contractions » ventriculaires partielles, trop rapides et non coordonnées ne permettant pas d'assurer un débit cardiaque efficace. Les causes évoquées étant principalement : la cardiopathie, l'intoxication, l'infarctus du myocarde ;

– une asystolie se traduisant par une perte totale de l'activité électrique et mécanique du cœur. Par exemple lors de certains troubles de la conduction ;
– une dissociation électromécanique qui entraîne une absence de pouls malgré une activité électrique. Par exemple lorsque le cœur est comprimé par un hématome ou encore lorsque la pression sanguine a chuté trop bas et/ou trop vite, désamorçant ainsi la fonction de pompe du cœur (hémorragie non contrôlée, relâchement d'un point de compression, etc...).

2.3 Réanimation cardiorespiratoire

2.3.1 « Chaîne de survie »

Le concept de « chaîne de survie » (figure 2.2), introduit en 1991 par Cummins [9], décrit les actions nécessaires pour améliorer les chances de survie des ACR à l'extérieur de l'hôpital. Une fois l'AC diagnostiqué, l'objectif de la réanimation est de rétablir dans un minimum de temps un débit cardiaque efficace.

Ceci passe par un protocole bien codifié par les quatre maillons de la « chaîne de survie » :
– reconnaissance de l'ACR et alerte rapide des secours par les témoins (en France appel au 15 ou au 18, en Europe appel au 112) ;
– manœuvres de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) par les témoins ;
– défibrillation précoce réalisée par les secouristes ou les témoins avec un *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) ;
– réanimation médicalisée par une équipe du *Service d'Aide Médical d'Urgence* (SAMU) ou du *Service Médical d'Urgence et de Réanimation* (SMUR) arrivée sur le terrain.



Fig. 2.2 – Chaîne de survie.

Les maillons de cette chaîne ont un poids pronostique différent. La RCP précoce et la défibrillation précoce ont un effet majeur sur le pronostic et leur défaillance ne peut être compensée par les maillons suivants. Le quatrième maillon est représenté par les équipes médicales des SAMU ou SMUR. La réanimation médicalisée précoce réalisée par ces équipes est un point fort de notre système. Ces services ont bénéficié ces dernières années d'évolution considérables afin de les rendre optima. Mais il est nécessaire, en France, d'améliorer, à l'instar des pays anglo-saxons, la prise en charge par les premiers intervenants qu'il s'agisse des témoins de l'AC ou des secouristes. Il convient donc d'agir sur les trois premiers maillons.

2.3.1.1 Reconnaissance de l'arrêt cardiorespiratoire et alerte

L'ACR se traduit par :
– une perte de conscience (absence de réponse verbale, motrice ou d'ouverture des yeux volontaire) ;
– un arrêt respiratoire (absence de souffle et de lever de la poitrine ou du ventre) ;
– une absence de pouls périphérique. La prise de pouls se fait en carotidien et non en fémoral puisque ce pouls est le dernier à disparaître avec une pression artérielle systolique minimale de 40 mmHg. La palpation se fait sur une durée maximale de 10 s.

La reconnaissance d'un arrêt respiratoire se fait après avoir libéré les voies aériennes puis constaté l'inconscience du patient.

Trois étapes sont à executer :

- desserrer et/ou dégrafer tout ce qui peut gêner la ventilation du patient (col de chemise, cravate, ceinture, etc...) ;
- vérifier si aucun corps étranger ne se situe dans la bouche en ouvrant celle-ci ;
- évaluer pendant 10 s la détresse respiratoire. En maintenant la tête basculée, il faut placer sa joue au-dessus de la bouche de la victime tout en observant la cage thoracique et ainsi pouvoir entendre et voir la présence ou non d'une respiration.

Le tableau peut être trompeur lorsque la victime a une respiration bruyante. On parle de respiration d'agonie « stertoreuse » ou gasp durant quelques dizaines de secondes. Si toutes les réponses aux tests ci-dessus sont négatives ou si l'on se situe dans le cas particulier de gasp alors la victime est en arrêt respiratoire. Quant à l'évaluation de la détresse circulatoire, il faut noter que dans la formation de *Prévention et Secours Civiques de niveau 1* (PSC1), destinée au grand public, la prise de pouls n'est plus recommandée tant est difficile cet usage si sa pratique n'est pas renouvelée régulièrement. Le sauveteur même expérimenté peut effectivement percevoir son propre pouls résultant ainsi à une erreur de diagnostic (faux positif).

2.3.1.2 Réanimation cardiopulmonaire de base

Massage cardiaque externe

La RCP de base est une assistance cardiorespiratoire, réalisée sans matériel particulier, qui permet de limiter l'ischémie et ainsi de prolonger le temps pendant lequel on peut rétablir une circulation spontanée. La précocité de sa réalisation conditionne largement le pronostic. C'est pour cela qu'elle doit être réalisée par des témoins de l'AC puis continuée par les secouristes et l'équipe médicalisée.

Le *Massage Cardiaque Externe* (MCE) est la composante la plus importante de la RCP de base. Les compressions thoraciques sont un geste prioritaire par lequel débute la RCP. Le public est incité à réaliser le MCE dans tous les cas, même s'il ne veut pas ou ne peut pas réaliser la ventilation par bouche-à-bouche ou bouche-à-nez. Le MCE permet de maintenir un minimum de perfusion pour les cœur et le cerveau (10%-20% du flux normal pour le cœur et 30%-40% du flux normal pour le cerveau). Toute interruption du MCE doit être limitée, puisqu'en effet une interruption de MCE est corrélée à une chute de la pression de perfusion coronarienne ainsi qu'à une diminution des chances de succès de la défibrillation.

La fréquence du MCE est de 100 compressions par minute avec une dépression de plus de 5 cm du thorax chez un adulte et un temps égal pour la compression et la relaxation du thorax. Il est important de respecter complètement la période de relaxation du thorax après la compression [19] car elle conditionne l'efficacité du retour veineux. Pour effectuer efficacement ce geste, la position précise du sauveteur doit être à l'aplomb du thorax de la victime, bras tendus perpendiculairement à la victime, talons des mains posés au centre du thorax de la victime (figure 2.3). Chez l'enfant, le massage est réalisé avec deux doigts chez le nourrisson, et le talon d'une seule main chez le petit enfant. La dépression doit être d'environ le tiers de la hauteur du thorax. La fréquence reste de 100 battements par min.

La RCP commence par trente compressions thoraciques suivies de deux insufflations. On alterne ensuite trente compressions et deux insufflations. Les règles de pratique de la RCP pour l'adulte et l'enfant ne semblent pas être définitives puisque le rapport 30 :2 a été retenu par les « guidelines » 2010 [11], remplaçant le rapport 15 :2 précédemment recommandé par les « guidelines » 2005 [20]. Ce choix permet en effet une séquence de compressions plus longue réduisant les interruptions du MCE dues à la ventilation et simplifie également l'enseignement [21].

Ventilation

La ventilation par le bouche-à-bouche ou bouche-à-nez (figure 2.4) dans les minutes suivant l'AC n'est plus considérée comme le premier geste à réaliser. En effet, les besoins en ventilation au cours de

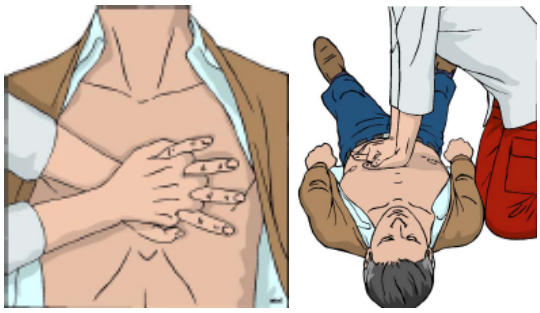


Fig. 2.3 – Placement des mains et posture à adopter lors du massage cardiaque (Source : [3]).

la RCP sont limités et la ventilation a aussi un inconvénient majeur : elle interrompt le MCE et a ainsi un effet délétère sur la survie [22]. Chaque insufflation est réalisée rapidement, pendant environ 1 s (au lieu de 2 s comme cela était enseigné précédemment) avec un volume courant limité, juste suffisant pour permettre au thorax de la victime de se soulever. Ceci s'applique aussi à la ventilation au masque et au ballon autoremplisseur. La crainte d'une contamination au cours du bouche-à-bouche reste d'actualité. Les professionnels de santé sont incités à utiliser pour la RCP un masque à usage unique, un champ protecteur ou un ballon autoremplisseur et à réaliser deux insufflations pour trente compressions tant que les voies aériennes n'ont pas été contrôlées par l'intubation endotrachéale. Depuis les « guidelines » 2010 [11], les insufflations ne sont plus systématiquement recommandées, surtout pour le grand public.

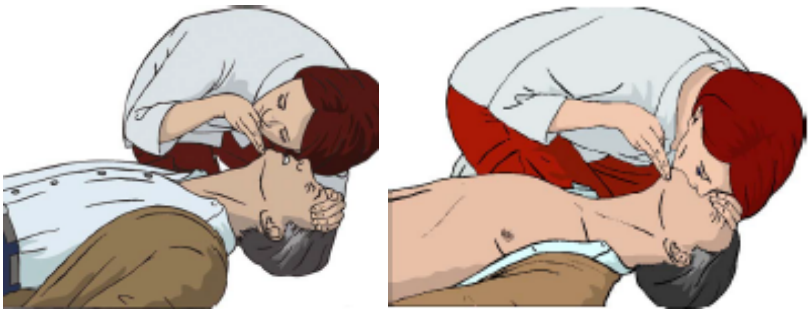


Fig. 2.4 – Vérification de la présence de respiration et procédure de ventilation par bouche à bouche (Source : [3]).

2.3.1.3 Défibrillation précoce

L'intérêt d'une défibrillation précoce est basé sur le fait qu'une VF est présente dans environ 20 à 25% des cas d'AC extrahospitaliers, la cause de l'AC, et que la défibrillation est un geste curatif.

Les premières utilisations d'un DAE sont rapportées en 1979 [23]. L'utilisation de DAE est sûre, et réalisable même par des personnes non formées à leur utilisation. Le décret de loi N° 2007-705 du 4 mai 2007 stipule que « toute personne, même non médecin, est habilitée à utiliser un DAE... » Sur le plan pratique, les *« guidelines »* 2005 [20] recommandaient de réaliser au moins cinq cycles (2 min) de massage cardiaque externe et de ventilation artificielle avant de lancer l'analyse automatique du rythme cardiaque. Les *« guidelines »* 2010 [11] n'ont cependant plus maintenues cette recommandation.

Nombre de chocs

La défibrillation est réalisée sous la forme d'un choc électrique suivi de 2 min de RCP avant d'administrer le deuxième choc. Ce seul choc remplace la salve de trois chocs utilisée auparavant (*« guidelines »* 2000). Le choix de ne réaliser qu'un seul choc est justifié par plusieurs arguments tels que la mise en évidence de l'effet néfaste de l'interruption prolongée du MCE due aux trois chocs [24] et le taux de succès pouvant dépasser 70% du premier choc réalisé avec un défibrillateur à ondes

biphasiques [25]. Dès le choc administré, il faut reprendre la RCP sans vérifier le pouls car il est en effet très rare qu'il réapparaisse immédiatement. La poursuite du MCE quelques instants correspond alors à une assistance circulatoire rudimentaire le temps que le rythme se stabilise et qu'un débit sanguin efficace apparaisse.

Energie du choc

Il est clairement établi que les défibrillateurs à ondes biphasiques sont plus efficaces et moins agressifs pour le myocarde que les défibrillateurs à ondes monophasiques [25]. Il existe plusieurs types d'ondes biphasiques qui sont considérées comme équivalentes. Les deux formats d'ondes biphasiques les plus courants, biphasique tronqué exponentiel et biphasique linéaire, sont équivalents. Les défibrillateurs biphasiques modernes peuvent compenser les variations d'impédance thoracique et ajuster l'amplitude et la durée de l'onde pour délivrer l'énergie exactement nécessaire au choc. Tout défibrillateur biphasique délivre donc un choc dont la valeur est comprise entre 150 J et 200 J. L'énergie recommandée pour la défibrillation monophasique est d'emblée de 360 J. Pour les chocs ultérieurs, l'augmentation de l'énergie par paliers successifs paraît logique mais n'a pas de justification scientifique prouvée. La même énergie est donc conservée pour le premier choc et les chocs suivants : entre 150 J et 200 J pour les défibrillateurs biphasiques, 360 J pour les monophasiques. Pour la technologie d'onde biphasique pulsée (Multipulse Biowave®) embarqués dans les DAE Fred® et Fred Easy® (FE) Schiller Médical SAS, l'énergie est configurable à 90 J, 130 J et 150 J pour l'adulte et entre 15 J, 30 J et 50 J pour l'enfant.

RCP et défibrillation

Il semble que même si la défibrillation a d'autant plus de chance de succès qu'elle est précoce, son efficacité est augmentée par la réalisation préalable de quelques minutes de RCP. Il a ainsi été démontré que lorsque l'AC était survenu depuis plus de 4 à 5 min, une séquence de RCP de 1,5 à 3 min améliorait le pronostic [26]. En extrahospitalier, compte tenu des délais habituels d'intervention, la réalisation de 2 min ou de cinq cycles 30 :2 de RCP avant de défibriller est donc recommandée. Cette RCP de base, préalable à la défibrillation, a pour but d'apporter au cœur du sang oxygéné et ainsi de le préparer à être défibrillé avec succès.

Défibrillateurs Automatisés Externes

Les DAEs permettent de réaliser la défibrillation sans que l'intervenant n'ait connaissance du rythme cardiaque. Les appareils analysent le rythme cardiaque au moyen de deux électrodes autocollantes connectées à un système informatique via un système de conversion. Si la VF ou la VT est présente, l'appareil permet de réaliser un choc à la demande (*Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA)) ou automatiquement (*Défibrillateur Automatique* (DA)). Une voix synthétique permet de guider l'utilisateur à la RCP entre les chocs et émet des messages d'alerte au moment du choc. Leur sécurité d'emploi, leur fiabilité et leur simplicité d'utilisation permettent d'être utilisés non seulement par des secouristes mais aussi par le grand public.

L'introduction de la défibrillation automatisée externe avec DSA ou DA, réalisée par des secouristes, a considérablement réduit le délai de défibrillation. De très nombreux travaux confirment le bénéfice sur le pronostic de cette évolution [27]. En France, l'utilisation de cette technique est maintenant très répandue chez les secouristes professionnels. La volonté de réduire encore le temps d'accès à un défibrillateur a conduit à faire réaliser ce geste par d'autres personnels ou même par le grand public. Cette stratégie améliore le pronostic quand elle est bien intégrée aux secours organisés. Ainsi, des défibrillateurs ont été mis à la disposition des personnels de sécurité des casinos [28] et des personnels de compagnies aériennes [29]. Plusieurs travaux ont montré que l'utilisation de DAE externes en « libre service » dans les lieux publics améliorait le pronostic. En Amérique du Nord, la mise à disposition du public de défibrillateurs est généralisée dans les aéroports et les parcs d'attractions. De bons résultats ont été aussi obtenus en Europe [30]. Sur le plan international, il a été proposé de mettre à la disposition du public un DAE dans les lieux où un AC est survenu depuis moins de 2 ans. En France, plusieurs expériences d'implantation de défibrillateurs automatiques en « libre service » sont en cours.

Il existe également un projet de loi qui vise à rendre obligatoire la présence de DAE dans les enceintes sportives municipales, et encourage leur présence dans les lieux publics (gares, aéroports, métro, etc. . .). La nature et la durée de la formation qu'il est souhaitable de dispenser au grand public dans ce contexte sont discutées. L'efficacité d'une simple information ou d'une formation pratique courte est à l'étude.

2.3.2 Recommandations internationales de l'ERC

Les recommandations de l'« *European Resuscitation Council* » (ERC) 2005 et 2010 sont identiques en ce qui concerne les algorithmes décisionnels abordés ci-dessous.

2.3.2.1 Algorithme décisionnel de réanimation cardiopulmonaire de base

L'illustration (figure 2.5) résume la conduite à tenir par tout témoin d'un AC. La victime ne réagit pas ; après avoir demandé qu'on vienne l'aider, le témoin libère les voies aériennes, et s'il constate l'absence de signes de conscience il appelle ou fait appeler les secours, et commence la RCP par 30 compressions alternées ensuite avec 2 insufflations. Cette réanimation basique est poursuivie jusqu'à l'arrivée d'un défibrillateur et/ou d'une équipe de secouristes.

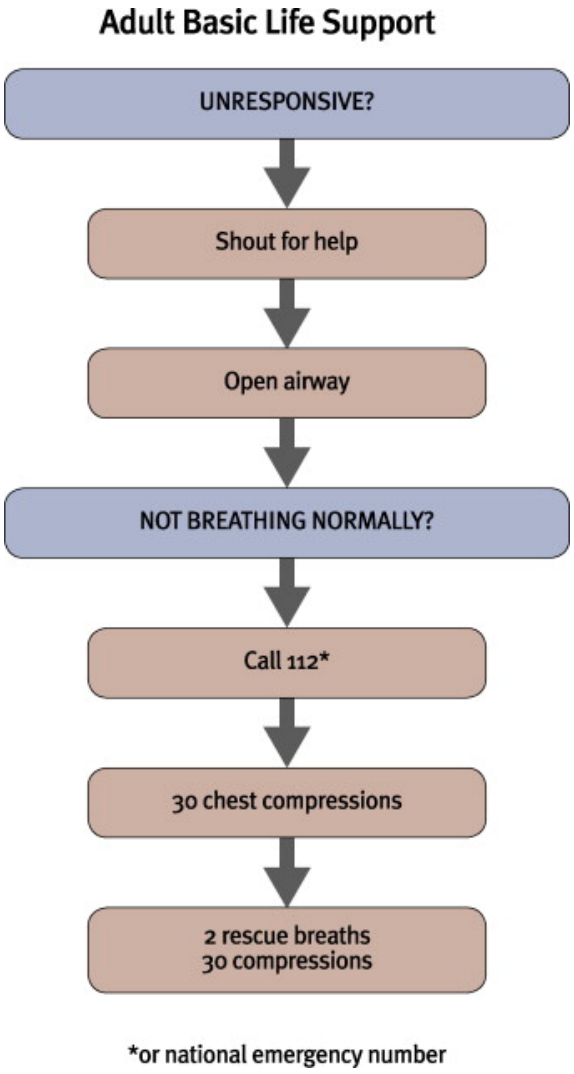


Fig. 2.5 – Arbre décisionnel de RCP (Source : [3]).

2.3.2.2 Algorithme décisionnel de défibrillation précoce

L'illustration ci-dessous (figure 2.6) résume la conduite à tenir par tout témoin d'un AC lorsqu'il est muni d'un DAE. Elle est très différente de celle qui était proposée avant 2005 (ERC 2000), où une salve de trois chocs d'énergie croissante était réalisée avant toute RCP. Les recommandations de l'ERC 2005 avaient nécessité une mise à jour des logiciels des DAE. La RCP et la défibrillation (si elle est toujours indiquée) sont continuées jusqu'à ce que l'équipe médicalisée arrive ou que le patient se mette à respirer spontanément.

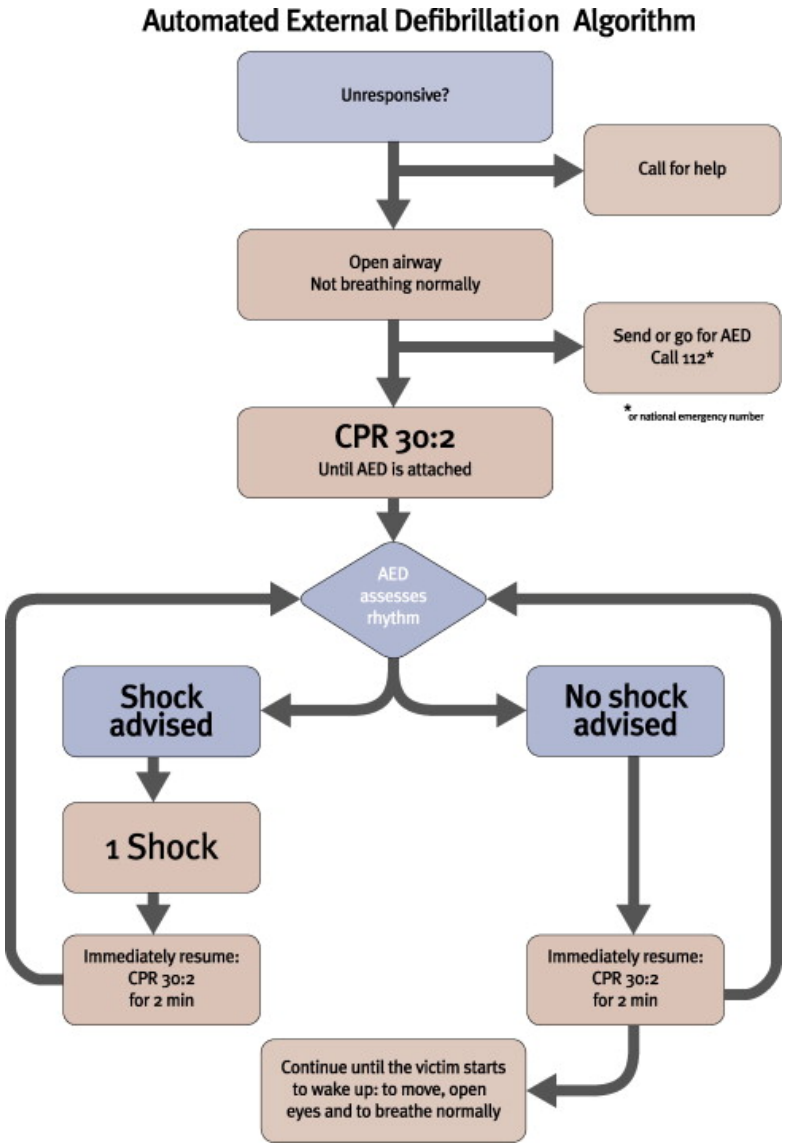


Fig. 2.6 – Arbre décisionnel de défibrillation précoce (Source : [3]).

.

Chapitre 3

Présentation du sujet d'étude

3.1 Problématique et objectifs du sujet

La parution, le 5 Mai 2007 du décret N° 2007-705 et de l'arrêté du 24 juillet 2007 relatif au diplôme de *Prévention et Secours Civiques de niveau 1* (PSC1), modifiant le code de la santé publique, a autorisé le grand public à utiliser un *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) sur une victime d'un *Arrêt Cardiaque* (AC). Depuis, la mise à disposition de DAE dans les lieux publiques tels que les salles de sport, les gares, les aéroports, les centres commerciaux, etc... devient de plus en plus courante.

Un DAE analyse le signal *Électrocardiogramme* (ECG) enregistré par les électrodes collables placées sur le torse de la victime et détermine si un choc de défibrillation est nécessaire. Dans le cas d'un *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA), le sauveteur doit s'écarter du patient puis appuyer sur la touche « Choc » afin de défibriller. Dans le cas d'un *Défibrillateur Automatique* (DA), un message vocal avertit le sauveteur de s'écarter du patient puisqu'en fin de compte à rebours le choc est délivré automatiquement. Si aucune défibrillation n'est recommandée, alors le défibrillateur automatisé sollicite le sauveteur pour débuter ou continuer les gestes de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP).

Pendant la RCP, les compressions cardiaques et les ventilations produisent des artefacts sur l'ECG. Afin que le module de détection d'arythmies à choquer fonctionne convenablement, le signal ECG analysé requiert d'être indemne de tout artefact. C'est pourquoi la RCP doit être interrompue dès l'appui sur la touche analyse, dans le cas du DSA ou dès l'annonce vocale du début d'une période d'analyse, dans le cas d'un DA. Ce temps passé à faire autre chose que du massage cardiaque, appelé communément temps *« hands-off »* en anglais, ce traduit par une absence de massage cardiaque, donc un manque de perfusion coronarienne et donc du tissu myocardique mais également par une diminution des chances de défibrillation.

Durant la procédure de RCP avec utilisation d'un DAE, la durée d'analyse n'est pas le seul délai sans massage cardiaque. En effet, avant le choc on compte le délai entre la fin de massage cardiaque et le début réel de l'analyse de l'ECG non artefacté, le délai d'analyse, le délai de charge du condensateur mais également le délai entre la fin d'analyse (ou de charge) et le choc. Après le choc on compte le délai nécessaire à la reprise de la RCP par le sauveteur. Tous ces délais sont définis comme étant des temps *« hands-off »* péri-choc (c'est-à-dire pré- et post-choc).

La maîtrise parfaite et efficace de l'enchaînement successif des gestes de RCP afin d'assurer une perfusion du tissu myocardique est cependant difficile à atteindre même pour des personnes formées au secours de première urgence. Mise à part le manque de formation aux pratiques de réanimation cardiaque précoce, différents facteurs peuvent également intervenir : le stress et la panique que peut engendrer cet événement, la difficulté physique à maintenir la cadence des gestes lorsqu'un sauveteur est seul face à la victime, les conditions et l'environnement de l'accident.

Une première voie d'amélioration du DAE est de proposer un fonctionnement optimal pour tout public quel que soit l'environnement d'utilisation, combinant judicieusement, en un seul processus, les différents modules de détection embarqués afin de réduire les délais *« hands-off »*.

En l'absence de premier témoin ayant pratiqué de la RCP, les premiers gestes sont souvent admi-

nistrés par l'équipe de pompiers volontaires et/ou professionnels précédant l'équipe médicalisée. En France le délai d'intervention des équipes de secours est en moyenne de 10 min. Ce délai moyen est cependant incompatible avec la nécessité d'agir dans les 5 min après le collapsus de la victime. De plus l'information de temps écoulé entre le collapsus et les premiers gestes de secours effectués sur la victime en AC (appelé en anglais « *downtime* ») reste inconnue dès lors qu'aucune personne ne peut témoigner de l'heure de la chute de la victime en AC.

De récentes preuves cliniques ont montré que si la « *Ventricular Fibrillation* » (VF) est présente depuis peu de temps (< 4 min), la défibrillation immédiate est recommandée car elle est plus efficace que l'initiation de périodes de RCP [31]. Par contre, dans le cas contraire, pour des victimes présentant une VF prolongée (≥ 4 min), elles sembleraient avoir une chance de survie plus élevée si une période de RCP de 90 s (soit 150 compressions) précède la défibrillation. En effet, des études ont permis de montrer qu'une tentative de défibrillation sur une VF prolongée aboutit dans la majorité des cas à une asystolie, une activité électrique sans pouls (« *Electromechanical Dissociation* » (EMD)) ou une VF persistante : trois issues particulièrement résistantes aux traitements qui peuvent suivre [32, 33]. Dans ce cas précis, en privilégiant alors l'action de la RCP sur la circulation plutôt qu'une défibrillation immédiate, le processus de dégradation métabolique du myocarde (due au manque d'oxygène, à l'épuisement des substrats métaboliques, à la diminution du stock d'adénosine triphosphate (ATP), etc...) [34, 35] va tenter d'être ralenti voir inversé.

Actuellement, la connaissance du « *downtime* » reste cependant approximative voir même inconnue pour les équipes de premiers secours arrivées au côté de la victime, c'est pourquoi une deuxième voie d'amélioration du DAE est d'estimer automatiquement l'« âge » de la VF, ou en d'autres termes, prédire l'efficacité de défibrillation. Au terme de la période d'analyse du défibrillateur, lorsqu'il a détecté une VF, il doit être capable de recommander l'administration d'un choc électrique seulement si son efficacité est garantie, sinon des compressions cardiaques doivent être privilégiées. Ce protocole permettrait de réduire les tentatives de défibrillation « futiles » et ainsi le temps « *hand-off* ». Rappelons que l'interruption de la RCP durant chaque tentative de défibrillation contribue à augmenter le temps « *hands-off* ». Rappelons également que de multiples tentatives de défibrillation peuvent mener à des dommages du muscle cardiaque et à un dysfonctionnement myocardique post-réanimatoire [36, 37].

3.2 Étude bibliographique

3.2.1 Introduction

Un état de l'art détaillé a été réalisé sur le domaine spécifique de la prédiction du succès de la défibrillation. Concernant cette deuxième problématique du sujet de thèse, plusieurs questions peuvent se poser : La victime doit-elle être en premier lieu défibrillée ou la RCP doit-elle être pratiquée ? Existe-il un temps t optimal pour qu'une tentative de défibrillation réussisse ? Quels sont les paramètres morphologiques (fréquentiels ou autres...) sous jacents de l'ECG qui prédisent l'efficacité de défibrillation ?

De nombreuses études menées par diverses équipes de recherche aux États-Unis à Pittsburgh, Tucson, Columbus, Palm Springs ou encore en Autriche, Norvège, Royaume-Uni, etc... constituent l'état de l'art en la matière. Par analyse du signal ECG, ont été extraits plusieurs paramètres prédicteurs de l'issue du choc électrique. Ces paramètres non invasifs sont de différents types et sont plus ou moins discriminants. Les domaines exploités pour extraire de l'ECG des paramètres prédicteurs de l'issue de la défibrillation forment essentiellement 3 groupes et seront successivement abordés : le domaine temporel (qui fut l'approche initiale de cette problématique), le domaine fréquentiel par analyse en transformée de Fourier ou en transformée en ondelettes et la dynamique non-linéaire (par exemple la géométrie fractale). Un ou plusieurs paramètres judicieux extraits du signal ECG seront ainsi des marqueurs de décision d'une certaine méthode de prédiction : par analyse factorielle discriminante [38], par régression logistique [39, 40, 41], par programmation génétique [42], par réseau de neurones [43] ou encore par classification bayésienne, etc...

Dans cette étude bibliographique sont, dans un premier temps, présentés les paramètres prédicteurs puis dans un deuxième temps les méthodes de classification jusqu'ici appliquées à la problématique.

Les tableaux 3.1 et 3.2 récapitulent de manière plus exhaustive les performances atteintes par d'autres équipes de recherche ayant travaillé sur le sujet que ce soit sur le modèle humain ou le modèle animal. Les paramètres abordés dans l'état de l'art sont décrits plus précisément au chapitre 9.2 ou encore dans l'Annexe 6.

Cette étude bibliographique a également permis de rapporter plusieurs difficultés telles que la localisation particulière dans le plan temps-fréquence du signal ECG de VF en présence de RCP, la non stationnarité du signal, ou encore les dissimilarités entre les résultats obtenus sur le cochon et ceux obtenus sur l'homme.

3.2.2 Domaine temporel : l'approche initiale

Le mode de calcul des paramètres temporels est abordé au chapitre 9.2. Typiquement, les approches dans le domaine temporel sont appliquées afin de caractériser des événements spécifiques tels que la détection et la description d'ondes P, de complexes QRS ou d'ondes T dans l'ECG d'un rythme perfusé. Les rythmes perfusés sont, en quelque manière, déterministes : un terme souvent utilisé afin de décrire des signaux biomédicaux de nature quasi-périodique. L'onde de VF, cependant, ne montre pas clairement de signes caractéristiques de la quasi-périodicité. Les processus, relatifs à l'AC, changent avec le temps et la thérapie, et les paramètres décrivant ces processus changent par conséquent.

De premières recherches ont permis d'observer que l'onde de VF varie à la fois en amplitude et en fréquence et que ces variations semblent être en relation avec l'issue de l'AC. Les premiers efforts d'analyse de la VF se sont concentrés sur l'amplitude du signal, initialement mesurée comme étant la plus grande déviation pic-à-pic de l'ECG (« *the greatest peak-to-trough deflection* » en anglais) [32]. La VF d'amplitude inférieure ou égale à 0,2 mV a été cataloguée en tant que VF à fine maille (« *fine VF* » en anglais) et celle avec une amplitude supérieure à 0,2 mV en tant que VF à grosse maille (« *coarse VF* » en anglais) [32]. Les VF à fine maille sont habituellement associées à un délai « collapsus-début de la prise en charge » plus long et un taux de survie plus faible. Cependant de larges variabilités inter-patient existaient dans les valeurs de l'amplitude [78]. En effet, des facteurs extérieurs tels que la taille de la victime, la configuration de la poitrine, l'impédance transthoracique, mais également la position (position du vecteur principal de fibrillation relativement à la surface des électrodes) et la grandeur des électrodes, sembleraient limiter la fiabilité du paramètre amplitude en termes d'estimation de la durée de la VF ou de prédiction de l'issue du choc [79, 78]. Malgré ces limites, des publications plus récentes ont maintenu dans leur analyse l'amplitude de la VF et l'ont comparée ou combinée à d'autres paramètres [70, 45, 46, 48, 47, 50, 41, 65, 39]. La méthode d'évaluation de l'amplitude a également été revue comme étant la valeur pic-à-pic moyenne sur un certain intervalle de temps.

La moyenne est une statistique du premier ordre. Une statistique d'ordre 2, telle que la fonction d'autocorrélation, dans laquelle plus d'une amplitude du même signal est impliquée, permet ainsi d'analyser la relation entre les variations de l'amplitude du même signal en différents instants. En 2008, Sherman *et al.* ont comparé l'efficacité de leur paramètre « *Logarithm of the Absolute Correlations* » (LAC) à un autre paramètre emprunté à la géométrie fractale, le « *Scaling Exponent* » (ScE) [55]. Le paramètre LAC correspond au logarithme de l'aire sous le correlogramme pris en valeur absolue. Ce paramètre décroît en fonction du temps depuis l'initiation de la VF et montre une évolution similaire aux 3 phases de la VF [80, 81] à savoir :

- $<$ 5 min (phase électrique) : décroissance du paramètre LAC ;
- $<$ 9 min (phase circulatoire, durant laquelle une RCP serait efficace) : stabilisation du LAC ;
- $>=$ 9 min (phase métabolique durant laquelle la réanimation devient difficile) : décroissance du paramètre LAC.

Au terme de leur étude, ils ont conclu sur le fait que le LAC, tout comme le ScE mesure la rugosité de la VF, mais le LAC présente un avantage supplémentaire de conservation de son efficacité de prédiction pour des fréquences d'échantillonnage de l'ECG plus basses. Le paramètre LAC est ainsi aussi bien efficace à 1000 Hz qu'à 125 Hz, qui est la fréquence d'échantillonnage courante des équipements de défibrillation d'urgence en extrahospitalier.

La pente du signal ECG est aussi un paramètre du domaine temporel qui a permis d'analyser la morphologie de la VF. Pour le segment ECG analysé, la pente moyenne (« *Mean Slope* » (MS)) [47, 48] et la pente médiane (« *Median Slope* » (MdS)) ont ainsi été toutes deux évaluées [47, 48, 82, 65]. L'évaluation du MdS dans l'intervalle [10 ;22] Hz, à partir de VF humaines, a permis d'atteindre une sensibilité de 95% et une spécificité de 50%, soit une aire sous la courbe ROC (« *Area Under The ROC Curve* » (AUC)) de 0,863 [48, 82]. La valeur seuil de la pente médiane était de 0,969 $mV.s^{-1}$.

3.2.3 Domaine frequentiel

Transformée de Fourier

Le mode de calcul des paramètres fréquentiels est abordé au chapitre 9.2 ou encore dans l'Annexe 6. L'analyse fréquentielle de l'onde de VF requiert des outils plus sophistiqués que ceux utilisés jusqu'ici pour l'étude dans le domaine temporel. En effet, des ondes périodiques complexes peuvent être représentées par la somme de sinusoïdes de différentes amplitudes et fréquences : équation compliquée dans le domaine temporel qui est aisément simplifiée dans le domaine fréquentiel en passant par une transformée de Fourier. Les améliorations de la technologie des microprocesseurs a d'ailleurs permis ce passage en utilisant la méthode de la Transformée de Fourier Rapide (« *Fast Fourier Transform* » (FFT)). Dans le domaine fréquentiel, un certain nombre de paramètres sont extraits du spectre d'amplitude ou de puissance : la fréquence médiane (« *Median Frequency* » (MdF)), la fréquence dominante ou aussi appelée la fréquence du pic de puissance (« *Peak Frequency* » (PF)), l'énergie (« *Energy* » (E)), la platitude spectrale (« *Spectral Flatness* » (SF)), « *Spectral Edge Frequency* » (SEF), etc...

La fréquence médiane a été évaluée à partir de 1989 par Brown sur un modèle porcin de VF [78]. Le but de l'étude, était alors de voir si l'évolution de la fréquence médiane de la VF pendant l'AC pouvait être utilisée pour estimer le délai depuis l'initiation de la VF. Sur les 10 premières minutes de la VF induite, un modèle de l'évolution dans le temps de la fréquence médiane a été développé et la durée depuis l'initiation de la VF a pu être prédite avec une erreur moyenne de - 0,86 min avec 71,5% des prédictions dans l'intervalle de confiance à 95% du modèle [68]. En 1991, dans une étude impliquant 22 cochons, ils ont atteint pour une fréquence médiane de 9,14 Hz une sensibilité de 100% et une spécificité de 92,3%. Ils conclurent que si la fréquence médiane était inférieure à 9,14 Hz, la tentative de défibrillation échouerai et que l'usage de RCP combinée à des injections médicamenteuses étaient préconisées afin d'accroître la fréquence médiane [69]. Quelques années plus tard sur des données patients, ils ont étudié le pouvoir prédicteurs des paramètres fréquence médiane, fréquence dominante et amplitude pic-à-pic moyenne. C'est la fréquence médiane évaluée dans l'intervalle [3,86 ;6,12] qui atteint les meilleures performances 0,72, 100% et 47,1% pour respectivement l'AUC, la sensibilité et la spécificité [44].

En 1996, Strohmenger *et al.* ont introduit des travaux sur un modèle porcin d'AC avec réalisation de compressions cardiaques (à environ 80 bpm soit 1,33 Hz) et ont montré que la fréquence médiane évaluée dans la bande de fréquences [4,33 ;35] Hz était le paramètre spectral le plus prédicteur du succès de la défibrillation. Pour une valeur seuil de la fréquence médiane de 8,5 Hz, la sensibilité, spécificité, prédictivité positive et négative étaient tous de 100%. Rappelons que la prédictivité négative (*Valeur Prédictive Négative* (VPN)) est la proportion de chocs correctement prédits comme non efficaces, et que la prédictivité positive (*Valeur Prédictive Positive* (VPP)) est la proportion de chocs correctement prédits comme efficaces. Ce résultat a été obtenu après évaluation des paramètres fréquence médiane, fréquence dominante, « *Spectral Edge Frequency* », avant et durant les compressions cardiaques dans différentes bandes de fréquences ([3 ;35], [4,33 ;35], [5,66 ;35] [7 ;35] Hz) afin d'éliminer l'influence des harmoniques du massage cardiaque présents à 2,66 Hz, 3,99 Hz, 5,32 Hz et 6,65 Hz [70]. En 2001, Achleitner *et al.* s'intéressent à leur tour à l'influence de la RCP sur l'évolution de la fréquence médiane [71]. Il en a été déduit que sur un modèle porcin, 90 s à 3 min de RCP avant l'administration d'un choc électrique, améliore la valeur de la fréquence médiane, qui est, elle, positivement corrélée à la perfusion coronarienne. Cette étude n'a cependant pas porté sur la possibilité d'améliorer les chances de succès de la défibrillation lorsque les paramètres de la VF ou les mesures hémodynamiques croissent.

Les études du paramètre fréquence dominante semblent moins concluantes [70, 45, 46, 50, 47, 48],

bien que, sur la base de données humaines, Strohmenger *et al.* aient obtenu pour le paramètre fréquence dominante ($3 \leq$ FD $\leq 6{,}43$ Hz) évalué dans la bande de fréquence [0,3 ;30] une spécificité maximale de 46,27% pour une sensibilité de 100% par rapport aux autres paramètres étudiés (amplitude, fréquence médiane, « *Spectral Edge Frequency* ») [45]. Hamprecht *et al.* ont également obtenu de meilleurs résultats avec la fréquence dominante qu'avec l'amplitude moyenne ou encore avec la puissance [50].

Récemment, en 2002, Povoas *et al.* proposèrent un autre outil de prédiction du succès de la défibrillation [40] : l'analyse du spectre d'amplitude par l'évaluation du paramètre « *Amplitude Spectrum Area* » (AMSA). L'AMSA correspond à la somme de chaque amplitude du spectre pondérée par la fréquence correspondante. Pour un modèle porcin (10 cochons) l'AMSA a été évalué dans la bande de fréquences [4 ;48] Hz. Il a été observé qu'en-dessous du seuil de 21 mV.Hz le choc risquera d'échouer. Les valeurs de VPP et VPN étaient respectivement de 96% et 78% avec une sensibilité de 88% et une spécificité de 92%. Ces résultats sont meilleurs que ceux obtenus auparavant avec les paramètres : pression de perfusion coronarienne, amplitude moyenne ou encore fréquence médiane [83]. Quelques années plus tard, en 1997, la même équipe propose des résultats issus de la même méthode mais cette fois-ci appliquée à des données humaines (210 défibrillations provenant de 90 patients) et prédisent un retour à une circulation spontanée (« *Return of Spontaneous Circulation* » (ROSC)) avec une sensibilité de 91% et une spécificité de 97% pour une valeur d'AMSA de 12 mV.Hz évaluée dans la bande de fréquences [2 ;48] Hz [51]. Les mesures de performance VPP, VPN et AUC étaient respectivement de 95%, 97% et 0,99. En 2004, en appliquant l'AMSA à des données humaines, Eftestol obtient une sensibilité de 95% et une spécificité de 40%, et montra que le massage cardiaque a une influence positive sur l'AMSA [84].

Différents paramètres peuvent être complémentaires l'un l'autre et peuvent donc être combinés afin de produire un prédicteur plus robuste. Pour cela on a recours à des techniques d'analyse multivariée [65] comme l'analyse quadratique discriminante ou l'*Analyse en Composantes Principales* (ACP) [62, 85, 57] qui permet de générer un nouveau set de paramètres décorrelés. Ainsi, Eftestol *et al.* [62, 85] ont combiné plusieurs paramètres spectraux et sont parvenus à améliorer les résultats de prédiction. Suite à de multiples régressions logistiques Amann *et al.* ont déterminé un « index de survie à la défibrillation », combinaison linéaire des variables fréquence moyenne et amplitude pic-à-pic moyenne qui a permis d'atteindre une sensibilité de 89% et une spécificité et 86% [39]. L'analyse des courbes « *Receiver Operating Characteristic* » (ROC) a permis de déterminer le seuil optimal pour chaque paramètre : FREQ = 7,59 Hz, AMPL = 0,13 mV, SI = 6,84 avec un AUC respectivement de 0,85, 0,89, 0,90. Un autre « index de survie après hospitalisation » proposé par Monsieurs *et al.* en 1998 était fonction à la fois de l'âge du patient, de l'amplitude de la VF et du nombre de passages de la ligne de base (par seconde) du signal de VF [60]. Quant à Noc *et al.* en 1999, ils ont proposé un « score de prédiction de défibrillation » dérivé de l'amplitude et de la fréquence dominante de la VF [86].

L'analyse fréquentielle pour la prédiction de l'issue de la défibrillation est une méthode plus robuste et moins affectée par les facteurs externes. Il y a cependant avec l'analyse par transformée de Fourier certaines limitations. Cette technique n'est adaptée qu'à un signal aux propriétés statistiques stationnaires (c'est-à-dire qui ne change pas au cours du temps). Etant donné la détérioration physiologique qui a lieu dans le myocarde au cours d'un AC, cette condition n'est pas remplie dans le cas d'un signal de VF. Le spectre de Fourier est capable de donner des informations d'ordre global sur toute la durée du signal analysé mais il ne permet pas de localisation temporelle spécifique dans le signal. Pour ce faire, certaines équipes de recherche ont donc préféré évaluer les paramètres prédicteurs sur la base d'une analyse par transformée en ondelettes.

Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est capable d'extraire d'un signal des informations locales d'ordre à la fois temporel et fréquentiel. Le choix de l'ondelette peut se faire parmi un large panel d'ondelettes connues et bien caractérisées. Mathématiquement, la transformée en ondelettes est une convolution (produit scalaire « glissant ») de la fonction d'ondelette avec le signal. Si l'ondelette correspond à l'allure de la courbe pour une échelle et une localisation spécifique, il en résulte alors une large valeur des résultats de la transformée. Un outil adapté à l'exploitation des résultats de la transformée est le

scalogramme qui est une représentation en échelle de couleurs des coefficients d'énergie de l'ondelette en fonction du logarithme de la fréquence centrale de la bande passante de l'ondelette et du temps. Graphiquement, les zones sombres correspondent aux coefficients d'énergie d'ondelette élevés et les zones plus claires correspondent aux coefficients d'énergie d'ondelette plus faibles. Le scalogramme est le module au carré de la transformée. Il est une représentation quadratique interprétable en terme d'énergie tout en conservant les particularités de la transformée en ondelettes. Une équipe de recherche du Royaume-Uni s'est concentrée sur cette technique tout d'abord pour le modèle porcin puis pour le modèle humain [87, 88, 57, 58, 59]. Ainsi en 2004, Watson *et al.* ont comparé l'efficacité de plusieurs paramètres évalués dans la bande de fréquence [1 ;12] Hz du scalogramme : fréquence dominante, énergie, fréquence moyenne, platitude spectrale et entropie. Sur des données humaines, les meilleurs résultats ont été obtenus avec le paramètre entropie : spécificité de 60%, sensibilité de 91% et AUC de 0,82 [57]. La spécificité de 60%, signifie qu'il aurait été recommandé une solution alternative au choc électrique pour 469 des 781 chocs sans succès. Cette même base de données avait été exploitée précédemment en 2000 par Eftestol, qui avait obtenu à partir d'une combinaison des 2 premières composantes principales décorrélées $[v_{PCA1}, v_{PCA2}]$ obtenues par ACP, une sensibilité de 92% et une spécificité de 42% [62]. La spécificité de 42%, signifie qu'il aurait été recommandé une solution alternative au choc électrique pour 328 des 781 chocs sans succès. Les résultats issus de l'analyse en transformée en ondelettes sont meilleurs que ceux obtenus précédemment par analyse de Fourier de la même base de données. Un peu plus tard, Watson *et al.* [59] ont comparé leur paramètre entropie de l'ondelette baptisé sous le nom de *« Cardioversion Outcome Prediction »* (COP) à trois autres paramètres : fréquence médiane, énergie, AMSA. Le COP a montré une amélioration de 10 à 20% des performances avec une spécificité de 66% et sensibilité de 95%, spécificité de 61% et sensibilité de 97%, spécificité de 56% et sensibilité de 98% pour des sets de données limités respectivement aux 3, 6 et 9 premiers chocs par patient [58, 59].

3.2.4 Dynamique non-linéaire

Le mode de calcul des paramètres de la dynamique non-linéaire est abordé au chapitre 9.2 ou encore dans l'Annexe 6. Depuis des décennies d'étude conventionnelle, la VF a été considérée comme une onde aléatoire (ou stochastique). Plus récemment, des mathématiciens et physiciens ont étudié le signal de VF et ont suggéré que la VF est un motif complexe non-linéaire, formé par l'amoncellement de spirales d'activité électrique (vortex ou rotors), qui se déplacent le long du myocarde [89, 90, 91, 92]. La dynamique non-linéaire et la « théorie du chaos » ont été appliquées afin de déterminer si la VF est réellement non-linéaire (et peut-être mathématiquement chaotique) ou s'il s'agit simplement d'un processus stochastique.

La « théorie du chaos » est basée sur le concept selon lequel un phénomène qui apparaît désordonné et aléatoire peut être produit par des mécanismes déterministes caractéristiques de systèmes non-linéaires. La particularité des systèmes non-linéaires, comparés aux systèmes linéaires, est que de moindres changements dans les conditions initiales du système va changer considérablement son devenir ensuite. Ce qui a été introduit par Lorenz par le concept d'effet papillon.

La définition du chaos est loin d'être universellement acceptée. Dans le domaine de l'analyse de l'onde de VF, il a été suggéré qu'un système suit les théories standards du chaos, s'il présente les 3 caractéristiques énoncées ci-contre. Premièrement, le système doit être déterministe (non aléatoire) et dynamique (dans un état de mouvement). Deuxièmement, il doit avoir une dépendance sensible aux conditions initiales. Troisièmement, un système chaotique doit avoir un attracteur (ou ensemble limite) qui est un espace vers lequel le système évolue de façon irréversible en l'absence de perturbation. Ceci se réfère simplement au point vers lequel le système évolue au fil d'une certaine période de temps. Les travaux de Kaplan et Cohen ont montré que la VF ne remplissait pas le troisième et dernier critère requis et ont donc suggéré que la VF présente des caractéristiques similaires à un signal aléatoire non-chaotique [93]. Deux autres publications ont discuté cette conclusion de Kaplan et Cohen [94, 95]. Yu *et al.* ont d'ailleurs montré que la VF initiée depuis peu contient à 80-90% une composante déterministe (non aléatoire).

Les difficultés pratiques d'une telle forme d'analyse sont liées à la puissance et au temps de calcul requis et aussi à la nécessité d'utiliser des signaux propres non filtrés.

Callaway, Sherman, Menegazzi, d'une équipe de recherche aux Etats-Unis se sont penchés sur le sujet [96, 73, 53, 97]. Leur choix de mesure du degré d'organisation d'un système chaotique s'est porté sur l'exposant d'échelle ScE qu'ils ont appliqué au signal de VF. En effet, la dimension fractale d'auto-similarité est une mesure dérivée de la dynamique non-linéaire qui fournit une description quantitative de la morphologie d'un signal. Il existe plusieurs estimées de cette dimension fractale, comme l'exposant de Hurst ou l'exposant d'échelle, qui lui, est linéairement lié à l'exposant de Hurst, mais est plus facile à évaluer. L'exposant d'échelle caractérise ainsi la structure du signal de VF (sa rugosité ou son caractère lisse), et ceci indépendamment de l'amplitude du signal. L'exposant d'échelle a une valeur comprise dans l'intervalle [1 ;2] : de faibles valeurs indiquent un haut degré d'organisation du signal de VF. Sur le modèle animal ou humain il a été montré que l'exposant d'échelle croît avec la durée de la VF. De plus pour des patients sur lesquels les tentatives de défibrillation ont échoué, l'exposant d'échelle a montré des valeurs significativement plus élevées [96, 53]. Il semblerait qu'une augmentation de l'organisation est associée à un accroissement du succès de la défibrillation, mais que cette organisation dégénère avec le temps [53]. En d'autres termes, une faible valeur de ScE est associée à une plus grande chance de succès de défibrillation. Les performances obtenues en évaluant le ScE ont été comparés à celles obtenues en évaluant la fréquence médiane et l'amplitude moyenne quadratique (« *Root Mean Square Amplitude* » (RMSA)) [53]. Les AUC obtenus pour prédire l'efficacité du premier choc, le retour à une circulation spontanée et la survie en sortie d'hospitalisation sont : (0,70 ;0,71 ;0,84) pour le ScE, (0,53 ;0,53 ;0,51) pour la fréquence médiane et (0,75 ;0,71 ;0,84) pour le RMSA. En 2004, Menegazzi *et al.* ont déterminé sur un modèle porcin, un seuil de ScE à 1,20, en-deçà duquel il serait hautement recommandé de choquer [97].

3.2.5 Méthodes de classification

Après les premières étapes de pré-traitement/filtrage du signal de VF et d'extraction des paramètres prédicteurs de l'efficacité du choc, suit l'étape de classification. Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des observations au préalablement décrites par des paramètres. Ces méthodes conviennent en particulier au problème de la prise de décision automatisée, telle que dans notre cas la prédiction d'efficacité ou non d'un choc électrique. Un système d'apprentissage doit alors, à partir de cet ensemble de description des observations, extraire une procédure de classification qui, au vu d'une nouvelle observation, devra décider du classement. Le problème est donc un problème inductif, il s'agit en effet d'extraire une règle générale à partir de données observées. La procédure générale doit classifier correctement les observations d'apprentissage mais surtout avoir un bon pouvoir prédictif pour classifier correctement de nouvelles observations.

Les méthodes utilisées par les systèmes d'apprentissages sont très nombreuses : analyse discriminante, régression logistique, machines à vecteurs supports (« *Support Vector Machine* » (SVM)), réseaux de neurones, programmation génétique, arbres de décisions, etc...

Nous allons nous intéresser plus particulièrement aux travaux basés sur la théorie de décision bayésienne. Une équipe norvégienne, Eftestol *et al.* sont les premiers à avoir calculé la probabilité de ROSC, P_{ROSC}, à partir de paramètres ou combinaisons de paramètres prédicteurs extraits de la VF [62, 85]. A partir de 4 paramètres issus du spectre de densité de puissance de VF (fréquence médiane, fréquence dominante, platitude spectrale, énergie), 4 nouveaux paramètres décorrelées sont obtenus par ACP. Au total sont exploitées 15 différentes combinaisons possibles de paramètres originaux ainsi que 15 différentes combinaisons possibles de paramètres décorrelés. A chacune des observations décrites par ces vecteurs de paramètres est attribuée une appartenance à une des 2 classes ω_1 = ROSC et ω_2 = Non-ROSC. Sur la base de 868 chocs issus de 156 patients, ils ont obtenu les meilleures performances en sensibilité de 92% et en spécificité de 42%, à partir du couple de paramètres $\overrightarrow{v} = [v_{PCA1}, v_{PCA2}]$, correspondant aux 2 premières composantes principales décorrélées obtenues par ACP [62]. Cette méthode semble présenter un intérêt majeur qui est d'exprimer une information multidimentionnelle d'un segment de VF, en une simple et unique variable qu'est la probabilité de succès de défibrillation. Cependant, un point négatif, non négligeable est à noter : leur méthode d'estimation de la densité de probabilité par une somme de gaussiennes est statistiquement incorrecte. En effet, leur représentation en 2D de la probabilité de $\overrightarrow{v} = [v1, v2]$ sachant le ROSC ($P_{ROSC}(\overrightarrow{v}) = P(\overrightarrow{v}/ROSC)$) en

fonction des valeurs des deux paramètres v_1 et v_2 est un histogramme normalisé. Ils considèrent que cet histogramme, obtenu par simple comptage des segments de VF choqués correspondant aux valeurs des paramètres (v_1, v_2), permet de calculer la densité de probabilité conditionnelle (approximation discrète de la densité). Puis pour avoir une représentation plus lisse, ils remplacent chaque barre de l'histogramme par une gaussienne plus ou moins large. C'est ainsi qu'ils considèrent estimer la densité de probabilité conditionnelle par une somme de gaussiennes. Pour l'estimation d'une densité de probabilité, il existe cependant un certain nombre d'algorithmes standards, plus formalisés et plus justifiés théoriquement. Nous allons aborder ceci au chapitre 9.4. Dès 2004, les études publiées par Watson *et al.* s'inspirent également de cette technique pour l'étude de la VF par la transformée en ondelettes [57, 58, 59]. En 2005, la collaboration de Yang et d'Eftestol *et al.* a mené au développement d'une prédiction basée sur un modèle probabiliste de réseaux de neurones [43].

Gundersen *et al.* [65, 66] du même laboratoire qu'Eftestol ont mis en évidence la présence d'effets aléatoires influençant les performances de prédiction de l'efficacité de défibrillation. Sur la base d'un calcul de la probabilité de ROSC et en prenant en compte 5 facteurs péri-AC ils ont proposé un modèle afin d'expliquer les variations inter-patients. En prenant en compte les 5 facteurs péri-arrêt cardiaque (âge, sexe, rythme initial, présence de témoin, temps d'action des premiers secours) l'amélioration de prédiction du modèle ne fut pas significative. D'autres facteurs péri-AC (poids, taille de la poitrine, placement des électrodes, impédance transthoracique, antécédents médicaux, lieu de l'AC, etc...) doivent être explorés. Ils ont également montré que la prise en compte des variations intra-patient conduit à une amélioration de la précision de prédiction du modèle. En effet, lorsqu'une cohorte de patients est suivie au fil du temps, on parle de données longitudinales. Ces données ne sont pas indépendantes et ils proposent ainsi l'utilisation de modèles statistiques appropriés tels que les modèles à effets mixtes. L'algorithme repose sur des paramètres prédictifs exploités déjà dans d'autres études (pente moyenne, pente médiane, COP, AMSA, fréquence médiane, amplitude moyenne, etc...). Pour chaque choc l'algorithme réestime la relation établie entre la probabilité de ROSC et les paramètres prédicteurs, ceci en incluant l'information des chocs déjà administrés. L'étude a également ses limitations rendant l'application clinique actuellement impossible. Une des limitations majeures est la nécessité d'informer correctement et en temps-réel l'algorithme sur l'issue du choc précédant (présence de pouls dans les 60 s après le choc).

3.2.6 Difficultés de l'étude

La constitution de bases de données (caractérisées et annotées) d'enregistrement ECG d'humains en AC présentant des VF est une tâche difficile et de longue haleine. C'est pourquoi les premières études menées sur le sujet ont généralement été appliquées au modèle porcin. Dans une optique continuelle de réduction du temps de pause durant la réanimation, de nouvelles méthodes ont vu le jour : elles visent à analyser le signal ECG simultanément aux compressions cardiaques administrées. Cependant les premières méthodes de prédiction d'efficacité du choc en présence de massage cardiaque, établies sur le modèle porcin, n'ont pas été transposées avec succès au modèle humain. Il a été observé que les procédures de filtrage du massage cardiaque altèrent le caractère prédictif des paramètres extraits et dégradent donc les performances des algorithmes de prédiction du modèle humain [39, 82, 98, 99, 100, 101]. En effet, le spectre de fibrillation de l'homme par rapport à celui du cochon, se trouve décalé dans les fréquences plus basses, rendant ainsi plus difficile la séparation des composantes fréquentielles de la VF et du massage cardiaque (typiquement à 80 bpm = 1,33 Hz). En exploitant la bande de fréquences de l'ECG [10 ;26] Hz, l'équipe de Neurauter a ainsi voulu palier à cet inconvénient introduit par le processus de filtrage des artefacts de RCP [49]. Une autre technique, celle du N(α)-histogramme développée par Amann *et al.* ne nécessite aucune procédure de filtrage du massage cardiaque et en ce sens semble donc être supérieure aux autres techniques [102, 72]. L'analyse par N(α)-histogramme est empruntée à la dynamique non-linéaire, méthode (appelée également SIM pour « *Scaling Index Method* » en anglais) qui permet une analyse indépendante non seulement du massage cardiaque, mais aussi de l'amplitude du signal ECG. L'inconvénient majeur de cette méthode est cependant son temps de calcul.

L'état de l'art met en évidence plusieurs difficultés : les dissemblances entre les résultats obtenus sur le cochon et ceux obtenus sur l'homme ou encore la superposition au signal ECG des effets de perturbations extérieures telles que les compressions cardiaques. D'autres facteurs influencent et compliquent l'analyse de l'ECG dans le but de prédire la durée de la VF et/ou l'efficacité du choc électrique. Il a été montré que la coexistence de maladies structurales cardiaques ou d'insuffisances cardiaques influence le signal de VF. En effet, tout d'abord Carliste *et al.* en 1990 ont étudié sur le modèle canin, l'analyse dans le plan fréquentiel de VF d'étiologie variée [103]. En 2006, Indik *et al.* a émis l'hypothèse qu'un infarctus aigu du myocarde pouvait altérer le contenu fréquentiel de la VF [75]. En induisant une VF à des rats pour lesquels 6 semaines plut tôt l'artère coronaire proximale gauche avait été ligaturée dans le but de provoquer un infarctus du myocarde, il a été observé une alteration des paramètres : amplitude, fréquence médiane, fréquence dominante et largeur de bande. Ces conclusions ont été émises par rapport à l'évaluation des mêmes paramètres sur des rats de contrôle. Cette étude a été réitérée par Indik *et al.* en 2007, cette fois-ci sur le modèle porcin (11 cochons avec infarctus aigu du myocarde induit par occlusion de l'artère antérieure descendante gauche et 16 cochons de contrôle) [104]. Les signaux de VF ont été analysés en évaluant les paramètres : amplitude, fréquence moyenne, fréquence médiane, fréquence dominante, bande de fréquences. Les résultats ont permis d'établir que la VF durant un infarctus du myocarde avec obstruction coronarienne a un contenu fréquentiel et une évolution temporelle altérés en comparaison à la VF sans obstruction coronarienne sous-jacente. Pour les animaux ayant eu une obstruction coronarienne, la VF a un contenu fréquentiel plus large, une amplitude plus faible et des caractéristiques fréquentielles (fréquence dominante et médiane) d'évolution différente dans le temps. Quelques années plus tard, en 2008, Sherman *et al.* montrent par analyse des paramètres : LAC, pente médiane, vélocité angulaire et AMSA, qu'une VF produite par ischémie suite à une occlusion de l'artère antérieure descendante chez le cochon diffère de celle induite électriquement [105, 56]. Pour les 4 paramètres évalués, une différence significative a été mise en évidence entre les VF induite électriquement et les VF produite par ischémie. Les références [105, 56] étant des résumés présentés à l'« *American Heart Association* » (AHA) 2008, les détails de chacune des études n'ont pas été plus amplement exposés. L'équipe norvégienne d'Olasveengen *et al.* en collaboration avec Eftestol se sont à leur tour penchés sur la question de validité des paramètres prédicteurs de l'efficacité du choc [106, 64]. Sur la base de données humaines, ils ont confirmé les conclusions obtenues par Indik *et al.* sur le modèle animal : une cardiopathie ischémique altère les caractéristiques de l'onde d'une VF. De plus, une ischémie aiguë semble avoir un impact plus large sur les caractéristiques de VF, qu'une ischémie chronique et qu'une défaillance cardiaque.

La coexistence de maladie structurale cardiaque ou d'insuffisance cardiaque influenceraient donc le signal de VF. D'autres facteurs encore agissent sur le pouvoir prédicteur de paramètres extraits de l'ECG. Une position incorrecte des électrodes altère l'amplitude [69] mais également l'AMSA et la pente du signal [61]. Ou encore récemment en 2008, Shvedko *et al.* ont tenté d'évaluer l'influence de l'activité des muscles squelettiques sur les propriétés temporelles et fréquentielles de la VF [107]. En effet, l'activité musculaire constitue une source non négligeable d'activité bioélectrique qui contamine l'ECG et biaise les mesures réalisées sur l'ECG. Alors que cette contribution des muscles squelettiques a déjà été très bien étudiée dans le cas d'un rythme sinusal, pour lequel les ondes peuvent être distinguées clairement des artefacts, la contribution potentielle de ces muscles pendant une VF n'a encore jamais été étudiée. Pour finir, l'influence d'une mise en hypothermie a fait état de plusieurs études, mais les mécanismes électrophysiologiques de l'hypothermie sont actuellement encore mal compris. Menegazzi *et al.* en 2009 [108], ont supposé que l'induction d'une hypothermie dès le début de la RCP pourrait accroître le taux de retour à une circulation spontanée. Ils sont parvenus à démontrer cette hypothèse sur un modèle porcin. L'hypothermie avait un effet sur l'évolution des paramètres prédicteurs tels que le ScE, la vélocité angulaire, le LAC, l'AMSA et la pente moyenne.

3.2.7 Conclusion

Notre compréhension de la forme de la VF a progressé considérablement durant les deux dernières décennies. Alors que son origine et sa description mathématique restent encore incertaines, nous avons actuellement une meilleure connaissance des processus physiologiques et biochimiques sous-jacents lors

d'un AC et nous sommes en train de corréler ceci à l'onde électrique.

Une profusion d'informations peut être obtenue de l'onde de VF et a été utilisée pour estimer la durée de l'AC, pour prédire le succès de la défibrillation, pour indiquer le moment opportun de la défibrillation avec succès et pour suggérer l'administration de traitements supplémentaires, tels que la RCP ou l'injection de médicaments. Plusieurs techniques ont été développées afin d'analyser le signal de VF et d'en extraire des informations et la plupart ont démontré leur efficacité sur le modèle porcin. Cependant la transposition de ces méthodes au modèle humain ne fournit pas forcément les mêmes performances. La tâche est donc d'affiner ces techniques, en utilisant des données humaines afin de produire un outil bénéfique en intervention réelle de réanimation d'urgence avec utilisation d'un DAE.

Des paramètres de prédiction de l'efficacité de la défibrillation telle que l'AMSA ou encore le COP issu d'une analyse en ondelettes, ont été implémentés dans des DAE actuellement commercialisés. Des études menées par Bisera, Tang et Weil ont permis à Philips d'implémenter le paramètre AMSA dans les défibrillateurs de la gamme HeartStart FRx. Quant aux défibrillateurs de CardioDigital Ltd, récemment racheté par Covidien, ils contiennent la technologie COP^{TM}, un outil de prédiction de l'issue du choc basé sur une analyse en ondelettes. L'équipe d'Addison avait notamment publié les résultats obtenus avec le COP.

TABLE 3.1 – Etude bibliographie sur le modèle humain de prédiction d'efficacité de défibrillation.(*) résultat donné sous la forme de moyenne de Se, Sp, VPP et VPN. (**) analyse en ondelettes.

Réf.	Nbr. ind.	Nbr. chocs	ERC(E) AHA(A)	Fe (Hz)	Durée analyse (s)	Prédicteurs	AUC	Se,Sp (%)
Brown *et al.* 1996 [44]	55	128	-	64	4	(CF,PF)	-	100,47
						CF	0,72	-
						PF	0,70	-
						MA	0,52	-
						MPtPA	0,53	-
Strohmenger *et al.* 1997 [45]	26	154	A 1992	100	3 et 12	PF(12 s)	-	100,46
						MdF		
						SEF		
						MaxA-MinA		
Strohmenger *et al.* 2001 [46]	89	594	E 1998	100	3 et 9	MaxA-MinA(3 s)	-	73,67
						PF(3 s)	-	81,51
						MdF(3 s)	-	78,52
						SEF(3 s)	-	44,76
Neurauter *et al.* 2007 [47]	**40**	**40**	E 2000	500	2,5	MA,MPtPA,MS,MdS	Estimation du	
						MP,PF,CP		
						CF,E,PSA	*« downtime »*	
Neurauter *et al.* 2007 [48]	197	770	E 2000	500	2,5	MdS	0,86	95,50
						PSA	-	95,55
						MA,MPtPA,MS		
						MP,PF,CP,CF,E		
Neurauter *et al.* 2008 [49]	192	550	E 2000	500	2,5	PtPA,MS,MdS		
						PSA		
Hamprecht *et al.* 2001 [50]	54	-	-	120	-	PF	-	76*
						MA	-	72*
						VFpower	-	71*
Ristagno *et al.* 2007(résumé)[51]	90	210	-	-	4,1	AMSA	-	91,97
Lin *et al.* 2010 [52]	**155**	**155**	01/2001 à 12/2006	200	10	AMSA	0,63	-
						DFASlope2	0,65	-
						MA,RMSA		
						PF,MF,MdF		
						DFASlope1,ScE		
Callaway *et al.* 2001 [53]	222	**75**	02/1992 à 01/1998	400	5,12	ScE	0,70	-
						CF	0,53	-
						RMSA	0,75	-
Sherman *et al.* 2009(résumé)[54]	298	683	-	-	5	LAC	0,65	-
						MS	0,73	-
						AMSA	0,72	-
						AV	0,72	-
						COP	0,69	-
						FR	0,73	-
Sherman *et al.* 2008 [55]	158	-	2000 à 2007	200	6	LAC	0,77	-
						ScE	0,57	-

Réf.	Nbr. ind.	Nbr. chocs	ERC(E) AHA(A)	Fe (Hz)	Durée analyse (s)	Prédicteurs	AUC	Se,Sp (%)
Sherman *et al.* 2008(résumé)[56]	165	165	-	-	6	LAC	0,76	-
Watson *et al.* 2004 [57]	110	868	E 1992	-	10	COP** PF,E,MF,SF**	-	91,60
Watson *et al.* 2005 [58]	110	878	E 1992	-	5	COP MdF ScE AMSA	- - - -	97,63 90,42 94,12 94,56
Watson *et al.* 2006 [59]	110	878	E 1992	-	5	COP AMSA	-	95,66
Monsieurs *et al.* 1998 [60]	100	100	1991 à 1995	-	4	Indice survie= f(PtPA,Age,) Nb. passage par 0)	-	86,73
Podbregar *et al.* 2003 [42]	43	203	03/1998 12/2000	100 à	3	Prog. génétique= f(MaxA-MinA,E, Hurst exp.)	-	100,97
Indik *et al.* 2008 [61]	45	-	2000	-	4,1	MF,MdF,PF Bandwidth AMSA,MdS A,MdS/A.		
Eftestol *et al.* 2000 [62]	156	868	-	-	-	(CF,PF) (pc1,pc2) SF,E	- -	92,27 92,42
Eftestol *et al.* 2005 [63]	136	589(test) 868(train)	02/1996 à 02/1998	100	4	(pc1,pc2) (pc1,pc2)	0,80 0,87	- -
Yang *et al.* 2005 [43]	83	48(test) 150(train)	02/1996 à 02/1998	100	1	Réseau de neurones	-	84,65
Olasveengen *et al.* 2009 [64]	101	-	-	125	1	AMSA,CF,PF E,MS	Evolution des paramètres	
Gundersen *et al.* 2008 [65]	176	-	03/2002 à 10/2003	500	4	AMSA,MS,MdS COP,MA,CF		
Gundersen *et al.* 2008 [66]	-	-	04/2002 à 08/2005	200	4	MS MdS COP AMSA	0,86 0,87 0,85 0,84	- - - -
Endoh *et al.* 2011 [67]	152	233	A 2005	200	1	CWT[3 ;10] CF CWT[1 ;3] CWT[10 ;32] PF,CF,AMSA Entropie approximée ScE,DFA	0,73 0,77	66,61 76,62

TABLE 3.2 – Etude bibliographie sur le modèle animal (C=cochon, R=rat) de prédiction d'efficacité de défibrillation. (***) VPN, VPP.

Réf.	Nbr. ind.	Type animal	Fe (Hz)	Durée analyse (s)	Prédicteurs	AUC	Se,Sp (%)
Dzwonczyk *et al.* 1990 [68]	11	C	128	4	MF	Estimation du *« downtime »*	
Brown *et al.* 1991 [69]	22	C	64	4	MF	-	100,92
Strohmenger *et al.* 1996 [70]	14	C	100	3	MdF PF,SEF MaxA-MinA	-	100,100
Amann *et al.* 2002 [39]	64	C	1000	10	SI=f(FREQ,AMPL) FREQ AMPL	0,9 0,85 0,89	89,86 - -
Achleitner *et al.* 2001 [71]	30	C	1000	10	PtPA MF		
Amann *et al.* 2001 [72]	20	C	1000	10	N(alpha) param. MF	- -	94,96 82,89
Hamprecht *et al.* 2001 [41]	25	C	1000	10 10 5	VFpower MF PtPA	- - -	98,98 85,83 95,90
Povoas *et al.* 2002 [40]	24	C	300	5	AMSA	-	96,78(***)
Callaway *et al.* 2000 [73]	9	C	200	5,12	ScE CF	Evolution des paramètres	
Sherman *et al.* 2006 [74]	45	C	-	5	FR($\frac{[8,24]}{[3,5]}$) FR($\frac{[6,24]}{[3,5]}$) FR($\frac{[9,24]}{[4,6]}$) MF AV	0,91 0,89 0,88	- - -
Sherman *et al.* 2008 [55]	44	C	1000 (et 125)	5	LAC ScE	0,71(0,75) 0,76(0,62)	- -
Sherman *et al.* 2008(résumé) [56]	20	C	-	5	LAC	0,80	-
Indik *et al.* 2006 [75]	19	R	2000	4,1	A MdF PF Bandwidth	Evolution des paramètres	
Indik *et al.* 2009 [76]	60	C	2000	4,1	AMSA MdS		
Indik *et al.* 2010 [77]	20	C	125	8,2	AMSA MdS		

Deuxième partie

Bases de données

Chapitre 4

Généralités : acquisition et validation

Ce chapitre aborde tout d'abord des généralités sur les modes d'acquisition (défibrillateurs Schiller Médical SAS et Holters) utilisés pour acquérir les signaux *Électrocardiogramme* (ECG) de nos bases de données. En effet, l'acquisition des données constitue une étape indispensable sans laquelle la conception d'algorithmes de décision/prédiction serait impossible. Puis, par la suite, sera introduite la méthodologie nécessaire à l'évaluation et à la comparaison des performances des modèles de décision/prédiction.

4.1 Modes d'acquisition

4.1.1 Signaux SAED des DSA Schiller Médical

4.1.1.1 DSA Fred® et Fred Easy® Schiller Médical

Les appareils « *First Responder External Defibrillator* » (Fred)® et Fred Easy® (FE) 2G de Schiller Médical (figure 4.1) comportent deux éléments principaux : un défibrillateur et un système d'analyse informatique de l'ECG.



Fig. 4.1 – Les DSA Fred® et Fred Easy® 2G de SCHILLER Medical SAS.

De manière plus précise, ces DAEs sont composés :
- d'un système d'analyse informatique de l'ECG de la victime, permettant de détecter une « *Ventricular Tachycardia* » (VT) ou une « *Ventricular Fibrillation* » (VF) et de la traiter à l'aide d'un choc de défibrillation ;
- d'un système d'analyse informatique de la variation d'impédance (*Variation d'impédance transthoracique* (dZ)) de la victime, permettant de détecter l'éventuelle présence de respiration spontanée de la victime ou encore de mouvements dus aux gestes de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) (massage cardiaque et/ou ventilation) ;
- d'un support mémoire amovible permettant de stocker les données et donc l'analyse et la vérification *a posteriori* des conditions de mise en œuvre du *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) ;

- d'un accumulateur de charge (batterie) ;
- d'un système permettant la délivrance de messages sonores qui guident ainsi l'utilisateur pendant l'intervention ;
- des électrodes de défibrillation auto-adhésives qui sont collées en position sterno-apicale (dite « sternum-apex ») (figure 4.2) sur le patient et suivant un axe du triangle d'Einthoven, en l'occurrence en dérivation frontale II. Ces électrodes sont pré-enduites de gel conducteur afin de faciliter le passage du courant et de diminuer le risque de brûlure de la peau. A l'emplacement des électrodes, la peau des sujets devrait cependant être soigneusement nettoyée et rasée pour obtenir le meilleur contact électrique possible. Ces électrodes ont pour double fonction de capter/transmettre l'activité électrique cardiaque à l'analyseur du défibrillateur et de délivrer le choc électrique ;
- d'un écran qui affiche des messages confirmant ainsi les messages sonores et qui à la demande peut également afficher l'ECG acquis par les électrodes ;
- de deux à trois boutons, facilement repérables qui permettent de mettre en fonction l'appareil, de lancer une analyse du rythme cardiaque et/ou d'administrer un choc électrique. Le nombre de boutons va dépendre du degré d'automatisation du DAE. Son fonctionnement est dit « semi-automatique » DAE lorsqu'il requiert l'intervention de l'utilisateur pour administrer le choc recommandé par l'appareil. L'indication de délivrance du choc, la charge du condensateur et le choix de l'intensité sont gérés automatiquement par le DAE.

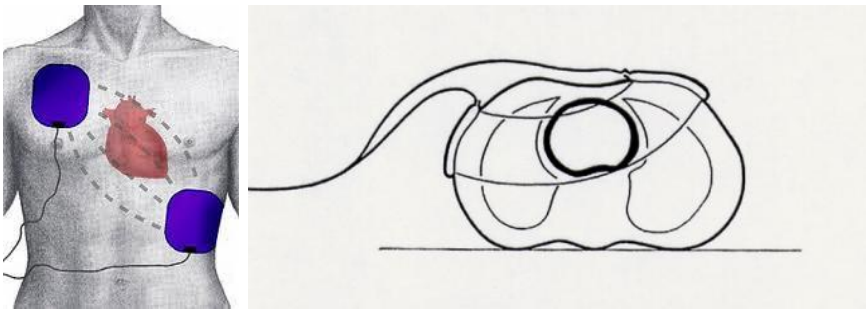


Fig. 4.2 – Positionnement sterno-apical des deux électrodes de défibrillation et passage de l'onde électrique.

L'onde électrique de nature biphasique sur la plupart des modèles récents présents sur le marché a permis d'améliorer l'efficacité de la défibrillation et de réduire l'énergie délivrée (de 200-360 J (monophasique) à 130-200 J (biphasique)), permettant ainsi d'augmenter le nombre de chocs possibles à taille de batterie constante. Notons que le DAE FE délivre une impulsion de défibrillation biphasique pulsée Multipulse Biowave®. A présent une défibrillation ne demande, en moyenne, qu'un tiers de l'énergie auparavant nécessaire avec une impulsion monophasique. Ce nouveau type de réanimation « en douceur » permet d'escompter de meilleures chances de survie en cas d'arrêt cardio-circulatoire en milieu préhospitalier.

Pour ce qui concerne ses capacités d'analyse, le DAE doit être fiable, c'est-à-dire sensible (ne pas méconnaître d'arythmie ventriculaire grave) et spécifique (ne pas proposer de défibrillation en l'absence d'arythmie ventriculaire grave). Le personnel médical va préférer une sensibilité élevée alors que l'industriel au nom du « principe de précaution », va porter autant d'importance à une spécificité élevée.

4.1.1.2 Signaux SAED

Le DAE stocke, sur une mémoire externe, un support de mémoire amovible de 16 Mo au minimum, des données concernant le tracé ECG et le tracé dZ ; signaux qui seront par la suite désignés par « signaux SAED ».

Des informations additionnelles sont enregistrées, telles que :

- le nombre de chocs, leur énergie (sélectionnée/délivrée), leur intensité et l'impédance du patient ;
- les différents évènements d'appui sur les touches de l'appareil (mise sous tension, demande d'analyse, délivrance du choc, etc...) ;
- les informations liées aux algorithmes de détection de rythme à choquer ou de mouvements (massage cardiaque, respiration, artefacts, etc...) ;
- les défauts de fonctionnement (batterie faible, mauvaise connexion des électrodes, etc...) ;
- etc...

En fin d'intervention ces données sont ensuite transmises à un serveur de données du service médical de rattachement. Cette transmission de données est réalisée grâce au logiciel de gestion Life Data Net® et une connexion Ethernet. Après chaque intervention il est donc possible de récupérer via Life Data Net® les fichiers binaires des signaux SAED avec pour marqueurs les évènements enregistrés par le DAE.

Les événements sont stockés dans un fichier d'extension .evt et sont codés sur 22 octets. Le premier octet permet d'identifier le type d'événement (Mise sous tension, Appui sur la touche analyse, Mouvement, Défaut électrodes, etc...). Le second octet représente le paramètre de l'événement. Par exemple, dans le cas d'un événement de type « Mouvement », ce deuxième octet représente soit un « Début de mouvement » soit une « Fin de mouvement ». Un mouvement étant soit un massage cardiaque, soit une respiration. Dans la suite des octets on retrouve la date à laquelle l'événement s'est produit.

Pour le FE 2G, l'ECG est échantillonné à 500 Hz, codé sur 8 bits et a une résolution de 20 μV/« *Least Significant Bit* » (LSB), quant au signal dZ il est échantillonné à 250 Hz et est codé sur 8 bits.

La capacité qu'à la poitrine à s'opposer au flux de courant électrique s'appelle l'impédance transthoracique. Dans le FE 2G, le signal permettant de mesurer l'impédance transthoracique est un signal sinusoïdal de fréquence de 23 kHz, envoyé à travers la première électrode puis récupéré à la sortie de la deuxième électrode.

L'impédance transthoracique dépend de l'anatomie de la poitrine mais également d'un certain nombre d'autres facteurs, tels que :

- la distance inter-électrodes (taille du thorax) ;
- la dimension des électrodes. Des électrodes de plus grande surface donnent une impédance plus basse. Pour un adulte la taille optimale est estimée entre 8 et 12 cm de diamètre et une surface de 50 à 75 cm^2 par électrode est définie par la norme 60601-2-4 ;
- la pression au contact électrode-peau et la nature du couplage (type de gel aux propriétés conductrices) ;
- la phase respiratoire : l'impédance est généralement augmentée lorsque les poumons contiennent de l'air ;
- etc...

4.1.2 Signaux Holter

Comme nous allons le revoir par la suite, certain signaux analysés sont issus de Holter. De manière générale le Holter est un dispositif portable permettant l'enregistrement en continu de l'ECG pendant au moins 24 h. L'examen Holter est utile pour le diagnostic des troubles de la conduction cardiaque et des troubles rythmiques, surtout s'ils sont paroxystiques (c'est-à-dire intermittents), et parfois asymptomatiques (non ressentis par le patient).

Les premiers examens Holter consistaient en l'enregistrement du signal électrique cardiaque de manière analogique sur une simple cassette audio de 60 minutes, tournant au ralenti. La fin des années 1980 vit apparaître les premiers enregistrements numériques, d'abord sur puces, puis sur cartes mémoires amovibles.

L'examen Holter comporte deux parties :

- un boîtier d'enregistrement confié au patient et relié à ce dernier par des électrodes fixées à la peau par un adhésif. Ce boîtier comporte un bouton que le sujet peut actionner s'il ressent quelque chose durant l'enregistrement (palpitations, douleurs thoraciques, etc...) : un repère sera inscrit alors sur l'enregistrement, permettant au médecin d'aller directement consulter le tracé à ce moment et en faire ainsi le diagnostic ;
- une console de traitement : il s'agit d'un ordinateur muni d'un logiciel permettant la visualisation et l'analyse semi-automatique de l'enregistrement.

La plupart du temps, cinq électrodes sont placées (table 4.1), permettant d'enregistrer deux canaux bipolaires de données ECG : le canal 1 correspond à la dérivation II (sterno-apicale) et le canal 2 correspond à la dérivation $V1$ modifiée ($MV1$). Les deux dérivations sont à peu près orthogonales. Dans la figure 4.3, A a pour référence B et C a pour référence D. La dernière électrode E fait office de neutre.

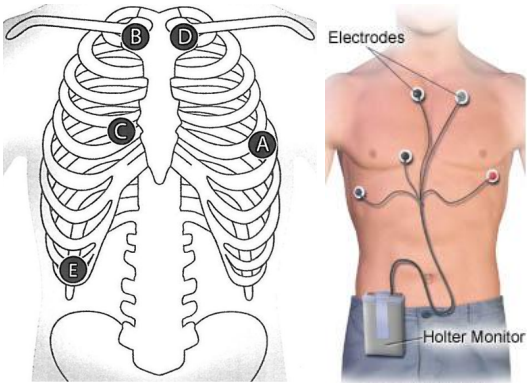


Fig. 4.3 – Positionnement des cinq électrodes du Holter.

TABLE 4.1 – Enregistrement Holter à deux canaux, cinq électrodes.

Désignation figure	Couleur AHA	Couleur IEC	Canal	Dérivation
A	Rouge	Jaune	CH 1(+)	II(+)
B	Blanc	Rouge	CH 1(-)	II(-)
C	Marron	Vert	CH 2(+)	MV1(+)
D	Noir	Blanc	CH 2(-)	MV1(-)
E	Vert	Noir	Terre	-

4.2 Principe de validation

Les deux types de données (SAED et Holter) dont le mode d'acquisition vient d'être succinctement décrit ont été utilisées comme support de décision, conduisant au développement de modèles de décision et de prédiction (abordés dans la suite du mémoire). Lors de la conception d'un modèle de décision, plusieurs approches peuvent être choisies, tant pour la classification que pour la sélection des variables d'entrée.
Cette sélection du modèle idéal, c'est-à-dire de la meilleure approche, peut être envisagée :

- en comparant différentes méthodes de classification, pour un même sous-ensemble de variables ;
- en comparant différentes méthodes de sélection de variables, pour une même méthode de classification ;

– en comparant simultanément des méthodes de classification et des méthodes de sélection de variables.

L'évaluation des modèles pour connaître leurs performances est donc un préalable inévitable à la comparaison de différents modèles puis à la sélection du modèle optimal.

Trois principales caractéristiques peuvent contribuer à rendre un modèle intéressant :
– la robustesse, qui donne une information sur la performance de généralisation du modèle. La généralisation étant définie comme la tâche accomplie par le modèle une fois l'apprentissage effectué, à savoir : réaliser la meilleure performance de classification pour une nouvelle observation. En d'autres termes, le modèle doit être le moins dépendant possible des observations d'apprentissage afin d'éviter le phénomène de sur-apprentissage ;
– la parcimonie, suggère de réaliser un modèle le plus simple, compréhensible et lisible que possible, ce qui permet d'améliorer la robustesse et la capacité de généralisation ;
– le coût calculatoire, peut être un paramètre important dans l'évaluation d'un modèle, surtout si l'apprentissage du modèle doit être réalisé « *on-line* » (temps réel). D'autre part, même en utilisation « *off-line* », plus l'apprentissage est rapide, plus le nombre de tests et d'ajustements peut être élevé afin d'affiner le modèle.

Dans la suite seront présentées les méthodes et indices de mesure de qualité d'un modèle de décision.

4.2.1 Facteurs influençant la généralisation

La généralisation est malheureusement influencée par différents facteurs dont la complexité de l'échantillon et celle du modèle. La technique la plus classique pour estimer la performance de la généralisation d'un modèle consiste à diviser toutes les observations disponibles de l'échantillon χ (ensemble des couples « entrées-sorties » disponibles) pris parmi l'ensemble des possibles, nommé aussi population, en deux sous-ensembles :
– un sous-ensemble d'apprentissage χ_A qui détermine les paramètres du modèle afin de fournir les règles de classification ;
– un sous-ensemble de test χ_B qui évalue la généralisation. Les observations de ce sous-ensemble ne sont pas utilisées durant l'apprentissage.

Le sous-ensemble de test estime donc la performance de généralisation indépendamment de l'apprentissage. Pour cette méthode de découpage, nommée « *holdout* » dans la littérature anglo-saxonne, deux tiers des observations sont généralement réservées à l'apprentissage. Cependant, par son processus de division, cette méthode réduit le nombre d'observations dans chacun des deux sous-ensembles. Sachant que pour n_{erreur} erreurs de classification parmi M observations de test, la probabilité d'erreur est estimée par :

$$\hat{p}_{erreur} = \frac{n_{erreur}}{M} \tag{4.1}$$

La figure 4.4 suggère qu'un petit échantillon d'apprentissage permet d'obtenir aisément une faible probabilité d'erreur de classification en apprentissage, mais conduit à une forte probabilité d'erreur en test. En effet, le modèle ne peut pas généraliser les éventuels exemples particuliers qu'il n'a pas appris. Ce qui entraînera un biais important sur l'estimation des performances du modèle lors de la validation. Une augmentation de la taille du sous-ensemble d'apprentissage conduit à augmenter la probabilité d'erreur de classification d'apprentissage et à réduire celle de test. Dans cette configuration, le modèle a des difficultés à apprendre des exemples très particuliers noyés dans de nombreuses observations, évitant alors le sur-apprentissage. Dans ces conditions, le modèle s'avère être plus généralisable. Il existerait ainsi un seuil noté n_0 à partir duquel le nombre d'observations peut devenir suffisant pour

former les deux sous-ensembles et estimer avec un minimum de biais la capacité de généralisation du modèle.

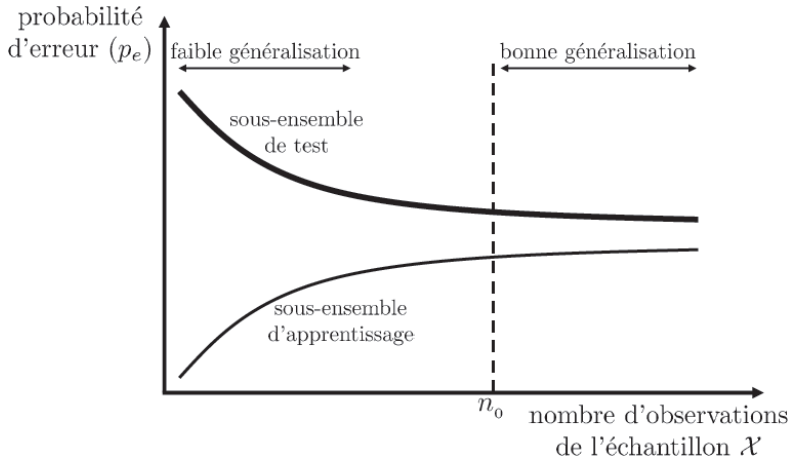


Fig. 4.4 – Influence du nombre d'observations de l'échantillon sur la probabilité d'erreur de l'apprentissage et de test (Source : [4]).

4.2.2 Méthodes d'estimation de la généralisation

Dans certaines études, le nombre d'observations peut s'avérer être très limité. Ainsi, en présence d'échantillons dépourvus de nombreuses observations, d'autres techniques doivent être utilisées.

L'estimation par validation croisée (*« cross-validation »* en anglais) est l'une des approches les plus connues pour évaluer les performances de généralisation par découpage des observations disponibles selon divers schémas. Cette approche partitionne l'ensemble des observations de χ et estime l'erreur de classification à partir des observations qui n'ont pas été utilisées pour l'apprentissage du modèle. Cependant le processus est répété X fois. L'erreur de généralisation est alors obtenue en effectuant la moyenne des X erreurs mesurées.

Differentes techniques de *« cross-validation »* existent dans la littérature :

Le *« hold-out cross-validation »* : comme pour l'approche *« hold-out »*, 2/3 des observations sont déstinés à l'apprentissage et 1/3 à la validation. Le processus est cependant répété un certain nombre de fois.

Le *« leave-one-out cross-validation »* a été la première méthode de validation croisée proposée dans la littérature. Elle consiste à retirer successivement chacune des N observations de l'échantillon χ et à utiliser les $N-1$ observations pour l'apprentissage du modèle. La validation est réalisée à chaque fois sur l'échantillon qui n'a pas servi à l'apprentissage.

Le *« leave-M-out cross-validation »* est une variante qui consiste à retirer M observations parmi les N de l'échantillon χ et à utiliser les $N-M$ observations pour l'apprentissage du modèle. La validation est réalisée à chaque fois sur les M échantillons qui n'ont pas servi à l'apprentissage. Cette procédure reposant sur l'exploration exhaustive de tous les sous-ensembles χ_M de χ, son coût, en termes de temps de calcul, devient rapidement un facteur limitant.

Pour la procédure par blocs appelée en anglais *« K-fold cross-validation »*, l'ensemble χ est divisé aléatoirement en K sous-ensembles ($K > 1$) disjoints, de taille approximativement égale. Le modèle apprend sur $K-1$ sous-ensembles et son erreur est évaluée sur le sous-ensemble n'ayant pas participé à l'apprentissage. Son temps de calcul raisonnable et sa simplicité en font la procédure de sélection de

modèle la plus utilisée en pratique. La technique du « *leave-one-out* » est un cas particulier du « *K-fold cross-validation* » pour $K = N$ échantillons de χ.

4.2.3 Mesures de performances

4.2.3.1 Indices de performances

Dans un problème où le résultat du test est soit positif soit négatif, l'indice du taux d'erreur n'est pas suffisant puisqu'il ne distingue pas les erreurs de chacune des classes : les faux positifs et les faux négatifs. Dans le cadre médical de notre étude on cherche à prédire au mieux le succès d'un choc sur un patient afin que le DAE puisse conseiller une défibrillation plutôt qu'un massage cardiaque. Pour se faire, les cas de recommandation par le DAE d'une RCP à la place d'un choc alors que le choc aurait été efficace, sont des cas à éviter. On cherche pour cela à atteindre un taux de faux négatifs le plus faible possible. Cependant il faut également prédire au mieux le non succès d'un choc afin d'éviter un choc futile au patient. Dans ce cas, on cherche donc à atteindre un taux de faux positifs nul.

Les quatre variables *Vrai Positif* (VP), *Vrai Négatif* (VN), *Faux Positif* (FP) et *Faux Négatif* (FN) peuvent se mettre sous la forme d'une matrice de confusion (table 4.2), où les éléments de la diagonale donnent les observations bien classées pour chacune des classes. Ainsi, à partir de cette matrice, plusieurs indices vont permettre de rendre l'interprétation des résultats plus pertinente.

Plaçons-nous dans le cas de la prédiction du succès de la défibrillation :

TABLE 4.2 – La matrice de confusion.

Vérité / Estimée	P	N
P	VP	FP
N	FN	VN

Sensibilité ou Taux VP : pourcentage de chocs prédits avec succès parmi ceux qui sont réellement avec succès.

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \tag{4.2}$$

Spécificité ou Taux VN : pourcentage de chocs prédits avec non succès parmi ceux qui sont réellement avec non succès.

$$Sp = \frac{VN}{VN + FP} \tag{4.3}$$

Taux VP = Se
Taux FP = 1-Sp

Valeur Prédictive Positive (VPP) : pourcentage de chocs ayant eu un réel succès parmi ceux qui ont été prédits avec succès.

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP} \tag{4.4}$$

Valeur Prédictive Négative (VPN) : pourcentage de chocs ayant eu un réel non succès parmi ceux qui ont été prédits sans succès.

$$VPN = \frac{VN}{VN + FN} \tag{4.5}$$

Taux de bonne classification (ou précision) : pourcentage de chocs bien classifiés.

$$p_{précision} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \tag{4.6}$$

Taux d'erreur de classification (erreur ou risque) : pourcentage de chocs mal classifiés.

$$p_{erreur} = \frac{FP + FN}{VP + VN + FP + FN} \tag{4.7}$$

Le Fscore : cette quantité permet de regrouper les 2 mesures *Sensibilité* (Se) et *Spécificité* (Sp).

$$F_{score} = \frac{SeSp}{Se + Sp} \tag{4.8}$$

4.2.3.2 Intervalle de confiance

Les M observations de test utilisées pour l'évaluation de l'erreur d'un modèle proviennent d'un échantillon de la population. Il est donc nécessaire de définir la confiance à accorder à l'estimation de la probabilité de l'erreur p_{erreur}. Ainsi, le risque définit l'écart entre la valeur estimée $\hat{p}_{erreur}$ sur l'échantillon de M observations et la valeur réelle inconnue de la population.

L'*Intervalle de Confiance* (IC) à 95% de la probabilité d'erreur, de la sensibilité et de la spécificité est donné par les relations [109] :

– Probabilité d'erreur :

$$p_{erreur} = \hat{p}_{erreur} \pm 1,96\sqrt{\frac{\hat{p}_{erreur}(1 - \hat{p}_{erreur})}{M}} \tag{4.9}$$

– Sensibilité :

$$Se = \hat{Se} \pm 1,96\sqrt{\frac{\hat{Se}(1 - \hat{Se})}{VP + FN}} \tag{4.10}$$

– Spécificité :

$$Sp = \hat{Sp} \pm 1,96\sqrt{\frac{\hat{Sp}(1 - \hat{Sp})}{VN + FP}} \tag{4.11}$$

Cette mesure précise l'intervalle dans lequel l'indice à 95% de chance de se trouver. L'IC donne ainsi une information importante dans l'interprétation des résultats, et permet de relativiser considérablement le poids à donner aux indices de performances. Ainsi un écart élevé peut être causé par la variabilité du phénomène à modéliser, par l'imprécision du modèle ou encore par le faible nombre de données.

4.2.3.3 Comparaison de modèles

Afin de pouvoir comparer la performance de différents modèles, il est préférable d'utiliser la courbe de caractéristiques d'efficacité dite « *Receiver Operating Characteristic* » (ROC). Cette courbe (figure 4.5) correspond au tracé dans un plan de Se en fonction de 1 - Sp, en faisant varier le seuil de décision du modèle. Chaque classifieur discret produit un point (Taux FP, Taux VP). L'aire sous la courbe ROC (« *Area Under The ROC Curve* » (AUC)) est l'indice qui permet d'évaluer numériquement la courbe ROC. La superposition des courbes permet ainsi d'évaluer rapidement et facilement le meilleur modèle. Une AUC de 0,5 indique que le modèle est proche du hasard, il ne différencie pas les deux classes. Une aire égale à 1 correspond à une séparation totale des deux classes (Se = Sp = 100%).

On considère habituellement que le modèle est bon dès lors que la valeur de l'AUC est supérieure à 0,7. Un modèle bien discriminant doit avoir une AUC entre 0,87 et 0,9. Un modèle ayant une AUC supérieure à 0.9 est excellent.

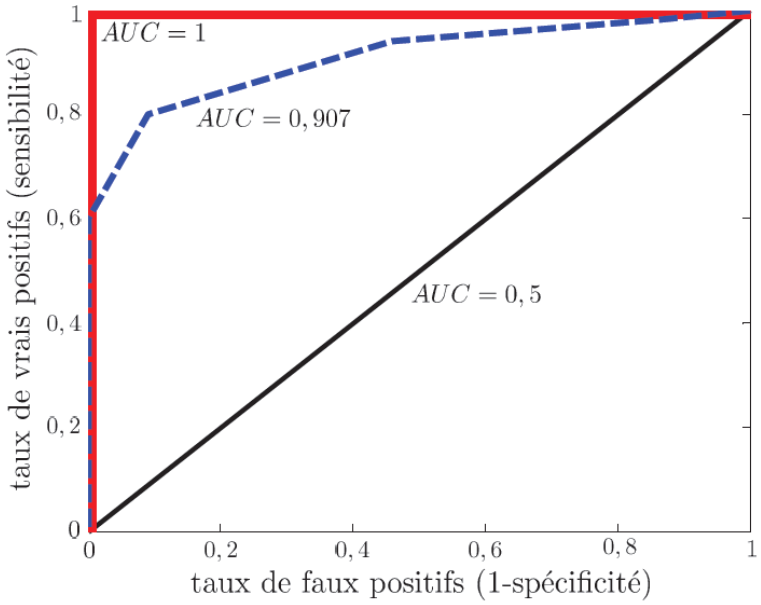


Fig. 4.5 – Exemple de courbes ROC.

Chapitre 5

Données des modules de détection

Ce chapitre consiste en la description des données nécessaires au développement des différents modules de détection embarqués dans les défibrillateurs Schiller Médical SAS. Parmi ces modules on compte la détection de « *Ventricular Fibrillation* » (VF), la détection de massage cardiaque, la détection de « *Real End of Chest Compressions* » (REoCC) et la détection de VF pendant le massage cardiaque.

Pour chacun d'entre ces modules sont ainsi présentés :

- le principe d'annotation et les signaux utilisés pour les phases d'apprentissage et/ou de validation ;
- le descriptif du principe mis en œuvre pour la phase de validation et/ou de surveillance.

5.1 Détection de VF

5.1.1 Données acquises

Les bases de données d'apprentissage et de validation utilisées dans le cadre du développement et de la validation du module de détection de VF (décrits au chapitre 7.3) ont été crées à partir des bases de signaux ECG-Holter de PhysioNet [110, 111, 112]. Ces bases de données sont libres d'accès et sont reconnues comme un standard dans le domaine de test d'*Électrocardiogramme* (ECG). Elles ont été choisies puisqu'elles contiennent une grande variété de signaux d'arythmie, incluant :

- des rythmes à choquer : VF et VTs rapides ;
- des rythmes à ne pas choquer : rythme sinusal normal, fibrillation atriale/flutter, bradycardie sinusale, tachycardie supraventriculaire, blocs, asystolie, etc. . .
- des rythmes dits intermédiaires tels que la VF à fine maille et les autres « *Ventricular Tachycardia* » (VT).

La base d'apprentissage a été crée à partir des bases de signaux AHADB (« *American Heart Association Database* ») [110] et de CUDB (« *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database* ») [111].

La base de validation a été crée à partir des bases de signaux MIT-VFDB (« *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database* ») [112].

5.1.2 Annotation des données

Les signaux ECG acquis ont été annotés, par période de 10 s, en suivant les recommandations de l'« *American Heart Association* » (AHA) [8] :

- **VF** est une VF à grosse maille (>200 μV) ;
- **VThi** est une VT rapide (> 150 bpm), salve de VT qui dure plus de 8 s ;
- **VTlo** est une autre VT (< 150 bpm) ; salve de VT > 3 ;
- **NSR** est un rythme sinusal normal (P-QRS-T visibles) de fréquence < 100 bpm ;

- **N** englobe les autres rythmes non choquables (fibrillation atriale, bloc de branche, *Tachycardie Supra-Ventriculaire* (SVT), bloc atrio-ventriculaire, etc...) ;
- **ASYS** est une asystolie (amplitude pic-à-pic $< 100\ \mu$V) de durée de plus de 4 s ;
- **Noise**, est une annotation supplémentaire qui peut être combinée aux autres annotations du rythme. Cette annotation définit la présence éventuelle d'artefacts sur le signal.

Ces signaux ont été annotés par deux cardiologues et un médecin urgentiste.

5.1.3 Principe de validation

Les tests de validation visent à s'assurer que ce système réagit de la façon prévue par ses concepteurs et est conforme aux attentes des normes et recommandations. Afin de mener à bien ces tests sur les défibrillateurs, un logiciel développé en langage C/C++ sous l'environnement « *Builder* » permet de réaliser les opérations suivantes :

- émission d'ECG à partir de fichiers numériques d'enregistrements d'ECG de patients. Cette génération se réalise via une carte numérique-analogique « *National Instrument DAQ* » reliée au PC du banc de test et au connecteur des électrodes du défibrillation en test ;
- simulation et rajout d'interférences au signal ECG. Les interférences sont du type 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz de différentes amplitudes (1 à 8 mV) ;
- demande automatisée d'analyses au défibrillateur en cours de test ;
- sauvegarde du résultat de l'analyse du défibrillateur et conservation de celui-ci dans un fichier .csv. A partir de l'annotation des signaux et des résultats d'analyse du défibrillateur, une macro Excel permet de construire une table d'interprétation et de dénombrer les VPs, les VNs, les FPs et les FNs nécessaire à la détermination des indices de performances (*Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp), etc...).

La figure 5.1 représente les différentes liaisons entre les éléments constituant le banc de test.

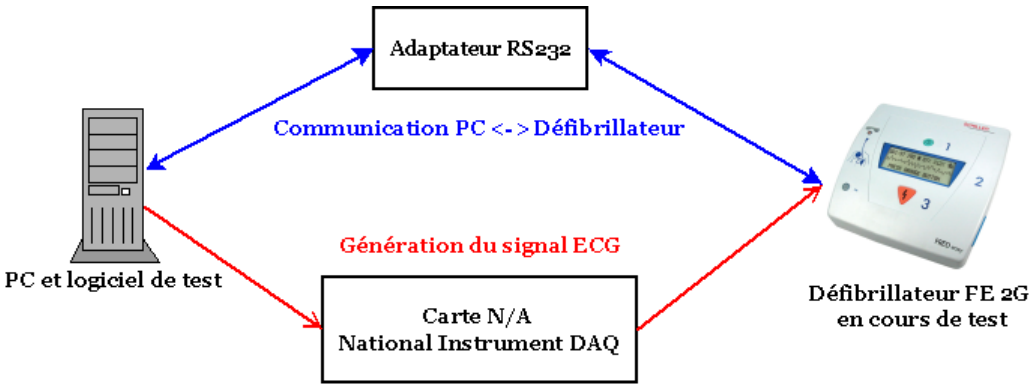


Fig. 5.1 – Banc de test du module de détection de VF du défibrillateur.

La quantité et le type de signaux à tester ainsi que les performances à atteindre sont données par les recommandations de l'AHA [8] et par les normes de l'« *International Electrotechnical Commission* » (IEC) [113].

Recommandation de l'AHA

Afin de donner une idée de la précision de la mesure faite (si le nombre de signaux minimal requis n'est pas atteint), il est nécessaire d'évaluer la borne inférieure de l'intervalle de confiance à 90%. Cette valeur indique si la sensibilité et la spécificité trouvées ont une disparité assez faible pour le nombre de signaux analysés. Ce paramètre est noté « *Lower Confidence Limit* » (LCL) 90%. Les résultats ainsi que les recommandations (en termes de nombre de signaux, de performance en Se et Sp et de LCL à 90%) sont représentés dans le tableau 5.1, ceci pour chaque type de rythme.

TABLE 5.1 – Performances de la détection de VF en fonction des recommandations de l'AHA [8].

			Performances requises		Performances acquises	
Rythme	Taille minimale base	Taille base	Se,Sp(%)	LCL (90%)	Se,Sp(%)	LCL (90%)
VF	200	-	Se > 90%	87%	-	-
VThi	50	-	Se > 75%	67%	-	-
NSR	100	-	Sp > 99%	97%	-	-
N	30	-	Sp > 95%	88%	-	-
ASYS	100	-	Sp > 95%	92%	-	-
VTlo	25	-	∅	∅	-	-
VF fine	25	-	∅	∅	-	-

Etant donné que la base de signaux MIT-VFDB de Physionet utilisée pour la phase de validation ne fournit pas assez de signaux de faible amplitude tels que l'asystolie ou la VF fine, des signaux supplémentaires sont générés pour être testés. Cette partie d'étude des seuils séparant l'asystolie, la VF à fine maille et la VF à grosse maille est le résultat d'un travail effectué en collaboration avec J.-P. Didon. Ces travaux ont donné lieu à un résumé et à la présentation d'un poster *« A New Criterion for Assessment of Arrhythmia Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole upper Threshold Value »* (voir Annexe 1) à l'AHA *« ReSuscitation Science Symposium »* (ReSSS) New-Orleans 2008, paru dans *« Circulation »* [12].

Ainsi 10 signaux de différentes amplitudes ont été générés à partir d'un signal de VF de référence (amplitude pic-à-pic médiane de 1,06 mV) obtenu du simulateur ECG SYMBIO®. La gamme d'amplitude des 10 signaux synthétisés (table 5.2) s'étend de 80 μV (asystolie) à 300 μV (VF fine < 200 μV) et ont permis de déterminer la spécificité de l'asystolie et la sensibilité de la VF fine. Les 10 signaux ont été générés en entrée du *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) par le banc de test (figure 5.1) et ont subi une atténuation au moyen d'un software simulant un diviseur de tension.

TABLE 5.2 – Amplitude pic-à-pic du signal d'asystolie en entrée du défibrillateur après avoir atténué le signal par un facteur de division.

Facteur de division	Amplitude VF (μV)
3,51	302
4,08	260
4,47	237
4,78	222
5,54	191
6,68	159
7,81	136
9,30	114
11,01	96
13,16	81

On relève la sensibilité du défibrillateur en test sur plusieurs dizaines d'analyses pour chaque valeur d'amplitude en entrée (c'est-à-dire pour les 10 signaux) et on trace la courbe Sensibilité = f(Amplitude de la VF simulée).

Après avoir réalisé une regression logistique on détermine :

- *« VF Lower Threshold »* (VFLT) : la valeur de l'amplitude de la VF pour laquelle une Sensibilité de 90% a été atteinte ;
- *« Asystole Upper Threshold »* (AUT) : la valeur de l'amplitude de la VF pour laquelle une Spécificité de 95% a été atteinte.

5.1.4 Récapitulatif des données à analyser

La base d'apprentissage (lors de la conception sur PC) issue des bases de signaux AHADB (« *American Heart Association Database* ») [110] et CUDB (« *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database* ») est constituée d'un total de 3987 segments (de 10 s) dont la classification après annotation est donnée par le tableau 5.3 ci-dessous :

TABLE 5.3 – Descriptif de la base d'apprentissage

	Type de rythme						
	Choquable		Non choquable			Intermédiaire	
	VF	VThi	NSR	N	ASYS	VF fine	VTlo
Total	523	113	803	1326	10	17	61

La base de validation (lors de la validation sur PC et sur banc de test avec défibrillateur) issue des bases de signaux MIT-VFDB (« *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database* ») [112] est constituée d'un total de 2853 segments (de 10 s) dont la classification après annotation est donnée par le tableau 5.4 ci-dessous :

TABLE 5.4 – Descriptif de la base de validation

	Type de rythme						
	Choquable		Non choquable			Intermédiaire	
	VF	VThi	NSR	N	ASYS	VF fine	VTlo
Total	302	198	1008	1310	242	484	443

5.2 Détection de massage cardiaque

5.2.1 Données acquises

Les bases de signaux d'apprentissage et de validation utilisées lors du développement et de la validation du module de détection de massage cardiaque ne seront pas ici décrites. En effet, la phase de développement du module de détection de massage cardiaque actuellement embarqué dans les défibrillateurs Schiller Médical n'a pas fait l'objet de ma contribution. Seront donc plutôt décrites les données qui ont permis d'aboutir aux résultats présentés au chapitre 7.4 ; concernant les projets de surveillance de la performance de la détection de massage cardiaque et de surveillance de la qualité du massage cardiaque administré lors d'interventions du *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54 (Nancy).

Les données de cette étude proviennent de neuf Fred Easy® (FE) 2G en opération dans cinq centres du « Grand Nancy », zone urbaine et périurbaine de Nancy, comptant près de 258 414 habitants, entre Février et Juillet 2008. Les DSAs ont été utilisés par des équipes d'urgence de premier niveau constituées de pompiers (professionnels et/ou volontaires). Ainsi 27 signaux SAED ont pu être récupérés et annotés, soit 1071 *Début Massage Cardiaque* (DMC) et 1000 *Fin Massage Cardiaque* (FMC) annotés. L'annotation des signaux a été interrompue dès lors que l'on supposait la présence de l'équipe médicalisée c'est-à-dire dès lors qu'il a été possible d'observer une superposition d'artefacts réguliers de massage cardiaque et d'insufflations traduisant la pose par l'équipe médicalisée d'une table à masser et/ou d'un respirateur automatique.

5.2.2 Annotation des données

5.2.2.1 Outil d'annotation

Le logiciel développé par Schiller Médical sous l'environnement « *Matlab*^{TM} » (The Mathworks, Inc., Natick, MA, USA) dans le but d'une surveillance de la détection de massage cardiaque permet dans un premier temps d'exploiter les signaux SAED et d'annoter la présence effective ou non de massage cardiaque. Ce logiciel permet ainsi l'observation de manière superposée des deux courbes *Électrocardiogramme* (ECG) et *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) sur lesquelles sont affichés les évènements qui avaient été mémorisés par le *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) lors de l'intervention : DMC et FMC. Ces paramètres ont été mémorisés par le DSA, lorsqu'il avait détecté/estimé être en présence d'un mouvement du type « massage cardiaque ». On parle de paramètres d'estimation. A cela, on rajoute un paramètre vérité (ou référence) qui est le point de vue de l'opérateur (la personne qui annote ces fichiers).

Pour chaque évènement DMC et FMC mémorisé par le DSA l'annotation de l'opérateur consistera soit à :

- approuver l'estimation DSA en cliquant sur le bouton VRAI ;
- désapprouver l'estimation DSA en cliquant sur le bouton FAUX ;
- annuler le dernier clic sur l'un des deux boutons VRAI ou FAUX, afin de n'apporter aucune annotation.

En cas d'absence de mémorisation d'événement par le DSA, l'opérateur peut rajouter un « événement opérateur » en un clic droit de la souris à l' endroit désiré sur l'affichage des courbes ECG/dZ.
Le paramètre d'estimation sera Pas de DMC ou Pas de FMC.
Le paramètre de vérité sera au choix de l'opérateur :

- DMC ou FMC en cliquant sur le bouton VRAI ;
- Pas de DMC ou Pas de FMC en cliquant sur FAUX.

Comme le montre la figure 5.2 les deux annotations (références) sont déterminées en fonction de l'ECG et de dZ. Entre ces deux annotations, il y a bien présence de massage cardiaque que l'on remarque sur le signal dZ par une succession de « monts et de vallées », mais également sur le signal ECG par la présence d'artefacts.

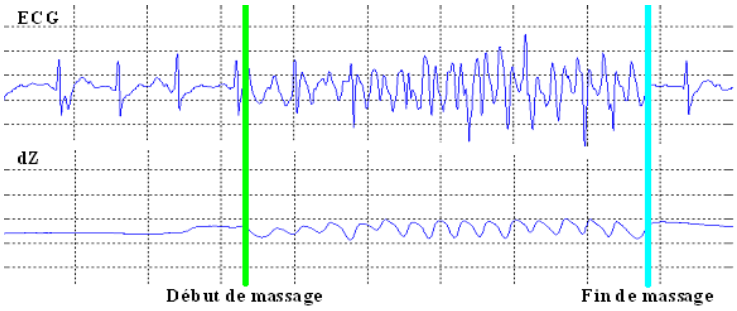


Fig. 5.2 – Artefacts de massage cardiaque sur les signaux ECG et dZ.

Les données issues de cette procédure d'annotation, données nécessaires à la détermination de la performance du module de détection de massage cardiaque sont présentées sous la forme :

« Type d'événement/Estimation/Vérité » :
- Type d'événement : pouvant être soit « Mouvement » soit « Évènement opérateur » ;
- Estimation : si le type d'évènement est « Mouvement » alors l'estimation est soit DMC soit FMC ; si le type d'évènement est « Évènement opérateur » alors l'estimation est soit Pas de DMC, soit Pas de FMC ;
- Vérité (définie par l'opérateur) : pouvant être soit DMC soit FMC soit Pas de DMC soit Pas de FMC.

5.2.2.2 Protocole d'annotation

Annotation des DMC : *Vrai Positif* (VP)

Un cas de VP est mémorisé lorsqu'un DMC est présent et que le DSA a estimé qu'il existait un DMC. Pour cet événement, une valeur de latence est alors mémorisée, c'est le temps existant entre le début réel du massage et la détection par le DSA. Cette latence est toujours positive.

Sur la figure 5.3 on a un événement « Mouvement/DMC/DMC » estimé par le DSA (en rouge). Cet événement est un VP ayant une latence de 3,42 s par rapport à la référence de DMC.

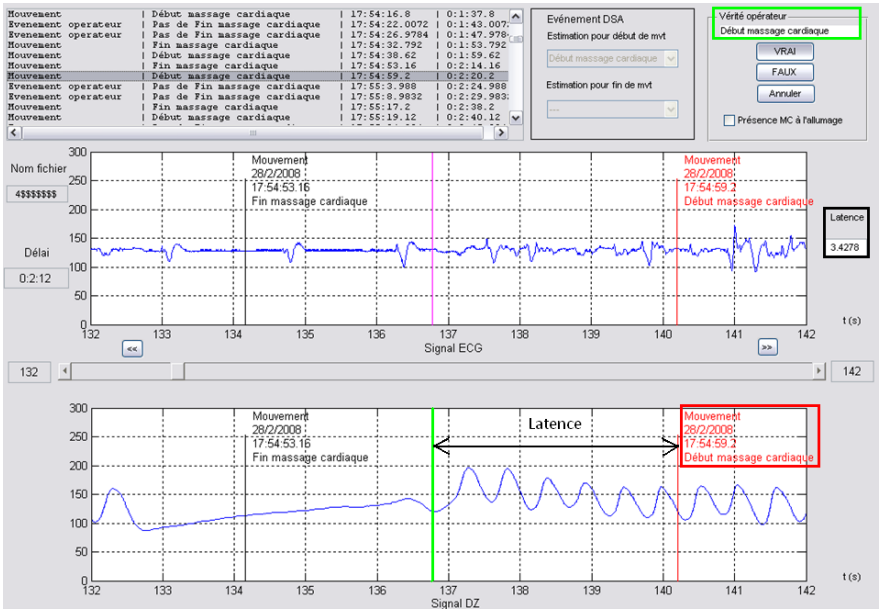


Fig. 5.3 – Illustration d'un VP pour un DMC.

Annotation des DMC : *Vrai Négatif* (VN)

Cet événement est mémorisé par l'opérateur pendant la seule période de signal pour laquelle il ne se passe aucun mouvement ni massage : la période d'analyse de la « *Ventricular Fibrillation* » (VF). A chaque période d'analyse, (signalée par la présence d'un événement « Appui touche analyse » suivi d'un événement « Résultat de l'analyse »), on vérifie qu'aucun massage cardiaque n'est présent pendant cette période et l'opérateur rajoute un événement « Évènement opérateur/Pas de DMC/Pas de DMC ». Ce sera un VN. Sur la figure 5.4 l'opérateur a précisé qu'il n'y a pas de massage cardiaque de détecté pendant une période d'analyse de la VF.

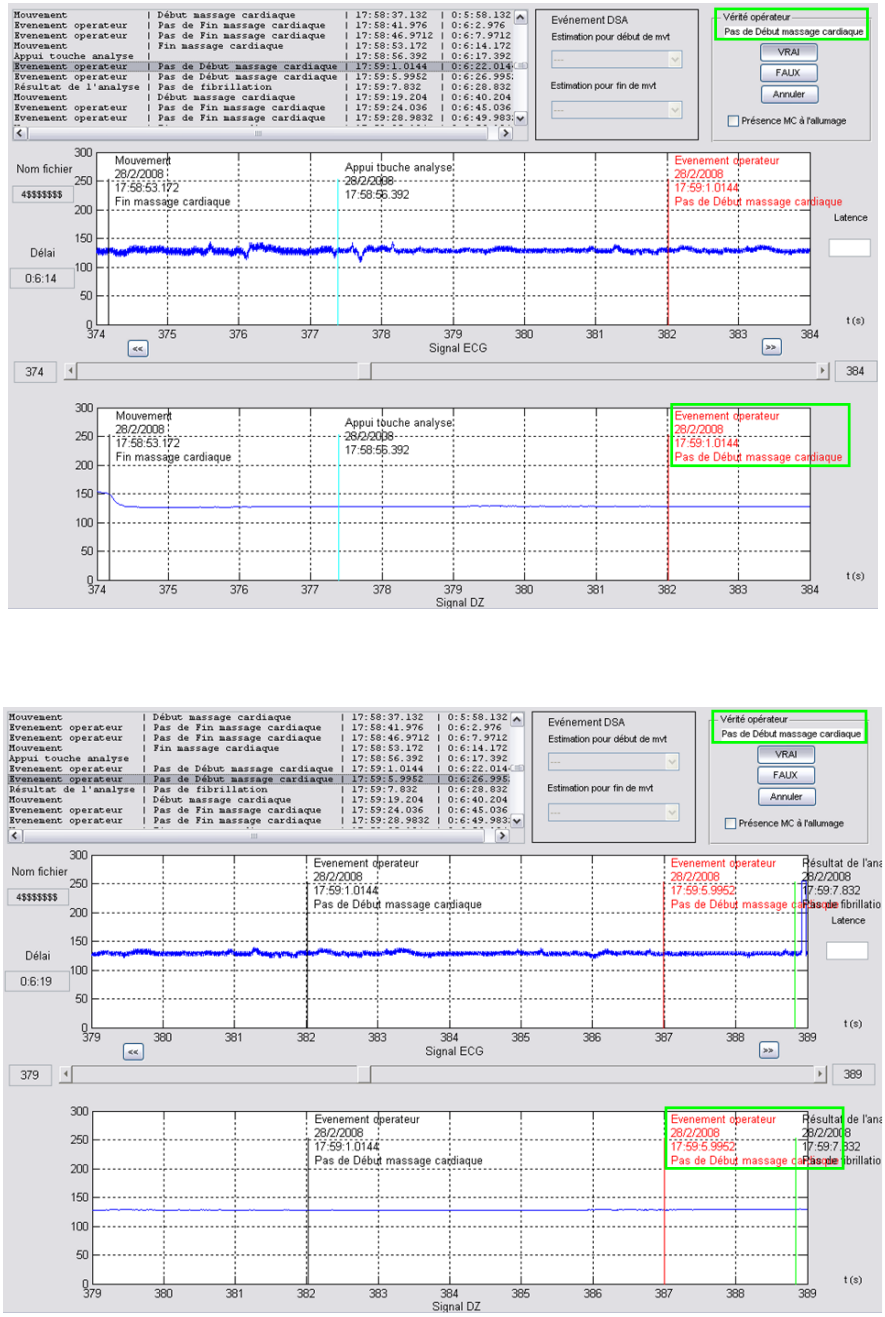


Fig. 5.4 – Illustration d'un VN pour un DMC.

Annotation des DMC : *Faux Négatif* (FN)

Un cas de FN est comptabilisé lorsqu'un DMC est présent et que le DSA a estimé qu'il n'existait pas de DMC. L'opérateur rajoute alors un événement « Évènement opérateur/Pas de DMC/DMC ». Sur la figure 5.5 aucun massage cardiaque n'est détecté alors que les signaux montrent bien la présence de massage cardiaque.

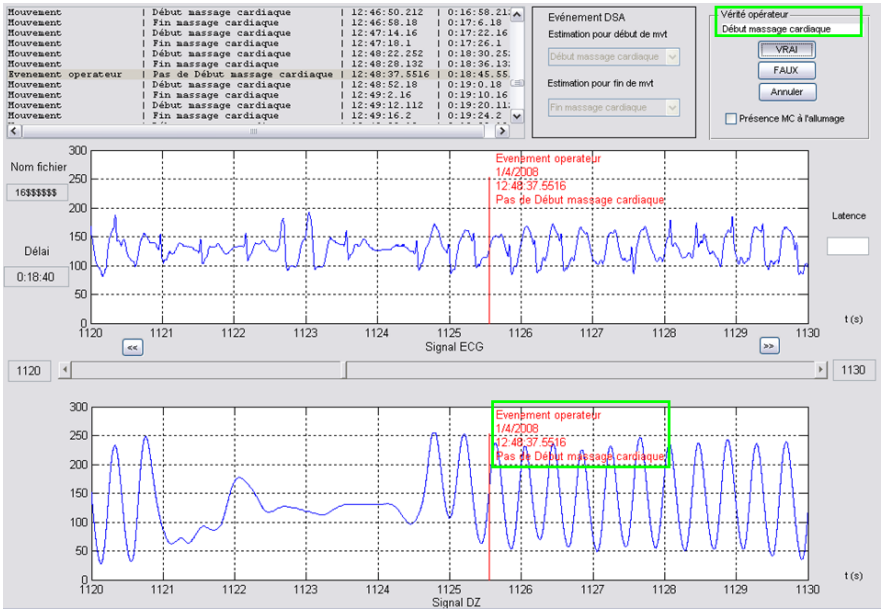


Fig. 5.5 – Illustration d'un FN pour un DMC.

Annotation des DMC : *Faux Positif* (FP)

Un cas de FP est comptabilisé lorsque le DSA a estimé qu'il existait un DMC alors que l'examen montre qu'il ne s'agit pas de massage cardiaque mais plutôt d'artefacts. L'annotation à apporter est du type « Mouvement/DMC/Pas DMC ». Sur la figure 5.6 la présence d'un artefact suppose la présence d'un mouvement réalisé sur le patient, autre que du massage cardiaque. Il s'agit d'une détection erronée de massage cardiaque (en rouge).

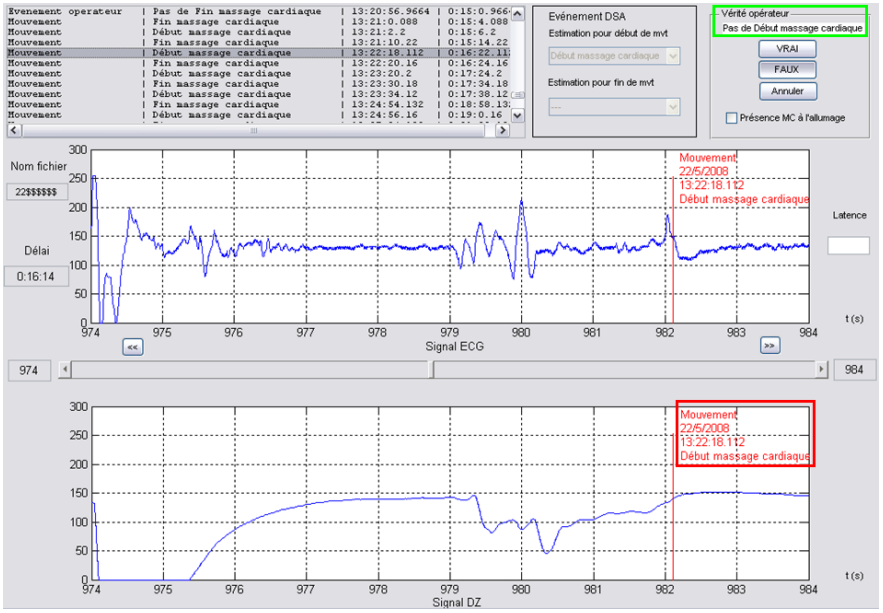


Fig. 5.6 – Illustration d'un FP pour un DMC.

Annotation des FMC : VP

Un cas de VP est mémorisé lorsqu'une FMC est réellement présente et que le DSA a estimé qu'il existait une FMC. Pour cet événement, une valeur de latence est alors mémorisée, c'est le temps existant entre le FMC réel et la détection par le DSA. Cette latence est toujours positive. La figure 5.7 illustre un exemple de détection d'une FMC (en rouge) avec une latence de 4 s. L'événement est annoté en « Mouvement/FMC/FMC ».

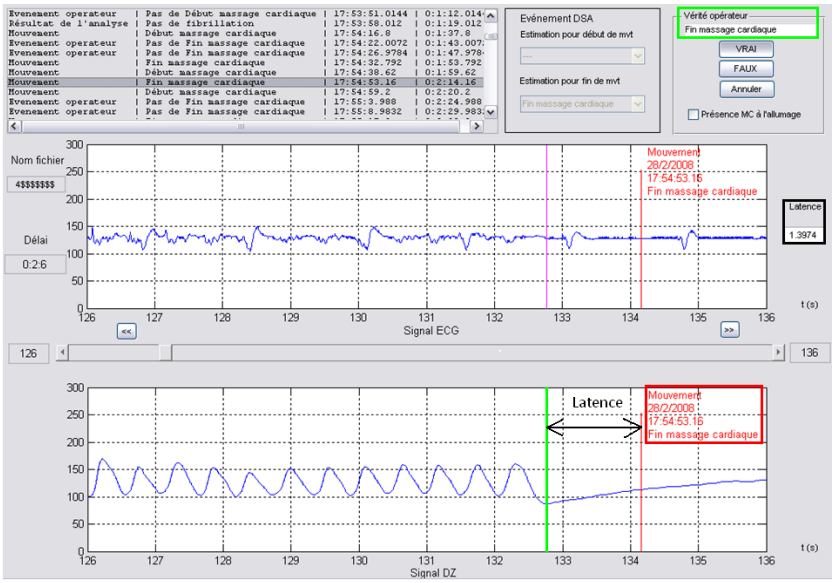


Fig. 5.7 – Illustration d'un VP pour un FMC.

Annotation des FMC : VN

Les cas de VN de FMC sont relevés en présence de signaux montrant la présence de massage cardiaque détecté par le DSA. L'opérateur rajoute un événement « Évènement opérateur/Pas FMC/Pas FMC » si un DMC a été signalé et que plus de 5 secondes se sont écoulées dans cet état. Pour ce massage cardiaque qui dure plusieurs dizaines de secondes, on s'autorise de poser un tel événement toutes les 5 s. Durant la période de massage cardiaque illustrée dans la figure 5.8, on relève que l'algorithme reste bien dans l'état de massage cardiaque détecté.

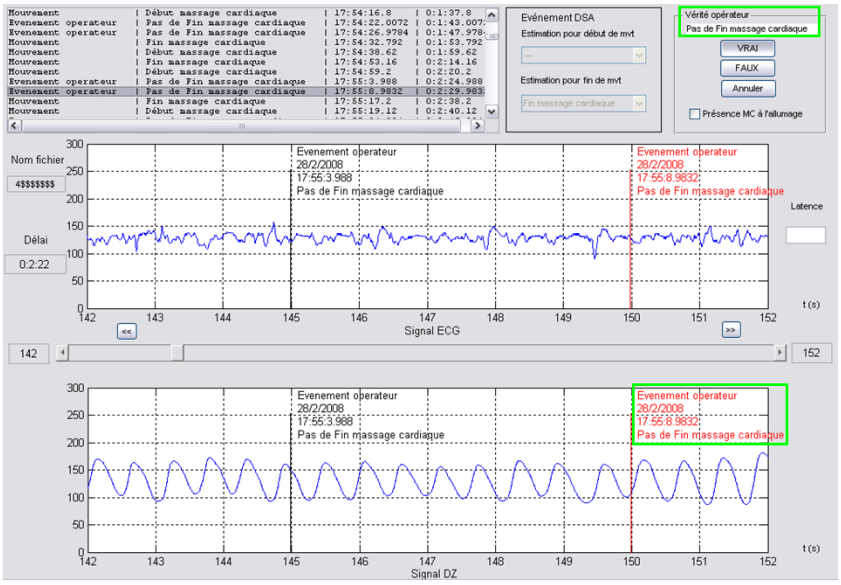


Fig. 5.8 – Illustration d'un VN pour un FMC.

Annotation des FMC : FP

Un cas de FP est comptabilisé lorsque le DSA a estimé qu'il existait une FMC alors que les signaux montrent qu'il n'y a pas de FMC. L'opérateur apporte l'annotation « Mouvement/FMC/Pas FMC ». Le signal de la figure 5.9 montre un massage cardiaque ininterrompu. Il s'agit d'une détection erronée de FMC (en rouge).

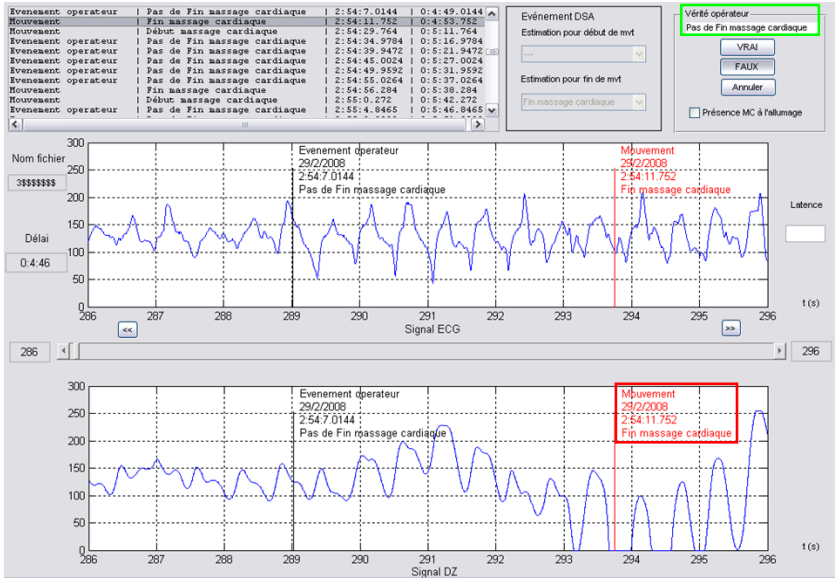


Fig. 5.9 – Illustration d'un FP pour un FMC.

Annotation des FMC : FN

Un cas de FN est comptabilisé lorsqu'une FMC est présente et que le DSA a estimé qu'il n'existait pas de FMC. L'opérateur rajoute alors un événement « Évènement opérateur/Pas FMC/FMC » uniquement si un DMC a été signalé et que le massage réel est arrêté depuis plus de 3 s. Ceci n'est valable qu'entre deux périodes de massage. Autrement dit si le DSA n'a pas détecté un changement de plus de 3 s de massage cardiaque avec reprise du massage par la suite. Le signal de la figure 5.10 montre une interruption de massage cardiaque non détectée par le DSA.

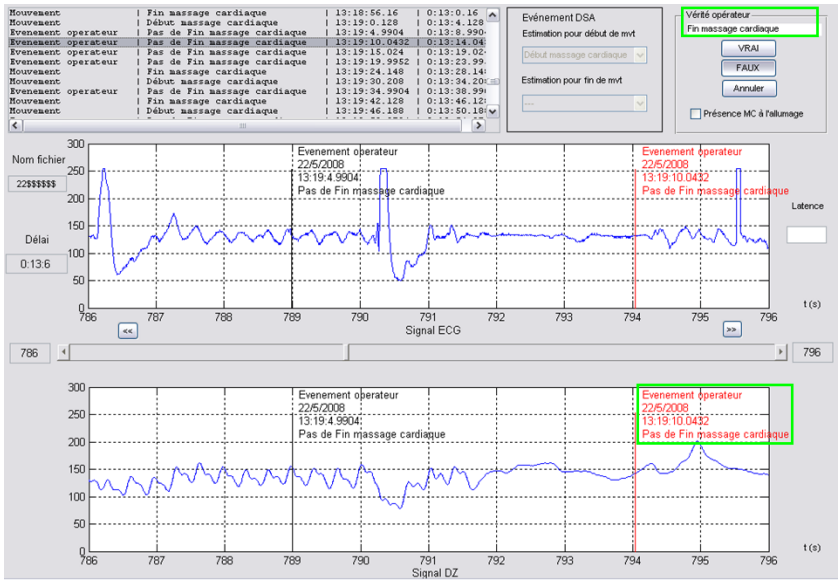


Fig. 5.10 – Illustration d'un FN pour un FMC.

5.2.3 Principe de surveillance

La surveillance des modules de détection embarqués dans les défibrillateurs Schiller Médical est rendue possible grâce à une collaboration entretenue avec certains centres d'urgence (*Brigade de Sapeurs-Pompiers de Paris* (BSPP), SDIS 54, etc...). Une surveillance peut être une étape additionnelle aux différents plans de test qui eux ont été déjà rigoureusement validés en Recherche et Développement avant l'étape de commercialisation des défibrillateurs. La surveillance permet ainsi d'établir un rapport supplémentaire sur le bon fonctionnement des modules de détection embarqués dans les défibrillateurs en opération sur sites d'intervention.

Ainsi, des signaux SAED d'interventions du SDIS 54 ont pu faire l'objet d'une surveillance du module de détection de massage cardiaque et par la même occasion il a été possible de communiquer quelques données statistiques sur la qualité du massage cardiaque pratiqué lors de ces interventions.

La performance du module de détection de massages cardiaque a été exprimée en fonction des indices (*Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp), etc...) mais également en termes de délai de rapidité à la détection (latence minimale, maximale et moyenne). Quant à la qualité de la RCP, elle a été exprimée en termes de fréquence et de durée de massage cardiaque (minimale, maximale, moyenne et médiane).

5.3 Détection de la fin réelle de massage cardiaque

5.3.1 Données acquises

Les signaux utilisés pour la phase d'apprentissage proviennent de 12 interventions extrahospitalières sur des ACs, avec *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) Fred Easy® (FE) de première génération (1G), entre octobre et décembre 2005. Les signaux utilisés pour la phase de validation proviennent de 27 interventions extrahospitalières sur des *Arrêt Cardiaque* (AC), avec DSA FE 2G, entre février à juillet 2008. Ces appareils ont été placés dans cinq centres de secours du « Grand Nancy », zone urbaine et périurbaine de Nancy, comptant près de 258 414 habitants. Un total de 1400 *« Real End of Chest Compressions »* (REoCC) ont pu être annotées : 565 REoCC (dont 63 REoCC précédaient directement l'analyse) ont constitué la base d'apprentissage et 835 REoCC (dont 51 REoCC précédaient directement l'analyse) ont constitué la base de validation.

5.3.2 Annotation des données

Les annotations ont été réalisées à l'aide de l'outil logiciel développé par Schiller Médical sous l'environnement *« Matlab^{TM} »* (The Mathworks, Inc., Natick, MA, USA) et qui a déjà été décrit précédemment au chapitre 5.2. Le protocole a consisté à placer l'annotation (vérité opérateur) au passage par la ligne de base du signal *Variation d'impédance transthoracique* (dZ), le plus proche du REoCC tout en veillant à ce qu'il n'y ait plus d'artefacts de massage cardiaque sur l'*Électrocardiogramme* (ECG) (figures 5.12 et 5.13). En effet, il n'est pas rare d'observer une prolongation des artefacts de massage cardiaque sur l'ECG alors que le massage cardiaque n'est déjà plus observable sur le signal dZ (figure 5.13).

5.3.3 Principe de validation

Aucune norme n'existant à ce sujet, la précision de l'algorithme de détection de REoCC, qui est l'objet du chapitre 7.5 a été présentée sous la forme de pourcentage de fin de massage cardiaque (EoCC) détecté dans quatre intervalles de confiance autour de l'annotation REoCC (figure 5.11) : ± 0,3 s, 0,5 s, 0,7 s et 1 s autour de l'annotation REoCC.

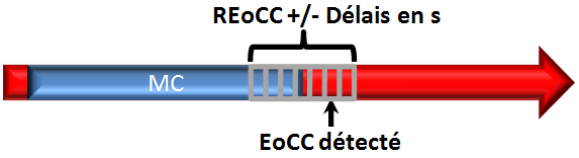


Fig. 5.11 – Représentation d'un intervalle de confiance autour de l'annotation REoCC.

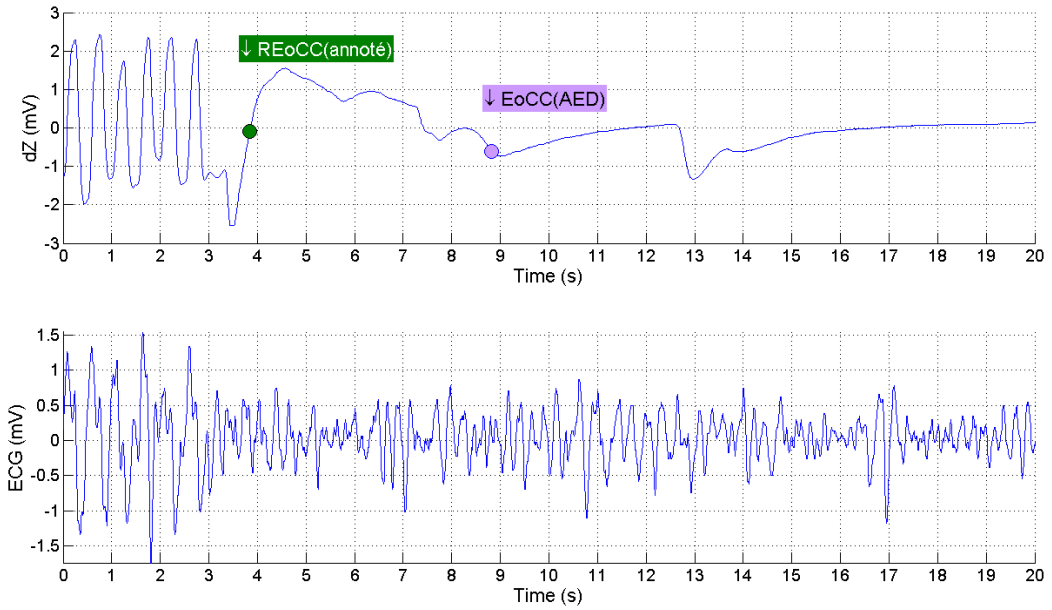


Fig. 5.12 – Évènement EoCC de l'AED et annotation manuelle du REoCC sur dZ. Rythme ECG de VF à choquer.

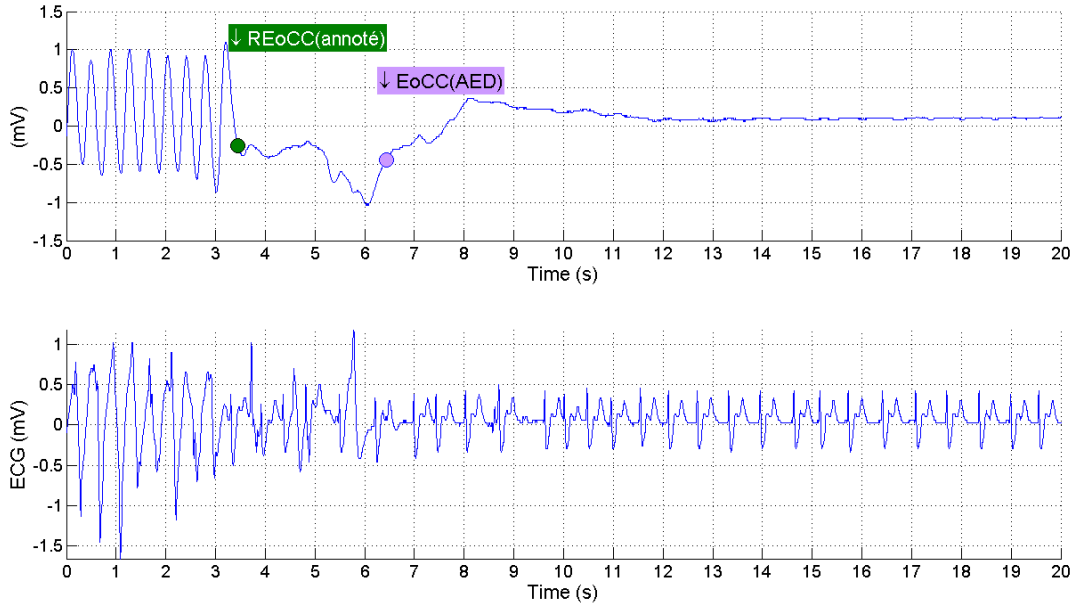


Fig. 5.13 – Évènement EoCC de l'AED et annotation manuelle du REoCC sur dZ. Rythme ECG non à choquer.

5.4 Processus de détection de VF rapide

5.4.1 Données acquises

La base de signaux qui a permis de mener l'apprentissage du module de détection de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) rapide est constituée de 825 segments d'*Électrocardiogramme* (ECG) extraits de 168 signaux SAED enregistrés lors d'interventions sur des arrêts cardiaques extrahospitaliers. Ces signaux ont été enregistrés par des *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) Fred® et Fred Easy® (FE) 2G en opération au *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54 entre Juillet et Décembre 2006. Cette base est indépendante de celle utilisée lors de la phase de conception du module. Les segments ECG sont composés de 10 s de signal artefacté par le massage cardiaque suivi de 3 s de signal propre de tout artefact. Parmi ces 825 segments on a compté 155 VF et 670 rythmes non choquables dont 386 asystolies et 284 autres rythmes non choquables. Le principe d'annotation est le même que celui décrit au chapitre 5.1 portant sur les données du module de détection de VF.

L'extraction de tant de segments parmi un nombre limité d'interventions a été entreprise en supposant que le processus régissant la morphologie des artefacts de massage cardiaque sur l'ECG est un processus non ergodique. En effet, au cours du temps, il y aurait des changements sous-jacents dans la morphologie de l'ECG (causés par les drogues, les chocs, etc...) et des changements dans le massage cardiaque administré au cours du temps (causés par la fatigue du sauveteur, le changement de sauveteur, etc...).

Ces données ont dans un premier temps servi de base à la validation sur PC du module de détection de VF rapide (sujet abordé au chapitre 7.2) et seront ultérieurement utilisées lors de la validation sur banc de test, une fois le module intégré dans un défibrillateur.

5.4.2 Principe de validation

Le banc de test actuellement en place et utilisé pour la validation du module de détection de VF embarqué dans les défibrillateurs Schiller Médical, devra subir un certain nombre d'extensions et d'améliorations pour pouvoir à l'avenir valider le processus de détection de VF rapide. Il est en effet nécessaire que le PC du banc de test génère simultanément les signaux ECG et *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) afin de les injecter aux bornes des électrodes du défibrillateur à valider.

Afin d'atteindre cet objectif une première étape a été de concevoir un simulateur de signal dZ servant à simuler les variations de l'impédance transthoracique d'un patient. Cette partie est le résultat d'un travail effectué en collaboration avec J.-P. Didon et R. Robin, élève ingénieur de l'ENSPS (Strasbourg) en stage en R&D chez Schiller Médical. L'algorithme programmé sur le microcontrôleur du simulateur dZ a été codé sous l'environnement MPLAB IDE V8.00 de Microship associé au compilateur CC5X. Les signaux de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) (de massage cardiaque et des insufflations) ont un aspect similaire aux signaux sinusoïdaux. Le simulateur a donc été conçu pour générer des signaux sinusoïdaux variant autour de différentes valeurs d'impédances statiques (comprises entre 50 Ω et 160 Ω), à des amplitudes pic-à-pic allant de ± 0,5 Ω à ± 5 Ω et à des fréquences variables (comprises entre 300 mHz et 2,5 Hz). Le simulateur dZ est entièrement commandable à l'aide du PC via un hyperterminal et les configurations possibles concernent l'impédance statique, l'impédance dynamique et la fréquence du signal simulé.

Les configurations possibles sont en :
- impédance statique : 50, 70, 100, 120, 150 et 160 Ω ;
- impédance dynamique (amplitude pic-à-pic) : 1, 3, 6, 7, 8 et 10 Ω ;
- fréquence pour la simulation de réspiration : 300, 350, 400, 450, 500 et 550 mHz ;
- fréquence pour la simulation du massage cardiaque : 60 bpm (soit 1 Hz), 70, 80, 90, 100, 120, 140 et 150 bpm (soit 2,5 Hz).

La figure 5.14 illustre le branchement du simulateur dZ et du simulateur ECG Symbio® afin de générer simultanément les deux signaux synthétiques aux bornes du DSA FE 2G. La carte ECG-dZ est une sorte de plateforme de regroupement des signaux ECG et dZ.

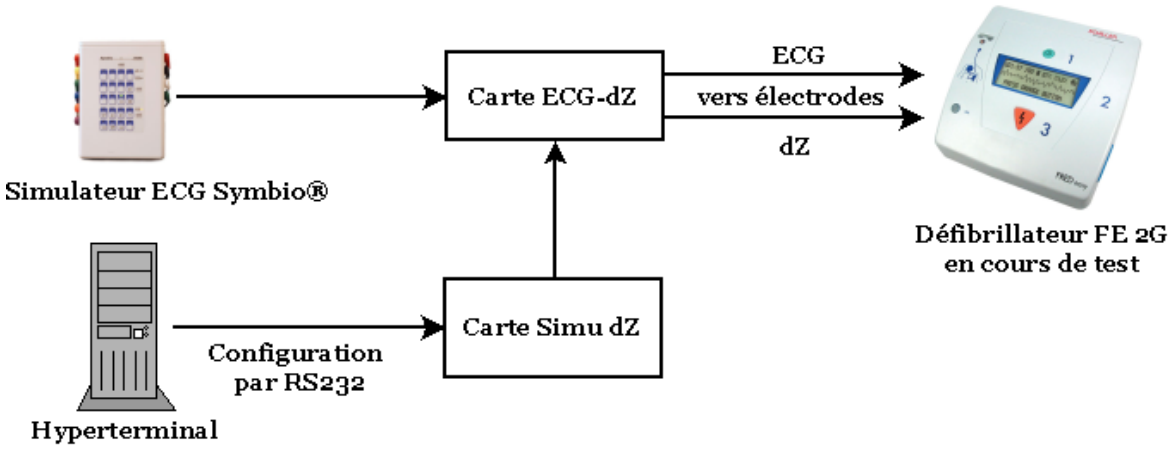


Fig. 5.14 – Branchement du simulateur dZ.

La deuxième étape a consisté à simuler des signaux ECG et dZ non plus synthétiques mais issus d'interventions réelles. Ce projet de génération simultanée (figure 5.15) des signaux SAED par le banc de test a été initié en collaboration avec J.-P. Didon et S. Zahiri, élève ingénieur de l'ENSPS (Strasbourg) en stage en R&D chez Schiller Médical. Le but était de générer parallèlement et synchroniser les deux signaux ECG et dZ entrant dans le DSA. Pour ce faire, nous avons déjà procédé à l'amélioration du logiciel du PC de test déjà existant et développé en langage C/C++ sous l'environnement « *Builder* ». Ce logiciel permettait initialement de générer un ECG via une carte numérique-analogique « *National Instrument DAQ* » reliée au PC du banc de test et au connecteur des électrodes collables du DSA.

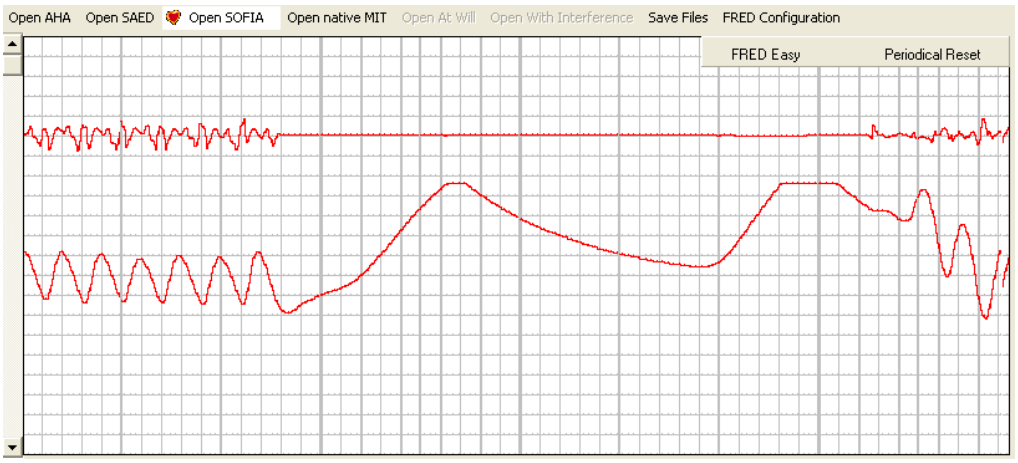


Fig. 5.15 – Aperçu de l'interface du software permettant la génération simultanée des signaux SAED.

La vue globale de la figure 5.16 permet de visionner l'ensemble des cinq cartes conçues pour constituer le nouveau banc de test ECG/dZ.

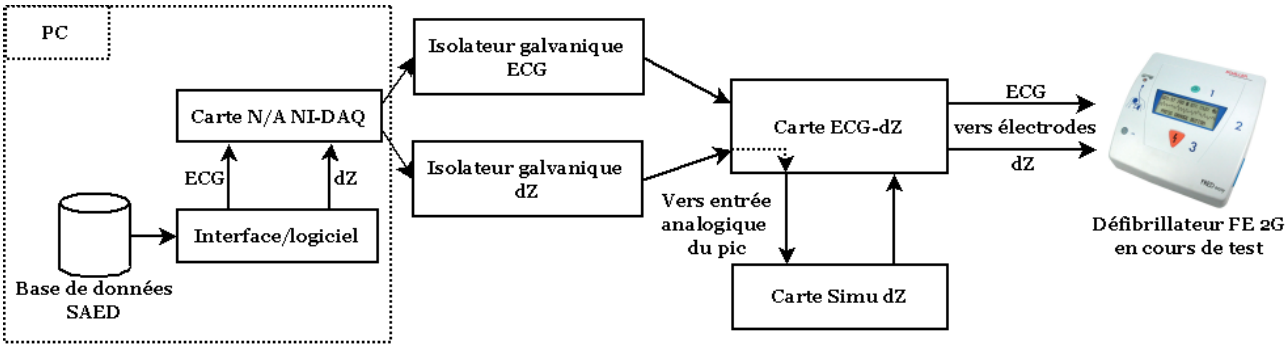


Fig. 5.16 – Banc de test générateur des signaux SAED (ECG-dZ).

La carte ECG-dZ constitue une sorte de plateforme de regroupement des signaux ECG et dZ et présente également la particularité de transférer les signaux dZ provenant du PC (par l'isolation galvanique dZ) vers l'entrée analogique du PIC de la carte Simu dZ, qui, elle, renvoie à son tour à nouveau les signaux dZ à la carte ECG-dZ.

Chapitre 6

Données du module de prédiction d'efficacité de défibrillation

Ce chapitre consiste en la description des données nécessaires au développement du module de prédiction de l'efficacité du choc électrique. Il a fallu collecter, annoter, trier puis pré-traiter les signaux. La préparation des données est une étape préliminaire primordiale et dans le cadre de cette thèse elle a nécessité beaucoup de temps. En effet, le sujet de thèse a débuté sans aucune donnée, il a donc fallu très rapidement envisager plusieurs voies de collecte. On verra d'ailleurs qu'un certain nombre d'investigations de collecte de signaux n'ont pas pu aboutir. Les difficultés rencontrées lors de la collecte mais également pendant la phase d'annotation n'ont pas été des moindres. Ce chapitre présentera la procédure d'annotation et exposera un certain nombre de cas d'annotation problématique.

6.1 Données acquises

Pour le développement du module de prédiction de l'efficacité de défibrillation, une banque de données a été constituée à partir de signaux SAED enregistrés lors d'interventions de DSAs Fred® et Fred Easy® (FE) Schiller Médical SAS. Les signaux SAED proviennent ainsi d'interventions du SDIS 54 (Nancy-France) sur des victimes d'*Arrêt Cardiaque* (AC) extrahospitalier. Ces interventions ont eu lieu entre Juillet 2006 et Septembre 2009 en zone urbaine et périurbaine appelée « Grand Nancy » comptant près de 258 414 habitants. Les *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) ont été utilisés par des équipes d'urgence de premier niveau constituées de pompiers (professionnels et/ou volontaires) tous entraînés aux techniques de réanimation de base (« *Basic Life Support* » (BLS)).

La base de signaux recueillis comporte 619 chocs provenant de 259 victimes d'AC. Comme nous allons le voir par la suite, l'intégralité des signaux n'a cependant pas pu être retenue pour l'étude de prédiction, ceci du fait de la présence de divers artefacts (pacemaker, interférences 50 Hz, mouvements, etc...) sur le segment *Électrocardiogramme* (ECG) précédant immédiatement le choc.

6.2 Difficultés de la collecte de signaux

Diverses voies ont été envisagées afin de collecter des signaux d'ECG d'AC. Malheureusement nombre d'entre elles n'ont pas abouti.

Les enregistrements Holter représentent un immense réservoir de données médicales et la plupart des bases de données de la recherche en cardiologie électrocardiographique sont constituées de ce type d'examen. Les signaux Holter d'AC sont intéressants afin d'exploiter le signal de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) dès son initiation, bien malheureusement à ce moment là, il y a très peu de chances que le défibrillateur soit déjà installé et puisse donc nous fournir l'information d'issue de la défibrillation. C'est la raison pour laquelle, les démarches entreprises pour collecter des signaux d'AC enregistrés par des DSA en intervention ont pour l'instant été privilégiées par rapport aux démarches de collecte de signaux Holter.

Afin de mesurer la difficulté rencontrée lors de la constitution de la base de données, les différentes

démarches de récupération de signaux envisagées et entreprises ont été toutes succinctement décrites ci-dessous. Les investigations se sont orientées à la fois du côté du centre hospitalier universitaire de Brabois (département de cardiologie et ses contacts externes tels que Sorin Group fabricant de pacemaker, département de chirurgie cardiaque, département d'électrophysiologie) mais également du côté de l'industriel Schiller.

6.2.1 Collaboration avec le CHU de Brabois

Collecte nationale de signaux Holter d'AC

Avec le soutient de Pr. De Chillou, nous avions envisagé de lancer une annonce nationale de collecte de signaux Holter d'AC. Pour ce faire, il a fallu collecter et trier plus de 2 900 adresses E-mails et 6 000 adresses postales de cardiologues de France métropolitaine et DOM-TOM correspondant aux membres de la Société Française de Cardiologie et aux cardiologues ayant indiqués leurs données sur le site internet du Conseil National de l'Ordre des Médecins. Les responsables des fichiers des médecins étant dans l'impossibilité de fournir les données, la récupération des adresses a été réalisée par le biais des annuaires publics des deux sites internet de la *Société Française de Cardiologie* (SFC) et du Conseil National de l'Ordre des Médecins. Puis il a fallu mettre en place une procédure de mailing. Lors de la rédaction du dossier CCTIRS/CNIL nécessaire à la collecte des signaux, nous nous sommes cependant aperçus de la lourdeur de la procédure pour très certainement peu de données à récupérer. Il a donc été décidé de ne plus poursuivre dans cette voie.

Cassettes Holter d'AC du département Holter de cardiologie

Le département Holter de la cardiologie de Brabois, représenté par Dr. Brembilla Perrot détenait quelques anciens enregistrement Holter sur cassette. Parmi les 27 cassettes archivées, seulement deux enregistrements ECG présentaient un AC et ont été exportés en intégralité à l'aide du software SyneTec d'Ela-Medical Sorin Group installé en salle de lecture de Holter de la cardiologie de Brabois. Le fichier binaire exporté et codé sur 16 bits à une fréquence d'échantillonnage de 200 Hz correspond à l'enregistrement par un Holter à deux voies de la dérivation V1 modifiée (V1M). Les deux dérivations sont codées de manière entrelacée, c'est-à-dire que les deux premiers octets correspondent au premier échantillon de la 1re dérivation et les deux octets suivant correspondent au premier échantillon de la deuxième dérivation, etc... Par comparaison à une intervention imprimée à l'aide de SyneTec et par affichage du même signal exporté de SyneTec j'ai pu déterminer la seule caractéristique encore manquante à savoir : une résolution du signal de 10 μV/« *Least Significant Bit* » (LSB).

Schiller Médical SAS avait initialement développé sous l'environnement C++ « *Builder* » un outil de visualisation et d'extraction de signaux SAED. Après avoir apporté quelques adaptations et extensions à cet outil dans le but d'étendre son application à des signaux Holter, j'ai réalisé le rééchantillonnage à 250 Hz puis l'extraction des périodes de VF et/ou de « *Ventricular Tachycardia* » (VT) des signaux Holter ici récupérés.

Signaux d'AC enregistrés par des pacemaker et/ou défibrillateurs implantables

Lors de mes passages à l'hôpital de Brabois, j'ai pu rencontrer le responsable régional de Sorin Group France (G. Simon). Par la suite j'ai tenté d'entrer en contact avec le responsable Sorin Group Holter France (Y. Bodescot), afin de savoir s'ils détenaient une base de signaux d'AC enregistrés par des pacemakers et/ou des défibrillateurs automatiques implantables. A noter cependant que ce type de base de signaux aurait certainement eu l'inconvénient de présenter de trop courtes périodes de VT/VF pour envisager leur exploitation. De plus, le mode d'acquisition d' un ECG endocavitaire s'éloigne de celui des DSA.

Enregistrement Holter en chirurgie cardiaque

Il avait été envisagé d'étudier les possibilités d'un protocole d'enregistrement Holter au bloc opératoire lors d'une cardioplégie avec *Circulation Extra-Corporelle* (CEC). Deux premiers enregistrements auraient déjà permis de conclure quant à la qualité des signaux (éventuels effets des mouvements du chirurgien en intervention et du cœur ouvert) et donc à la possibilité d'une exploitation des signaux

acquis lors d'une telle intervention.

D'après des études menées sur un modèle porcin par Indik *et al.* [75, 104, 114, 115, 77], les paramètres morphologiques de la VF se dégradent dans le temps en présence d'une ischémie. Il aurait ainsi été intéressant d'observer le comportement des paramètres morphologiques sur un être humain dans une situation de cardioplégie chaude avec cœur maintenu en non ischémie. Après rencontre du Pr. Villemot, du département de chirurgie cardiaque, il m'a été indiqué que la possibilité de récupérer un ECG de surface lors d'une cardioplégie avec CEC est impossible puisque le cœur est bien maintenu en non ischémie mais est à l'arrêt et non pas en VF. Cette perspective a donc été abandonnée.

ECG d'intervention en électrophysiologie

Après une rapide initiation au domaine, Pr. De Chillou ainsi que Dr. Andronache m'ont permis d'assister au déroulement de quelques interventions en électrophysiologie.
Rappelons que la cardiologie interventionnelle se divise en deux grandes familles :

- la cardiologie interventionnelle proprement dite, traite les problèmes de « tuyauterie ». Les examens et interventions réalisés sont l'angiographie, la coronarographie ou encore la dilatation. Les cardiologues interventionnels sont en quelque sorte les « plombiers du cœur » et ils regardent l'état des artères du cœur ainsi que sa fonction. Les pathologies traitées sont les sténoses et les infarctus. Le matériel utilisé est du type stent, ballon de dilatation, etc...
- la rythmologie s'intéresse aux problèmes électriques du cœur. Elle regroupe l'électrophysiologie cardiaque et la stimulation cardiaque. Pour poursuivre l'analogie, les cardiologues sont ici les « électriciens du cœur ». Pour l'électrophysiologie, on parle d'exploration électrophysiologique, d'ablation par radio-fréquence. Quant à la stimulation elle comprend l'implantation de pacemaker ou encore de défibrillateur automatique. Les pathologies traitées sont l'arythmie, la bradycardie, la tachycardie, les troubles du rythme, les troubles de la conduction. Le matériel utilisé comprend les cathéters d'électrophysiologie, ainsi que les prothèses implantables tels que pacemaker et défibrillateur.

Par la suite, il a été envisagé de récupérer du système de stockage de données des baies d'électrophysiologie Bard, des signaux ECG présentant des VF induites. Il s'agissait plus exactement de trouver dans les archives les enregistrements d'exploration électrophysiologique pour lesquelles une VF a été provoquée volontairement lors d'une *Stimulation Ventriculaire Programmée* (SVP) positive. Dans ces cas, la VF enregistrée est également de courte durée (< 20 s) puisqu'elle doit être immédiatement réduite par un *Choc Électrique Externe* (CEE).

6.2.2 Collaboration avec l'entreprise Schiller

Signaux d'AC enregistrés par des DSA Fred® et FE 2G en intervention au SDIS 54

Schiller Médical SAS Wissembourg (France) travaillant en collaboration avec les sapeurs pompiers de Nancy, il a été possible de récupérer les tracés ECG et *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) enregistrés par des défibrillateurs Fred® et FE 2G Schiller Médical lors d'interventions de Juillet 2006 à Septembre 2009. Les signaux récupérés étaient totalement anonymes et aucune donnée étiologique n'a été récupérée.

Signaux d'AC enregistrés par des Holters Schiller AG

Le siège du groupe Schiller AG (Baar, Suisse) développe et commercialise entre autre des équipements Holter et sponsorise l'organisation *« Telemetric and Holter ECG Warehouse »* (THEW) regroupant de nombreuses bases de données Holter .

6.2.3 Bases de données publiques

Les bases de signaux Physionet et THEW se composent toutes deux d'un catalogue numérique d'enregistrements ECG continus chez des patients cardiaques et des personnes en bonne santé. Elles permettent ainsi d'obtenir une vaste gamme d'enregistrements ECG et les informations cliniques as-

sociées. Ces bases de données constituent un référentiel pour les données scientifiques nécessaires au développement de nouvelles technologies liées à la sécurité cardiaque.

Physionet

Parmi les bases de données Holter usuellement utilisées pour développer et tester les algorithmes de détection implémentés dans les DAEs, il y a celles de PhysioNet accessible gratuitement sur internet. Des signaux intéressants ont ainsi pu être extraits des bases de données Holter CUDB, AHADB, VFDB et SCDHDB (Sudden Cardiac Death Holter Database) [116]. Les signaux de PhysioNet sont au format 212 (deux signaux : deux échantillons codés sur trois octets) à 250 Hz.
J'ai ainsi pu récupérer :

- 12 signaux Holter parmi les 35 de la base CUDB, leur résolution est de 2,5 μV/LSB [111] ;
- 8 signaux Holter parmi les 9 signaux de la base AHADB (issus des signaux 8001 à 8010), leur résolution est de 2,5 μV/LSB [110] ;
- 8 signaux Holter parmi les 22 signaux de la base VFDB, leur résolution est de 5 μV/LSB [112] ;
- 14 signaux Holter parmi les 23 de la base SCDHD, leur résolution est de 1,25 μV/LSB [116].

THEW

Cette base de données [117] est le résultat récent d'un partenariat entre l'Université de Rochester Medical Center, la FDA (*« US Food and Drug Administration »*) et le NHLBI (*« National Heart, Lung and Blood Institute »*) des *« National Institutes of Health »*. Cette base de données est amenée à s'enrichir de jour en jour, il sera peut-être possible d'y trouver d'ici peu une base de données d'AC rigoureusement caractérisées et étiquetées.

6.3 Annotation des données

6.3.1 Outil d'annotation

L'outil d'annotation a été développé par Schiller Médical SAS en langage C/C++ sous l'environnement *« Builder »*, à des fins de surveillance de la qualité des algorithmes d'analyse des arythmies embarqués dans les défibrillateurs. Cet outil fournit à l'utilisateur une interface fluide permettant ainsi de gagner en facilité et en rapidité d'annotation. Après avoir apporté plusieurs adaptations et extensions à cet outil, il m'a été possible de l'utiliser lors de l'étape d'annotation des signaux post-chocs ; étape préalable à l'étude de la prédiction de la défibrillation.

Cet outil d'annotation prend en entrée les signaux SAED, c'est-à-dire les signaux bruts mémorisés lors des interventions mais qui ont été renommés et dispatchés dans des répertoires selon un format spécifique.

Le logiciel d'annotation permet d'ouvrir une à une les interventions présentes dans un même répertoire de travail. Une fois une intervention ouverte, le logiciel permet :

- de sélectionner le numéro du choc que l'utilisateur veut observer, annoter et analyser ;
- une fois le numéro du choc choisi, d'accéder au signal jusqu'à 10 s avant le choc et 2,5 min après le choc ; l'ECG ainsi que dZ pour ce segment de signal sont extraits et sauvegardés ;
- de vérifier automatiquement si le résultat du lancement de la première analyse est un rythme à choquer. Si oui, alors une information relative à la présence d'une VF initiale est mémorisée ;
- d'annoter automatiquement le rythme pré-choc en *« Shockable »* (Sh). L'utilisateur peut modifier cette annotation à *« Not Shockable »* (NSh) s'il juge que le résultat d'analyse du *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) est inexact, donc non choquable. Les données ainsi modifiées ne sont pas prises en compte ultérieurement ;
- de sélectionner le type de rythme post-choc (rythme organisé *« Organized Rhythm »* (OR), *Asystolie* (ASYS), VF et *Indéterminé* (IND)) à différents délais post-choc. Les délais post-choc qui ont été retenus pour l'annotation étant : à 5, 15, 30, 60 s et à 2 min si aucun autre choc n'intervient ;

– de placer un curseur au moment de la refibrillation et ainsi de mémoriser le temps entre le choc et la refibrillation. Le temps maximum étant de 2 min Si ce temps est inférieur à 1,5 s alors le temps entre le choc et la refibrillation est considéré comme nul.

Afin de faciliter et renforcer l'exactitude de l'annotation du signal ECG l'utilisateur peut visionner simultanément les signaux ECG et dZ (figure 6.1). L'observation des artefacts de mouvements (massage cardiaque, ventilations, etc ...) se faisant facilement sur le signal dZ, elle permet ainsi dans la plupart des cas de mettre en évidence les effets des artefacts sur le signal ECG.

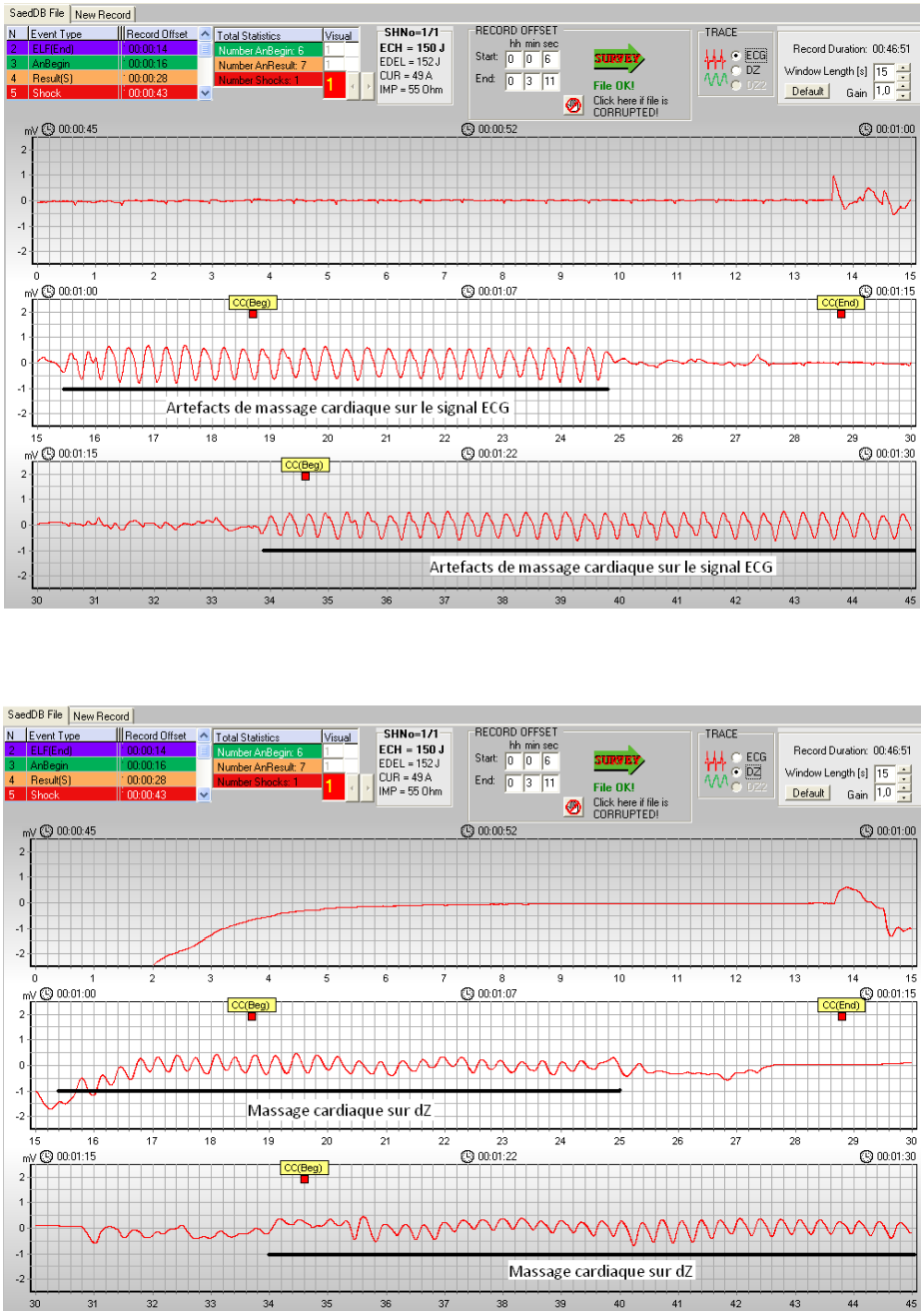


Fig. 6.1 – Artefacts de massage cardiaque sur un signal ECG d'asystolie (bloc auriculo-ventriculaire complet).

Suite à l'annotation de l'intégralité des chocs des interventions, un fichier .csv est généré résumant ainsi toutes les annotations réalisées.

La liste des informations stockées dans ce fichier est :
- Nom du fichier SAED ;
- Offset (depuis le démarrage du DAE) du début du segment extrait ;
- Longueur de l'enregistrement ;
- Numéro du choc ;
- Nombre total de chocs ;
- Énergie chargée ;
- Énergie délivrée ;
- Courant ;
- Impédance ;
- Type d'électrodes ;
- Rythme initial : Sh, NSh ou IND ;
- Rythme à 5 s post-choc : VF, ASYS, OR ou IND ;
- Rythme à 15 s post-choc : VF, ASYS, OR ou IND ;
- Rythme à 30 s post-choc : VF, ASYS, OR ou IND ;
- Rythme à 60 s post-choc : VF, ASYS, OR ou IND ;
- Rythme « *Return Of Organized Rhythm* » (ROOR) à 60 s post-choc : Yes (si au moins une des annotations $\leq$ 60 s post-choc est à Yes sinon No ;
- Rythme à 2 min post-choc : VF, ASYS , OR ou IND ;
- Durée de l'analyse ;
- Délais du choc après le résultat d'analyse ;
- Délais du choc après la *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) (la dernière fin de massage cardiaque détectée) ;
- Temps de la refibrillation ;
- Refibrillation durant le massage cardiaque : Yes, No ou IND ;
- Présence d'un pacemaker : Yes, No ou IND.

6.3.2 Protocole d'annotation

Les annotations post-choc ne sont possibles qu'en présence d'une annotation pré-choc à Sh. Les rythmes sont lus et annotés à $X = 5$, 15, 30, 60 et 120 s après le choc. Les annotations prennent ainsi en considération le signal précédant le marqueur X s. L'annotation du signal à ces délais et même en présence de massage cardiaque est rendue possible grâce à la lecture en simultanée des signaux ECG et dZ.

La classification des rythmes est :
- **OR** pour rythme organisé. En ce qui concerne l'annotation à 5 s, elle est à OR s'il y a un ou plusieurs complexes QRS (figure 6.2). Les marqueurs au-delà de 5 s sont annotés à OR s'il y a au moins deux complexes QRS durant les 10 s précédant le marqueur limite X s (figure 6.3).
- **VF** pour fibrillation ventriculaire à grosse maille (amplitude pic-à-pic $\geq$ 200 μV).
- **ASYS** pour une asystolie d'amplitude pic-à-pic $<$ 100 μV durant plus de 4 s ou une VF d'amplitude pic-à-pic $<$ 200 μV.
- **IND** rythme indéterminé lorsque l'annotation est impossible du fait de la présence d'artefacts trop importants.

L'annotation, décrite ci-dessus, permet d'indiquer grossièrement le moment de la récurrence de la VF à $X = 5$, 15, 30, 60 ou 120 s après le choc. L'interface d'annotation, permet d'affiner cette annotation, en plaçant un marqueur au moment estimé opportun. Ainsi, en présence d'artefacts de massage cardiaque sur l'ECG, le moment de refibrillation est indiqué dès lors qu'il y a un changement morphologique du signal ECG. Si aucun changement morphologique n'apparaît alors le marqueur de récurrence est placé à la fin de la période de massage cardiaque (figure 6.4). Si la récurrence de la VF se fait avant la fin des artefacts du choc, le marqueur de refibrillation est placé au début du choc, ce qui va automatiquement impliquer une valeur de récurrence à 0 s, correspondant au cas particulier de VF persistante (figure 6.5).

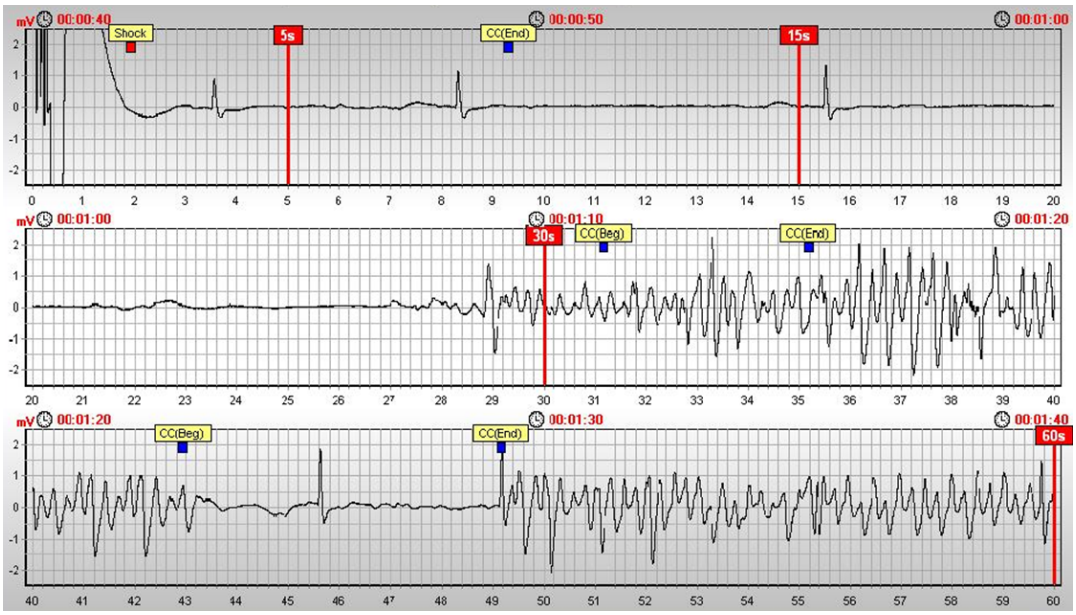


Fig. 6.2 – OR à 5 s car présence d'un QRS. **Annotation :** ASYS à 15 s, 30 s et OR à 60 s, 120 s.

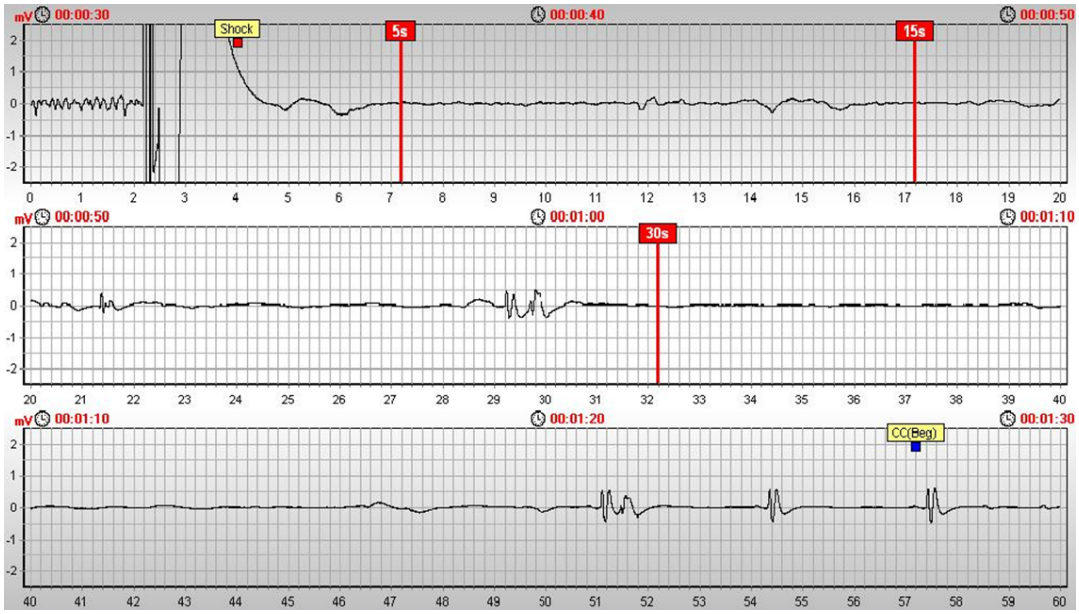


Fig. 6.3 – Plusieurs QRS 10 s avant les marqueurs 30 s, 60 s. **Annotation :** ASYS à 5 s, 15 s et OR à 30 s, 60 s, 120 s.

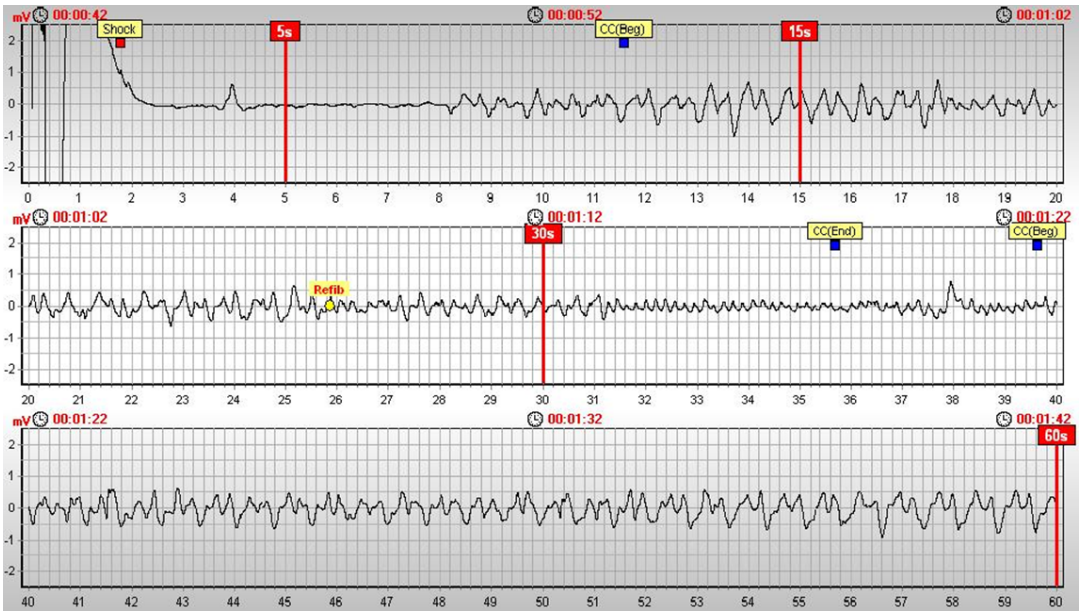


Fig. 6.4 – Marqueur de refibrillation placé en fin de massage cardiaque. **Annotation :** OR à 5 s, IND à 15 s et VF à 30 s, 60 s, 120 s.

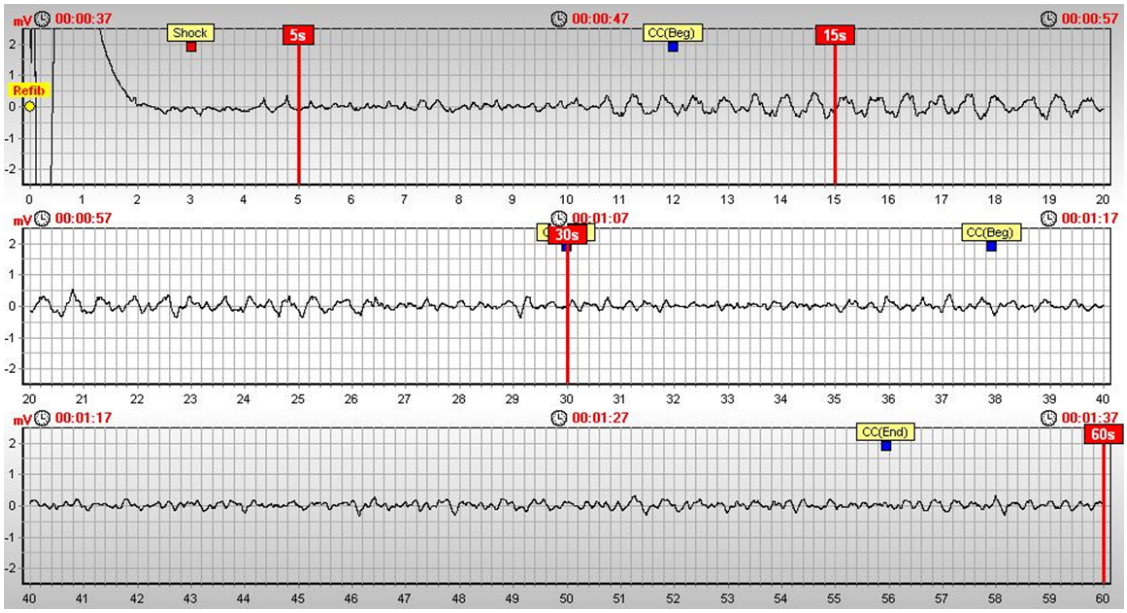


Fig. 6.5 – Marqueur de refibrillation placé à 0 s : cas de VF persistante. **Annotation :** VF de 5 s à 120 s.

6.3.3 Difficultés de l'annotation

Les difficultés rencontrées lors de cette procédure d'annotation n'ont pas été des moindres. L'aide de Pr. De Chillou et de J.-P. Didon m'a été précieuse.

Les illustrations de quelques cas d'annotations problématiques sont présentées ci-dessous (dérivation II, bande passante [0,5 ;26] Hz) :

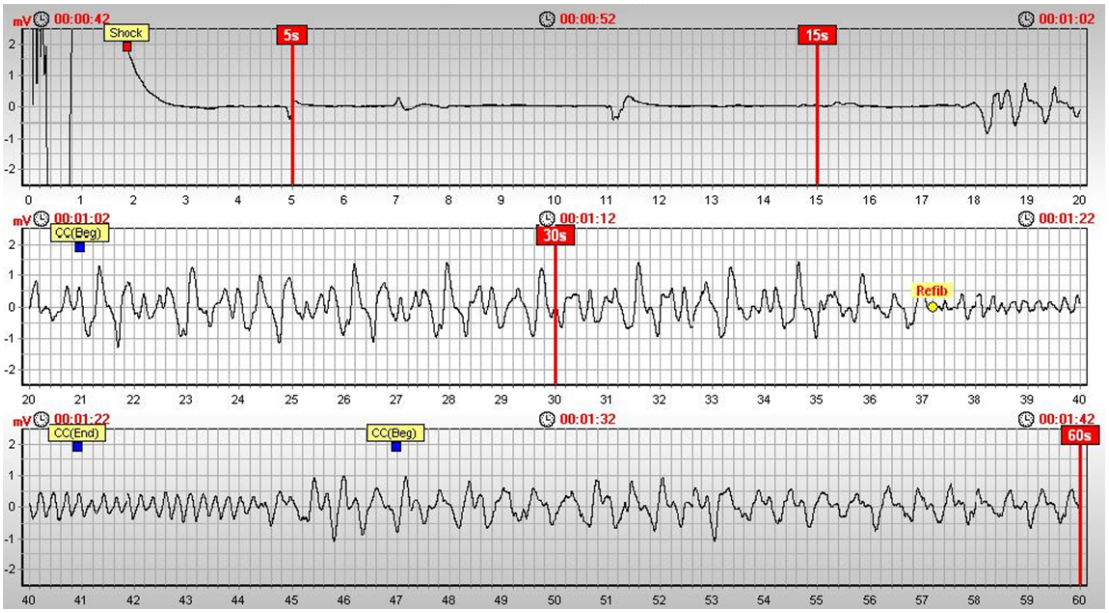


Fig. 6.6 – Artefact de choc important et présence d'un QRS sur le marqueur 5 s. **Annotation :** OR à 5 s, ASYS à 15 s, 30 s et VF à 60 s, 120 s.

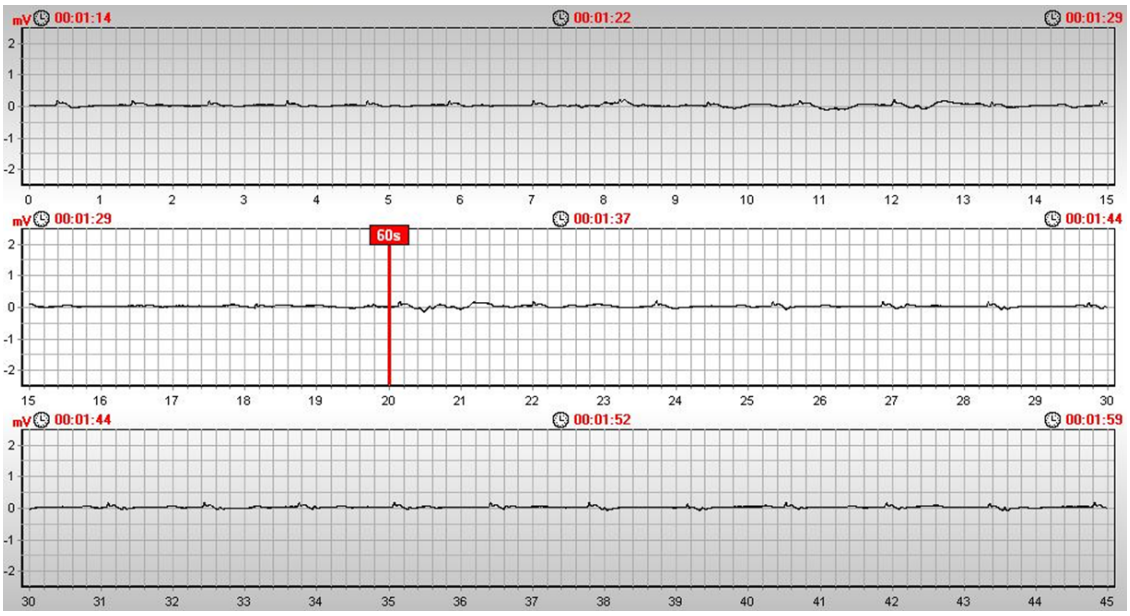


Fig. 6.7 – Pas d'activité ventriculaire, mais présence d'un rythme sinusal (bloc auriculo-ventriculaire complet). **Annotation :** ASYS à 60 s, 120 s.

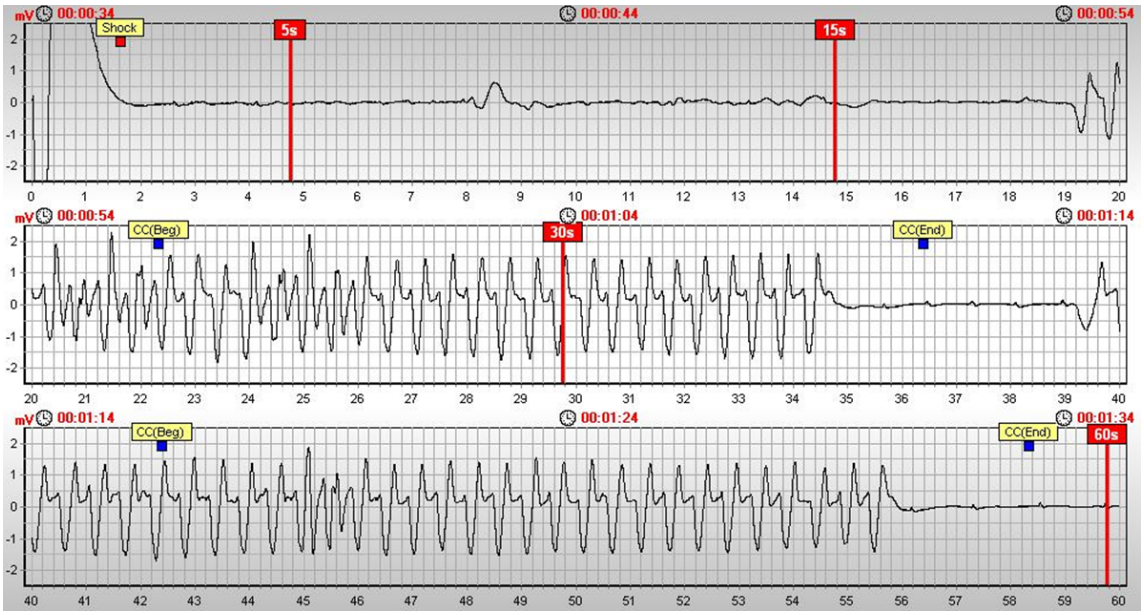


Fig. 6.8 – Présence d'ondes P. **Annotation :** ASYS de 5 s à 60 s et OR à 120 s.

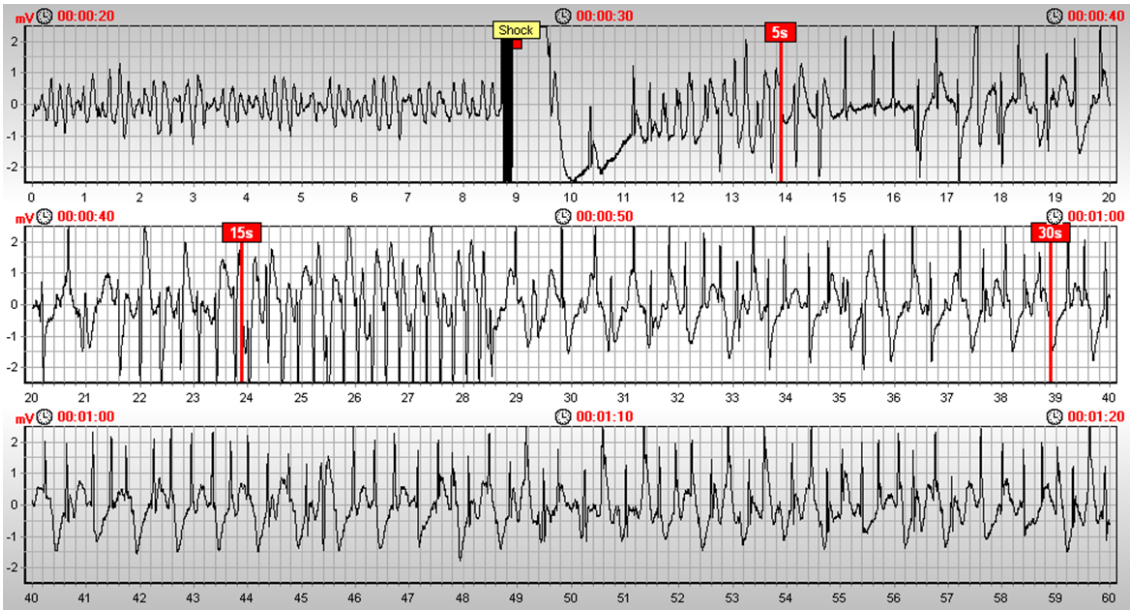


Fig. 6.9 – Le rythme post choc est une VT qui s'accélère jusqu'à 120 s après le choc. Doit-il être annoté en OR ou en VF ? **Annotation :** OR de 5 s à 120 s

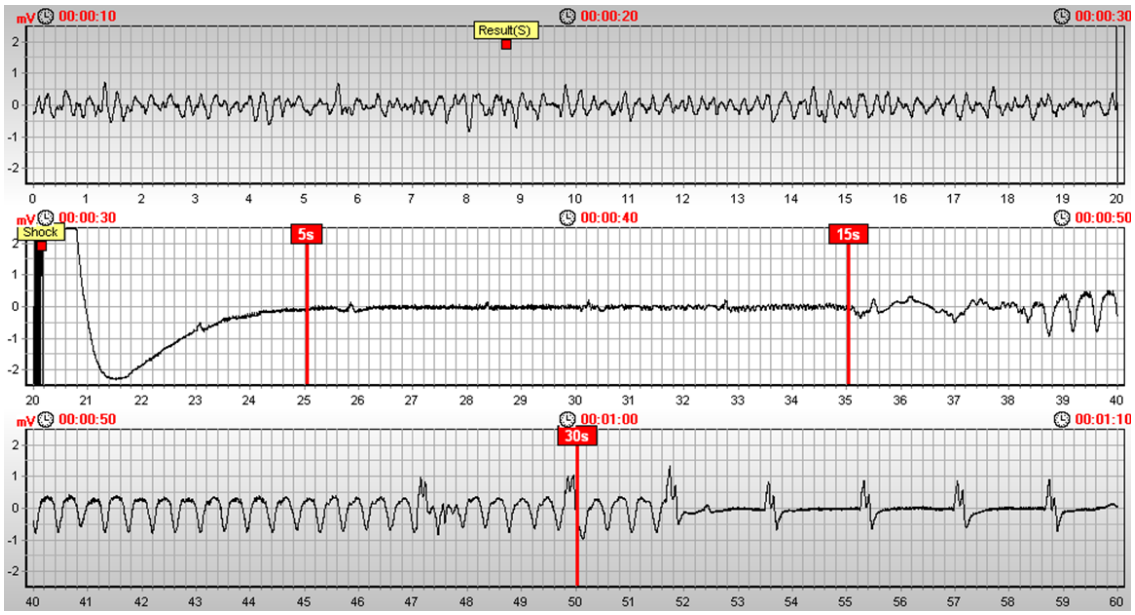


Fig. 6.10 – Le rythme post choc est à annoter en OR ou en ASYS (car présence d'ondes P) ? **Annotation :** OR de 5 s à 120 s

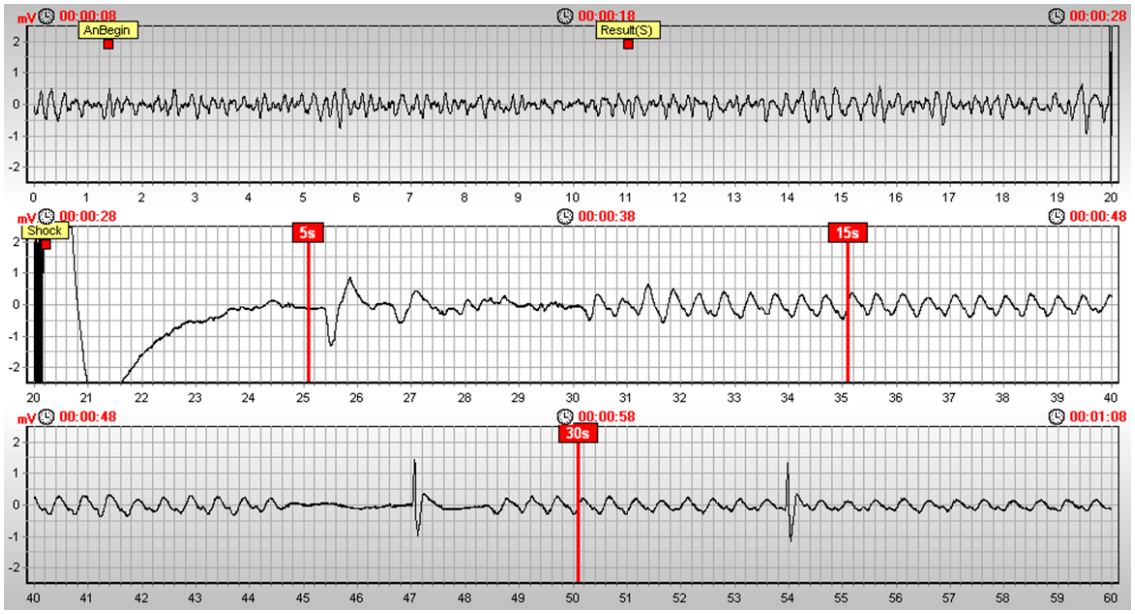


Fig. 6.11 – La procédure d'annotation ne présente-elle pas ici une limitation ? **Annotation :** ASYS à 5 s, 15 s et 30 s, OR à 60 s et ASYS à 120 s.

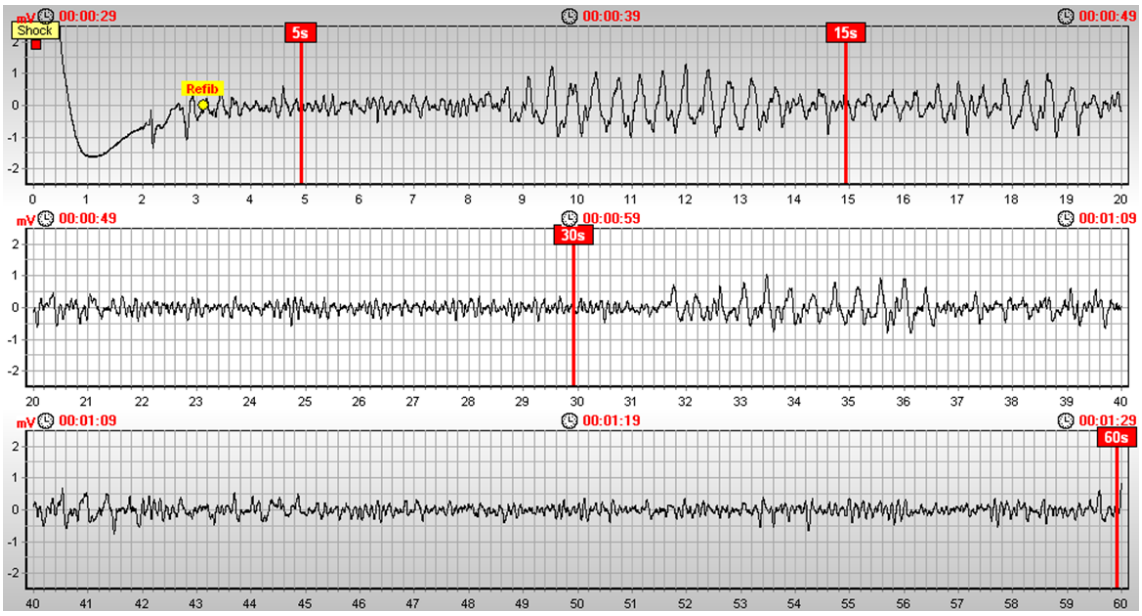


Fig. 6.12 – Difficulté de l'annotation à 5 s. **Annotation :** VF de 5 s à 120 s.

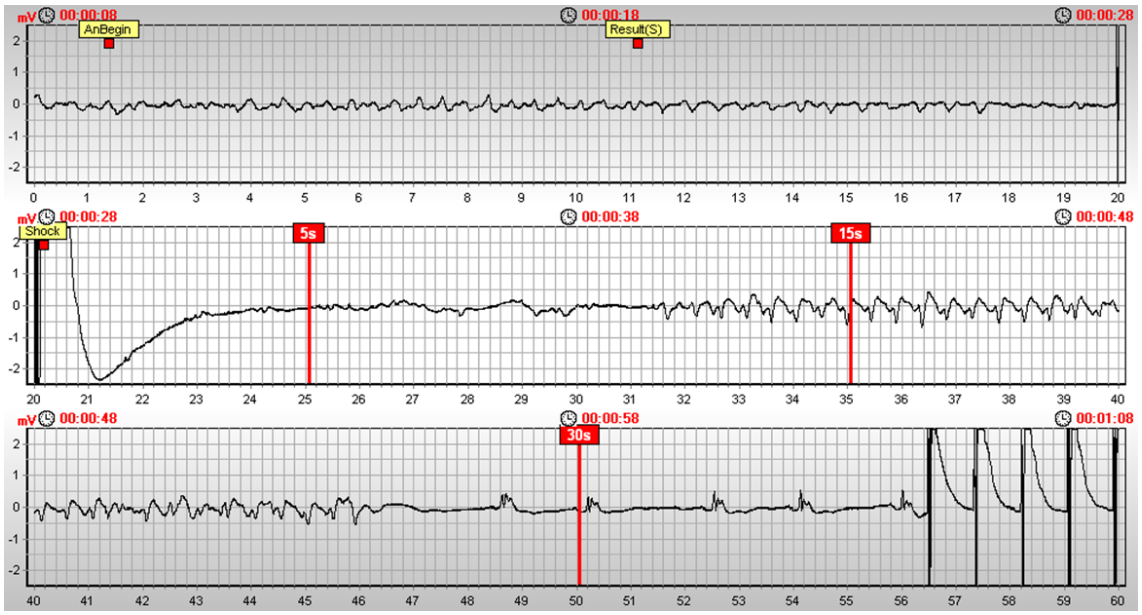


Fig. 6.13 – Le rythme à 4 s pré-choc était-il encore à choquer ? **Annotation :** OR à 5 s, 15 s, 30 s et IND à 60 s, 120 s



Fig. 6.14 – Dans ces 2 cas, le rythme pré-choc était-il à choquer ? **Annotation :** VF de 5 s à 120 s (figure du haut) et IND de 5 s à 120 s (figure du bas)

6.4 Pré-traitement des données

Une base de données brute montre des aberrations que peuvent par exemple introduire les systèmes d'acquisition, il est alors nécessaire de s'en prémunir avant d'entreprendre toute action d'analyse, aux risques de biaiser les interprétations. La littérature occulte un peu cette étape de préparation des données. Cependant, selon Jermyn *et al.* [118], 60 à 80% du temps employé à l'analyse des données devrait être consacré à cette phase de préparation. Une bonne préparation des données est donc un pré-requis incontournable au succès de l'analyse de données. L'ouvrage de Theodoridis et Koutroumbas [6] aborde dans le détail les étapes de pré-traitement des données avant leur analyse.

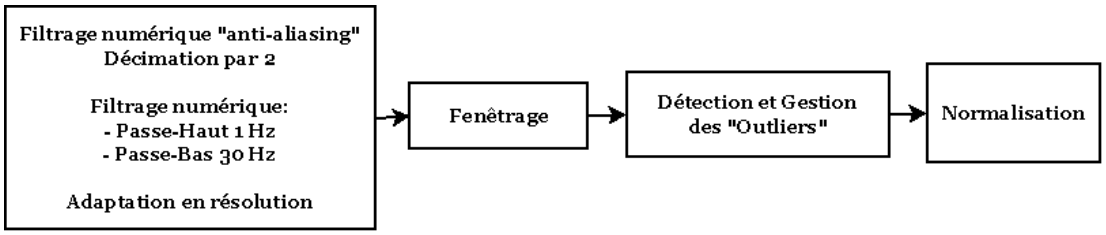


Fig. 6.15 – Chaîne de pré-traitrement

6.4.1 Filtrage numérique

Avant de procéder à toute tentative de détection et d'extraction d'informations des signaux ECG, il est nécessaire de les pré-traiter. Le filtrage a pour but de séparer les signaux utiles des bruits indésirables. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains ont la particularité de recouvrir la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend difficile à filtrer.

Les signaux prélevés par les électrodes et enregistrés sur le support mémoire du DSA FE 2G ont subi un filtrage analogique passe-bande de bande passante [0,53 ;26] Hz par la chaîne d'acquisition ECG du DSA.

Cette chaîne d'acquisition est constituée entre autres de quatre filtres du premier ordre de fréquence de coupure $fc = \frac{1}{2\pi RC}$, dont :

- 1 passe-haut de $fc = 0{,}53$ Hz (C = 1 μF, R = 301 kΩ) ;
- 1 passe-bas de $fc = 338{,}6$ Hz (C = 47 nF, R = 10 kΩ) ;
- 1 passe-bas de $fc = 26$ Hz (C = 18 nF, R = 332 kΩ) ;
- 1 passe-bas de $fc = 16$ kHz (C = 10 nF, R = 1 kΩ).

Un traitement numérique supplémentaire a été appliqué hors-ligne sur le signal ECG récupéré des supports mémoires, de résolution 20 μV/LSB et de fréquence d'échantillonnage à 500 Hz. Pour ce faire, un filtrage antirepliement dit également *« anti-aliasing »* a été réalisé avant de procéder à la décimation par $D = 2$ du signal ECG centré. Ce filtrage a consisté en l'application d'un filtre passe-bas anti-aliasing de Butterworth premier ordre à 120 Hz ($< \frac{Fe}{2D}$) de l'ECG à fréquence d'échantillonnage $Fe = 500$ Hz. Le but du filtre antirepliement est d'interdire toute présence, avant échantillonnage, de fréquences supérieures à $\frac{Fe}{2D}$. L'explication théorique de la nécessité d'un tel filtrage est donnée par le théorème de Shannon : la fréquence d'échantillonnage doit être au moins égale au double de la fréquence maximale (fréquence de Nyquist) contenue dans le signal d'entrée. Tout échantillonnage effectué en respectant cette règle évite l'aliasing, ce qui veut dire qu'il sera toujours possible de retrouver l'intégralité du signal analogique de départ à partir des « échantillons » : c'est un échantillonnage réversible (à l'intérieur de la bande passante limitée par le taux d'échantillonnage choisi). En cas de non-respect, c'est-à-dire s'il existe une composante fréquentielle à échantillonner supérieure à $\frac{Fe}{2D}$, il y a repliement spectral. C'est-à-dire que l'information n'est plus au bon endroit ; il y a donc un mélange des informations et cet échantillonnage est non-réversible.

Un filtrage passe-haut de Butterworth premier ordre à 1 Hz et un filtrage passe-bas de Butterworth premier ordre à 30 Hz ont été appliqués à l'ECG centré de fréquence d'échantillonnage 250 Hz. Puis la résolution initiale du signal de 20 μV/LSB a été adaptée à $1,25.10^{-3}$ mV/LSB.

6.4.2 Fenêtrage

La période ECG analysée lors d'une intervention doit être propre de tout artefact de massage cardiaque ; cette période s'étend donc de l'événement « Début analyse », correspondant à l'appui sur la touche analyse du DSA, jusqu'à l'évènement « Choc délivré ». Il est donc possible d'envisager une fenêtre glissante (configurable) d'analyse de 4,1 s (ce qui équivaut à 1025 échantillons à une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz) depuis l'événement « Choc délivré » jusqu'à un modulo m x 4,1 s en amont sans dépasser l'évènement « Début analyse ». Notre analyse de l'ECG s'est cependant, pour

l'instant, limitée au segment de 4,1 s directement pré-choc, après avoir vérifié que ce segment est propre des artefacts du choc.

L'idée du fenêtrage temporel est de réduire les effets de la troncature en utilisant une pondération des échantillons du signal par des coefficients particuliers. C'est-à-dire au lieu d'étudier le signal s(t), on étudie le signal tronqué : $s_{h(t)} = s(t)h(t)$ en passant dans le domaine fréquentiel via une transformée de Fourier (TF), on obtient le produit de convolution $S_{h(f)} = S(f) * H(f)$, où H(f) est la TF de la fenêtre.

La fenêtre qui a été appliquée est celle de Hamming et est une fenêtre pondérée dont la transformée de Fourier présente moins de rebonds que celle de la fenêtre rectangulaire : cette particularité est fondamentale car c'est elle qui assurera une représentation spectrale plus fidèle.

6.4.3 Données aberrantes

Une donnée aberrante (dite *« outlier »* en anglais) est une donnée qui diffère de manière importante des autres données. Ces données peuvent influencer fortement la distribution de la variable et donc les performances des outils de classification durant l'apprentissage, engendrant un biais important. Ce type de données demande donc un traitement approprié. L'éloignement de la donnée en terme de distance, peut être évalué en fonction d'un seuil, déterminant ou non la présence de valeurs aberrantes. Pour une variable aléatoire de distribution normale (de moyenne μ et d'écart type σ), l'intervalle $[\mu - 2\sigma\,;\,\mu + 2\sigma]$ couvre 95% des données et l'intervalle $[\mu - 3\sigma\,;\,\mu + 3\sigma]$ en couvre 99%. Ainsi, pour une variable dont on estime qu'elle suit une loi normale (vérifiable par le test de Kolmogorov-Smirnov), nous pouvons estimer qu'une observation supérieure à $\mu + 3\sigma$ ou inférieure à $\mu - 3\sigma$ serait susceptible d'être une valeur aberrante.

Dans le cas où les données ne suivent pas une loi normale, il faut appliquer un traitement non-paramétrique. Ainsi, le seuil peut être défini non plus en fonction de l'écart-type mais en fonction du premier et du troisième quartile (VIB et VSB).

VIB : représente la Valeur Inférieure de la Boîte à moustaches, dit le premier quartile.
VSB : représente la Valeur Supérieure de la Boîte à moustaches, dit le troisième quartile.
H = VSB - VIB

Une observation est dite atypique si sa valeur se trouve en-dehors de [VIB - 1,5H ; VSB + 1,5H].
Une observation est dite extrême si sa valeur se trouve en-dehors de [VIB - 3H ; VSB + 3H].
α = 1,5 ou 3, avec α le facteur charnière des distances de Tuckey.

Ces seuils sont représentatifs des valeurs utilisées par les diagrammes en boîtes à moustaches (dit *« Tuckey's boxplot »* en anglais). Parmi les données aberrantes on pourrait ainsi différencier celles qui sont atypiques de celles qui sont dites extrêmes. Puis il serait peut être judicieux de penser qu'une valeur, considérée comme atypique, peut tout à fait être représentative d'un état rare ou particulier. Dès lors, sa suppression pourrait appauvrir l'échantillon des données. Il serait donc intéressant de la conserver dans l'état. Alors que les données extrêmes pourraient être supprimées puisque considérées comme totalement erronées. C'est cette alternative qui a été choisie pour notre pré-traitement : les observations, dont au moins une variable est une valeur extrême, ont été supprimées de l'analyse.

Une autre alternative à la suppression de toutes les données aberrantes serait de les considérer comme valeurs manquantes. La présence de valeurs manquantes dans une base de données est cependant un handicap bien souvent insurmontable pour la plupart des algorithmes. Différentes techniques permettent de remplacer les valeurs manquantes, que ce soit par la valeur moyenne de la variable observée, par une valeur aléatoire, mais représentative de la distribution de la variable, par le plus proche voisin ou encore par une valeur prédite par un modèle de régression réalisé à partir des données disponibles. Cependant ces techniques doivent être utilisées avec précaution puisqu'elles ne sont pas sans impact.

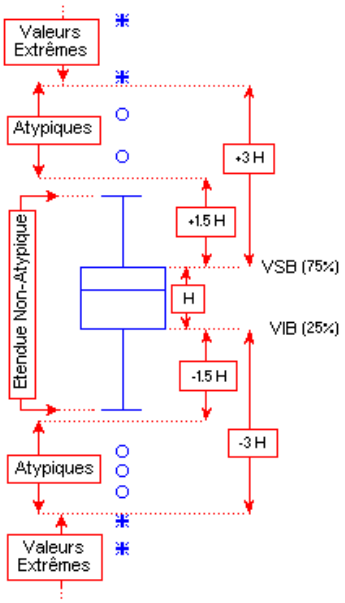


Fig. 6.16 – Valeurs extrêmes et atypiques.

6.4.4 Normalisation

La normalisation des données permet de s'affranchir des différences de normes des variables. En effet, des variables avec des grandes valeurs peuvent avoir une plus grande influence que des variables avec des petites valeurs, sans pour autant être plus significatives. La technique la plus simple qui a été utilisée calcule pour chaque variable x_j sa valeur moyenne μ_j et son écart type σ_j . Ainsi, la normalisation de l'observation x_i de cette variable X, identifiée par l'élément x_{ij}, est normalisée $\tilde{x}_{ij}$ par l'expression suivante :

$$\tilde{x_{ij}} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_{ij}}{\sigma_j} \tag{6.1}$$

Le résultat de cette normalisation appelée également transformation centrée réduite sur l'ensemble des observations x_{ij} , i = 1,. . . ,n de la variable X permet d'obtenir une distribution de cette variable ayant comme propriétés une valeur moyenne nulle et une variance de un. D'autres techniques de normalisation linéaire limitent les valeurs des variables entre [0 ;1] ou encore [-1 ;1], mais elles n'ont pas été retenues dans notre pré-traitement.

6.5 Récapitulatif des données à analyser

Nombres de premiers choc disponibles : 139 premiers chocs

TABLE 6.1 – Rythmes issus des premiers chocs.

	OR	VF	ASYS	IND	Total
Rythme à 5 s	32	22	82	3	139
Rythme à 15 s	38	31	64	6	139
Rythme à 30 s	39	44	47	9	139
Rythme à 120 s	30	76	31	2	139

Nombres d'autres chocs (autre que les premiers chocs) : 402 autres chocs

TABLE 6.2 – Rythmes issus des autres chocs.

	OR	VF	ASYS	IND	Total
Rythme à 5 s	131	108	143	20	402
Rythme à 15 s	133	156	86	27	402
Rythme à 30 s	123	188	62	29	402
Rythme à 120 s	90	263	22	27	402

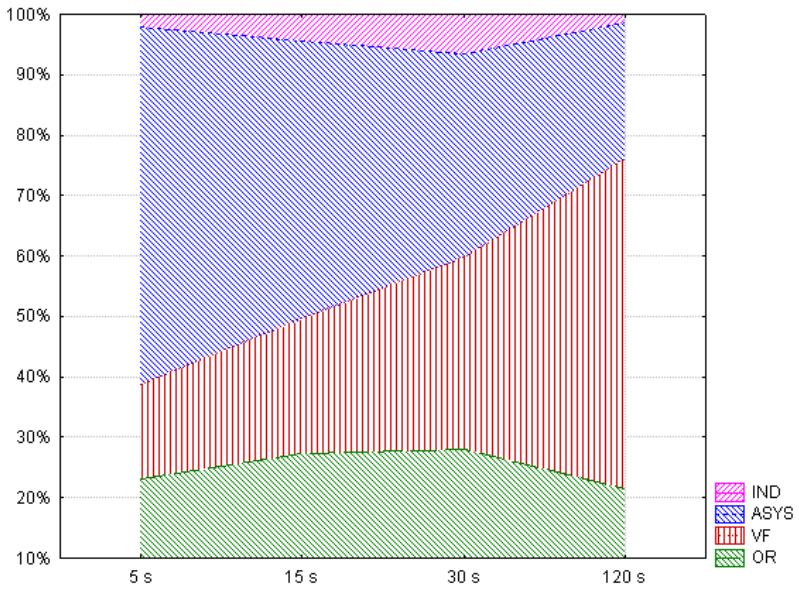


Fig. 6.17 – Distribution des rythmes post-premiers chocs.

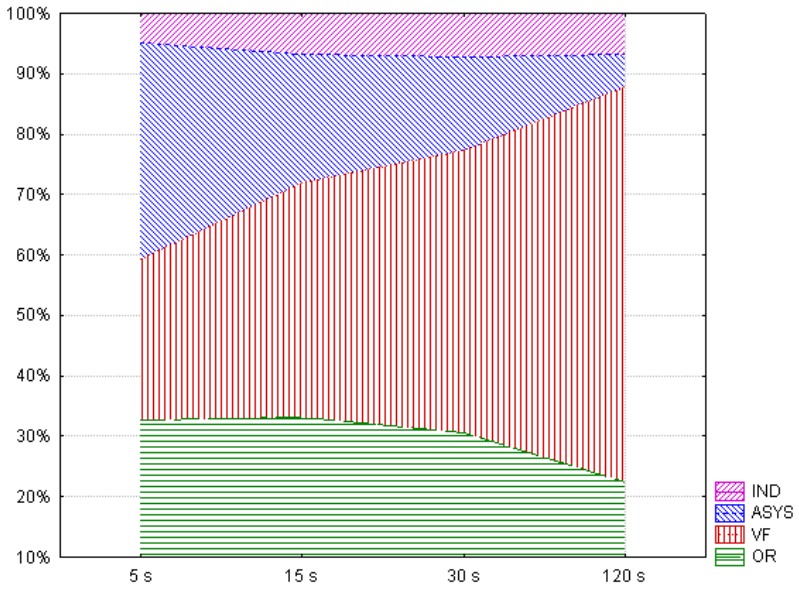


Fig. 6.18 – Distribution des rythmes post-deuxièmes et autres chocs.

Troisième partie

Optimisation des temps de pause péri-choc

Chapitre 7

Modules de détection

7.1 Introduction

Comme il a déjà été décrit succinctement auparavant, les *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) Schiller Médical SAS présentent des logiciels embarqués, dont ceux propres aux différentes détections devant se faire lors d'une intervention sur un *Arrêt Cardiaque* (AC) en extrahospitalier. On distingue la détection d'arythmies à défibriller en présence ou absence de massage cardiaque et la détection de massage cardiaque. Dans ce présent chapitre nous allons voir qu'un certain nombre d'améliorations ont été développées pour être intégrées dans les DAE Schiller Médical SAS. En combinant judicieusement ces différents modules de détection embarqués dans le DAE on parvient à notre premier objectif recherché, à savoir : proposer un fonctionnement de défibrillateur optimal tout en réduisant les délais *« hands-off »*.

7.2 Processus de détection de VF rapide

7.2.1 Introduction

7.2.1.1 Objectifs

Dans le cas d'arrêt cardiorespiratoire extrahospitalier, les DAE suivent un protocole de réanimation donné par l'*« European Resuscitation Council »* (ERC) 2010 [3]. Comme il a déjà été décrit auparavant, les recommandations sont 30 compressions cardiaques et deux insufflations. Le massage cardiaque est interrompu toutes les 2 min. A chaque arrêt, il est recommandé au sauveteur de ne plus toucher la victime, afin de laisser le DAE analyser l'*Électrocardiogramme* (ECG) indemne de tout artefact. Pendant cette procédure, la victime ne bénéficie plus de massage cardiaque. Le temps passé à faire autre chose que du massage cardiaque, connu en anglais sous le terme de *« hands-off »* a été estimé de manière approximative à environ 28 s sans massage cardiaque dans le cas ou le choc est recommandé.

Ce temps *« hands-off »* correspond au cumul des délais de T1 à T5 que nous avons estimé ci-dessous (illustrés par la figure 7.1) :

- la durée sans massage cardiaque pré-analyse : T1 + T2 $\approx$ 4 s ;
- la durée nécessaire à l'analyse : T3 $\approx$ 10 s ;
- la durée pré-choc, comprenant la fin de la charge du condensateur : T4 $\approx$ 8 s ;
- la durée post-choc avant le reprise de la *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) : T5 $\approx$ 6 s.

Comme nous allons le voir avec plus de précisions au chapitre 7.4, une surveillance de la qualité de la RCP administrée par les équipes du *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54 en intervention sur 27 cas d'AC a mis en évidence un pourcentage de *Massage Cardiaque* (MC) pendant les dix premières minutes d'intervention qui est inférieur au taux théorique de 81%. Ce qui confirme bien le fait que lors d'une intervention un temps non négligeable est consacré à faire autre chose que du MC.

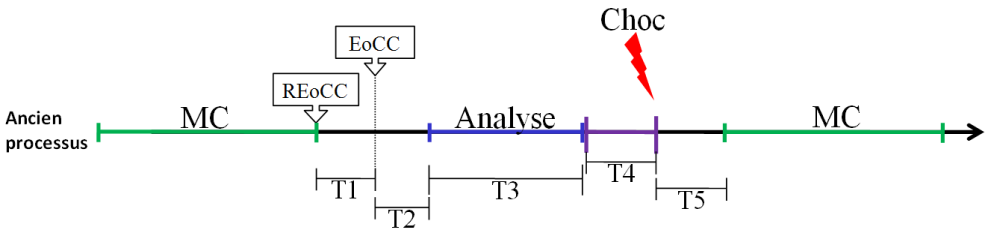


Fig. 7.1 – Illustration des temps de pause péri-choc du processus actuellement implémenté dans les DAE. Avec MC une période de massage cardiaque.

Cependant ce temps « *hands-off* » a un effet préjudiciable d'une part sur l'hémodynamique ce qui se traduit par une baisse de la pression de perfusion coronarienne [119] et d'autre part sur l'efficacité du choc puisqu'il a été observé qu'une augmentation de la pause pré-choc de 10 à 30 s contribuerait à diminuer l'efficacité du choc de 94% à 38% [120]. De plus une augmentation de la pause cette fois-ci post-choc conduirait à une baisse de l'efficacité du choc de 56% à 17% [121]. D'autres recherches ont mis en évidence qu'une diminution de la pause pré-choc en-deçà de 3 s aboutirait à 6 fois plus de « *Return of Spontaneous Circulation* » (ROSC) et qu'une diminution de la pause post-choc en-deçà de 6 s aboutirait à 10 fois plus de ROSC [122].

Les recommandations ne fournissent aucune précision quant à la durée requise de l'analyse. Par contre, l'ERC 2010 [3] recommande de réduire les interruptions de massage cardiaque à moins de 5 s et propose de débuter la charge du condensateur pendant le massage cardiaque. Quant à l'« *American Heart Association* » (AHA) 2010 [123] elle recommande de limiter les interruptions de massage cardiaque à moins de 10 s. L'objectif est donc de réduire le temps « *hands-off* » péri-choc, c'est à dire pré- et post-choc.

Une solution serait d'analyser l'ECG pendant le massage cardiaque. Malheureusement, les méthodes actuellement proposées dans la bibliographie à ce sujet, ne permettent pas d'atteindre une spécificité suffisante, tout particulièrement pour le rythme asystolie [101, 124, 125]. Ce qui est quasi-rédhibitoire puisque l'asystolie est un signal très courant lors des arrêts cardiaques extrahospitaliers.

Une alternative qui est proposée par l'équipe R&D de Schiller Médical travaillant sur le sujet est d'analyser en continu l'ECG pendant le protocole de réanimation. Ce processus a été breveté par J.-P. Didon sous la dénomination d'« *Analyzing Whilst Compressing* » (AWC) [126] et a été développé.

7.2.2 Principe de fonctionnement

L'AWC fait appel à 4 modules de détection. La détection de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) en présence de MC (Analyse 1), la détection de VF sur un ECG indemne de tout artefact de MC (Analyse 2) et la détection de MC, plus exactement la détection de « *Real End of Chest Compressions* » (REoCC), qui vont permettre de déclencher le passage de l'Analyse 1 à l'Analyse 2. Le diagramme de flux du fonctionnement du processus d'AWC intégré dans le processus de décision d'un DAE est présenté par la figure 7.2. Dès qu'un rythme à choqué est détecté par l'Analyse 1, le MC doit être interrompu afin de laisser place à l'Analyse 2, qui elle va permettre de confirmer la recommandation du choc par analyse rapide de 2 à 3 s d'ECG propre de tout artefact.

La détection de REoCC va ainsi permettre de supprimer les deux délais T1 et T2 (voir figure 7.3). Quant au temps d'analyse T3 il est réduit au temps nécessaire à l'analyse rapide (Analyse 2) de 2 à 3 s du signal non artefacté. Les délais T4 et T5 ne disparaissent pas totalement : T4 peut être considérablement réduit si la précharge du condensateur est réalisée suffisamment à l'avance quant à T5, il est essentiellement dépendant du degré d'entraînement de la personne pratiquant la RCP. Pour réduire ce délais T5, l'émission du son d'un métronome pourra par exemple solliciter le sauveteur à reprendre plus rapidement le massage cardiaque après le choc.

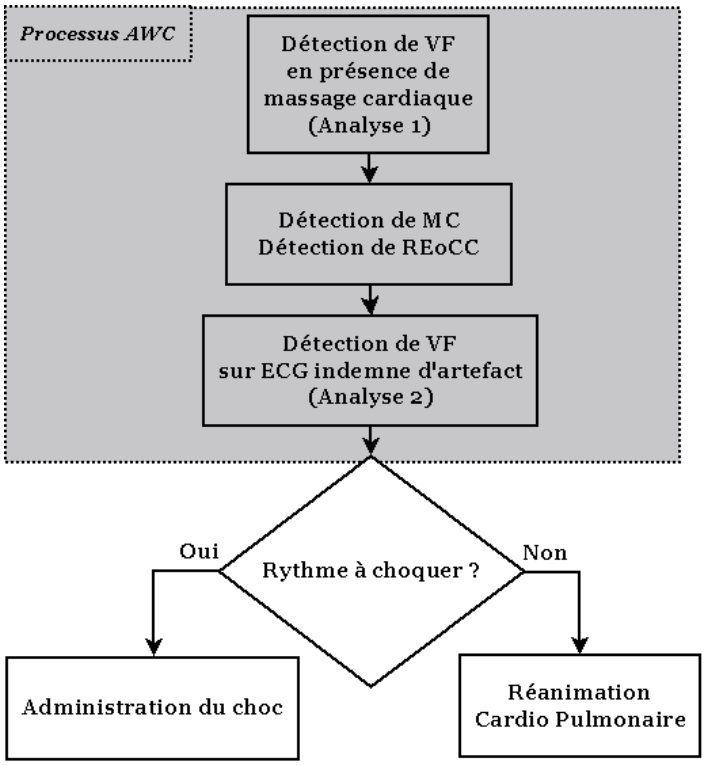


Fig. 7.2 – Diagramme de flux de fonctionnement du processus d'AWC (en gris) intégré dans le processus de décision d'un DAE.

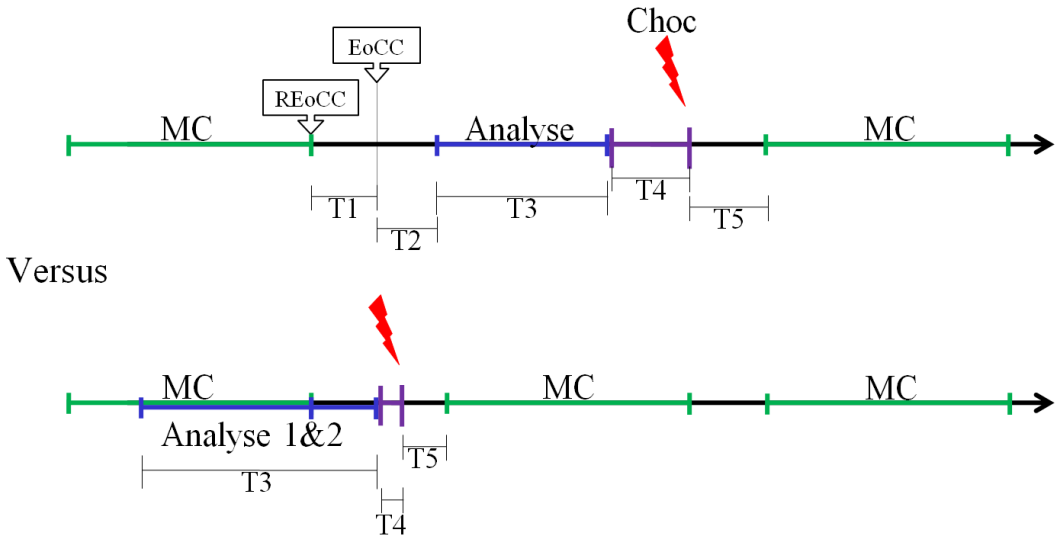


Fig. 7.3 – Diminution du temps de pause péri-choc de l'ancien processus (figure du haut) au processus d'AWC (figure du bas). Avec MC une période de massage cardiaque.

Le séquencement de l'analyse simultanée des signaux ECG et *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) de l'AWC lors du processus AWC, décrit ci-dessous, a été illustré par les figures 7.4 et 7.5. L'analyse de l'ECG et de dZ doivent être synchronisée. Dès que le module de détection de massage cardiaque détecte un début de massage cardiaque, la détection de VF en présence de massage cardiaque (Analyse 1) est enclenchée et met à jour ses résultats toutes les 2 s. Dès que le module de détection de massage cardiaque détecte une fin de massage cardiaque, par analyse par antériorité de 10 s de signal dZ, la détection de REoCC va permettre d'affiner cette détection de fin de massage cardiaque

(T0 sur les figures 7.4 et 7.5). En effet, la détection de massage cardiaque actuellement embarquée dans les *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) présente l'inconvénient de détecter le début et la fin de MC avec une certaine latence en moyenne de l'ordre de 2 à 3 s. En connaissance de cette position du REoCC, l'Analyse 2 va se déclencher par antériorité.

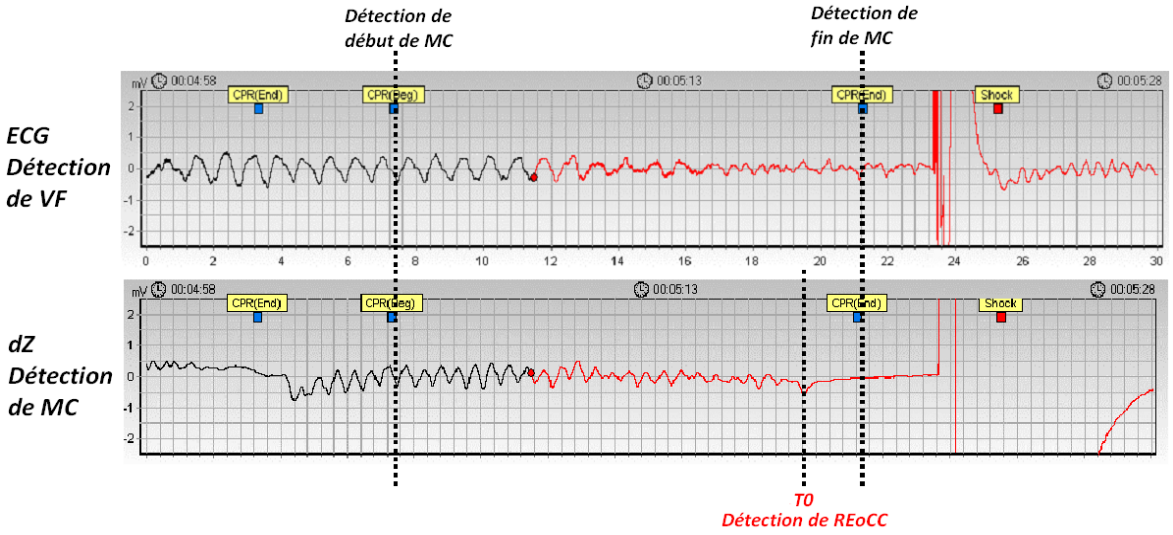


Fig. 7.4 – Une séquence d'analyse typique des signaux ECG et dZ avec détection du début/fin de MC et du REoCC.

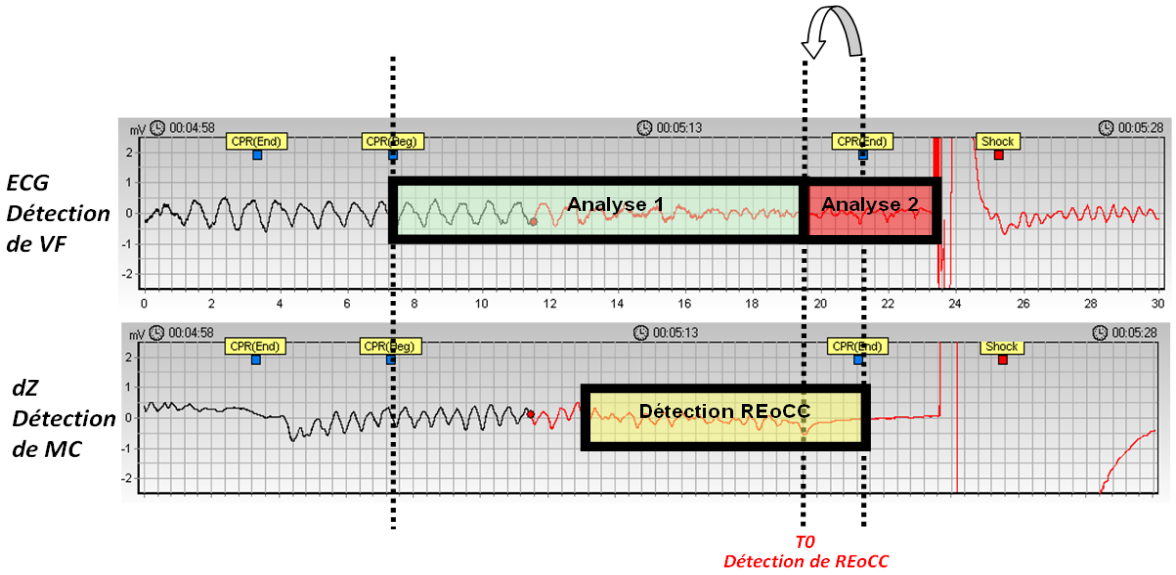


Fig. 7.5 – Sequencement du processus d'analyse des signaux ECG et dZ.
Analyse 1 : Détection de VF en présence de massage cardiaque,
Analyse 2 : Détection de VF sur ECG indemne d'artefact
et Détection de REoCC

7.2.2.1 Contribution

Avant de parvenir à l'implémentation finale de l'AWC dans les DAE, des étapes préliminaires de développement et validation sur PC ont été nécessaires, à savoir :

- concevoir et valider un module de détection de VF en présence de massage cardiaque (Analyse 1) ;
- optimiser le module de détection de massage cardiaque et plus précisément la détection de la fin réelle de massage cardiaque (REoCC) afin de pouvoir basculer de l'Analyse 1 à l'Analyse 2 dès le REoCC détecté ;
- optimiser le module de détection de VF indemne de tout artefact (Analyse 2) afin de réduire le temps d'analyse à moins de 10 s.

La procédure de fonctionnement et de connexion des différents modules de détection étant complexe, il a fallu procéder pas-à-pas et considérer chaque module séparément.

Ma contribution a porté majoritairement sur l'élaboration du module de détection de REoCC. J'ai ainsi procédé à la constitution et à l'annotation des bases de signaux (ce qui a déjà été abordé au chapitre 5.3) ainsi qu'à la conception et à la validation de l'algorithme sur PC (ce qui est abordé par la suite au chapitre 7.5). Actuellement sont en cours les étapes d'intégration du module dans un DAE prototype et l'étape de conception du banc de test de validation.

Chacun des autres modules de détection ont fait l'objet d'un projet d'entreprise en R&D Schiller Médical, auquel j'ai également apporté mes contributions en menant à bien une ou plusieurs étapes de leur développement. Ces étapes ont été l'intégration des algorithmes dans le défibrillateur, la conception du banc de test, la validation sur banc de test et la surveillance de modules embarqués. Les modules de détection de VF indemne de tout artefact (Analyse 2), de détection de massage cardiaque et de détection de REoCC vont être successivement abordés aux chapitres 7.3, 7.4 et 7.5. Mes travaux n'ayant pas porté directement sur la conception de la détection de VF pendant le massage cardiaque (Analyse 1), je vais seulement résumer rapidement son principe. Cette détection basée sur l'analyse de 10 s d'ECG artefacté par du MC est constituée de deux étapes successives. La première étape consiste à reconstruire l'ECG sans artefacts de MC et la seconde étape à évaluer des paramètres temporels et fréquentiels à la fois du signal original et du signal reconstruit. La décision finale est basée sur un arbre à 6 critères. Les principaux atouts de cette détection sont la nécessité d'analyse de ECG seul, l'absence de lourd filtrage adaptatif et de signal de référence de synthèse ou encore issu d'accéléromètre. Pour d'avantage d'indications sur ce module de détection je propose la consultation de la publication [127] de nos collègues V. Krasteva, I. Jekova, I. Dotsinsky et J.-P. Didon.

Les travaux d'intégration dans le Fred Easy® (FE) 2G étant toujours en cours d'optimisation, pour l'instant seuls les performances de validation de l'AWC implémenté sur PC ont donné lieu à un résumé et à une présentation orale à l'AHA 2009 *« A New VF Detection Method During Cardio Pulmonary Resuscitation That Minimizes Hands-off Time »* (voir Annexe 2) paru dans *« Circulation »* [13]. Ce travail a été effectué en collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva, I. Jekova, T. Stoyanov et I. Dotsinsky.

7.2.3 Résultat de validation

La performance du processus d'AWC doit être considérée comme étant la performance cumulée des deux Analyses 1 et 2. Les performances de la validation sur PC de l'AWC sont données à l'issue de chacune des deux étapes (Analyses 1 et 2), puis à l'issue du processus global (table 7.1).

Rappelons que pour les Analyses 1 et 2, les signaux utilisés ont été enregistrés par des DSA Fred® et FE 2G du SDIS 54 entre Juillet et Décembre 2006 en intervention sur 168 victimes en AC. 825 segments ECG ont été extraits et annotés en VF, *Asystolie* (ASYS) et autres rythmes non choquables. Chaque segment étant caractérisé par 10 s de signal artefacté par du MC suivi de 3 s de signal propre de tout artefact. Les détails de cette base de données ont été abordés au chapitre 5.4.

Les performances à atteindre en l'absence de parasites sont données par les recommandations de l'AHA [8] et par les normes de l'« *International Electrotechnical Commission* » (IEC) [113], elles ont été précédemment introduites au chapitre 5.1 et ont été rappelées en dernière ligne de la table 7.1.

Si à l'issue de l'Analyse 1 le rythme est détecté non choquable alors l'analyse (Analyses 1 et 2) dure au total 10 s.

Si à l'issue de l'Analyse 2 le rythme est détecté choquable alors l'analyse (Analyses 1 et 2) dure au total 10 + 3 s = 13 s.

TABLE 7.1 – Performances de la validation sur PC.

	VF	ASYS	Autres rythmes non choquables
Analyse 1	94,2% (146/**155**)	83,7% (323/**386**)	87% (247/**284**)
Analyse 2	99,4% (154/**155**)	97,4% (376/**386**)	99,7% (283/**284**)
Analyse 1+2	**93,5**%	**95,2**%	**99,2**%
Performances requises	**Se>90%**	**Sp>95%**	**Sp>95%**

L'analyse de l'ECG pendant le massage cardiaque (Analyse 1) est possible mais parvient à atteindre les performances recommandées par les normes seulement si elle est combinée à une deuxième analyse de confirmation du résultat de choc (Analyse 2). La combinaison des deux Analyses 1 et 2 permet d'atteindre une sensibilité à détecter les VF 3,5 points au-delà des requis, une spécificité à détecter les autres rythmes non choquables 4,2 points au-delà des requis et une spécificité à détecter les asystolies juste au niveau des recommandations.

7.2.4 Conclusion

Le processus d'AWC constitué de 4 modules de détection permet grâce à la combinaison des deux Analyses 1 et 2 d'atteindre les performances requises en termes de *Sensibilité* (Se) et *Spécificité* (Sp). De plus l'AWC embarquée dans les DSAs permettrait de limiter le temps « *hands-off* » durant lequel aucune RCP n'est fournie au patient, et qui, lui, voit sinon sa pression de perfusion coronarienne et les chances de défibrillation avec succès décroître.

En comparant dans la figure 7.3 la procédure d'action actuellement embarquée dans les DAE et la solution d'action alternative, par l'AWC, ici proposée, on met en évidence une diminution considérable du temps « *hands-off* ». Dans le cas où un choc est recommandé, le délais « *hands-off* » théorique ne serait plus que de 5 à 10 s. Les recommandations de l'AHA et de l'ERC en terme de réduction de la pause péri-choc seraient ainsi respectées.

Le travaux relatifs à l'AWC ne sont pas encore achevés puisqu'il s'agit de collecter de nouveaux signaux ECG et dZ dans le but de terminer la validation complète du processus AWC, concernant les rythmes inexistants ou en trop faible quantité lors de la première validation exposée ci-dessus. Les rythmes à collecter et à tester sont du type sinusal normal de fréquence inférieure à 100 bpm, « *Ventricular Tachycardia* » (VT) de fréquence supérieure à 150 bpm ou encore intermédiaires tels que la VT de basse fréquence (< 150 bpm) et la VF à fine maille, rythmes pour lesquels aucune recommandation de performance n'est précisée.

7.3 Détection de VF sur ECG indemne d'artefact

7.3.1 Introduction

7.3.1.1 Objectifs

Le principal module de détection embarqué dans le *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) est le module de détection des arythmies devant être défibrillées. Dans les DAEs Schiller Médical ce module a subi de nombreuses améliorations au fil des années ceci en vu de gagner en performances mais également en temps d'analyse. Un premier algorithme de détection délivrait son résultat après 8 s à 14 s de signal analysé. Depuis, une nouvelle génération d'algorithmes de détection de *« Ventricular Fibrillation »* (VF) a vu le jour. Une première version d'algorithme est basée sur une analyse de 10 s et une deuxième version en découle et est, elle, configurable en temps d'analyse de 2 s jusqu'à 10 s.

La phase de conception (ou dite également d'apprentissage) de tout algorithme de détection développé par Schiller Médical se réalise sur PC sous l'environnement *« Matlab^{TM} »* (The Mathworks, Inc., Natick, MA, USA) et/ou en langage C/C++ sous l'environnement *« Builder »*. Une fois l'algorithme développé, une phase de validation sur PC s'en suit afin de confirmer les performances obtenues lors de la conception de l'algorithme (il s'agit de confirmer la généralisation). Rappelons que pour ce faire deux bases de données totalement distinctes sont utilisées : la base de données d'apprentissage et la base de données de validation. Si les performances requises sont atteintes également lors de la phase de validation sur PC, la phase d'intégration du code préalablement transcrit en langage C peut alors débuter.
L'intégration de l'algorithme de détection de VF dans le software embarqué d'un DAE nécessite une validation finale de ses performances lors du plan de test du DAE. Pour ce faire, on a recours à la même base de données que celle utilisée pour la validation sur PC. Suite à ces tests, il devient alors possible de comparer les résultats de validation obtenus sur PC et sur banc de test du DAE mais également de valider ou non le plan de test du DAE.

La suite de cette partie va consister à présenter le principe de fonctionnement de la dernière génération d'algorithmes de détection de VF et son principe de validation mis en œuvre sur le banc de test du Fred Easy® (FE) 2G ainsi que les performances obtenues.

7.3.1.2 Contribution

La dernière génération de l'algorithme de détection de VF analysant 10 s d'*Électrocardiogramme* (ECG) indemne de tout artefact a été conçu en collaboration avec notre équipe de recherche Schiller Engineering en poste à Sofia en Bulgarie. N'ayant pas contribué au développement sur PC de ce module de détection, le principe de fonctionnement ne va qu'être succinctement abordé dans la section qui suivra. Pour d'avantage de précisions sur la détection d'arythmie nouvellement implémentée dans nos DAE je propose la consultation des publications [128] et [129] de nos collègues I. Jekova et V. Krasteva.

Ma contribution a porté majoritairement sur les phases d'intégration des algorithmes dans les défibrillateurs et de validation sur banc de test :
- des défibrillateurs FE 2G, FE 3G et des moniteurs défibrillateurs DG4000 et l'APLC2 pour une détection de VF sur 10 s d'analyse de l'ECG ;
- des défibrillateurs FE 2G et FE 3G pour une détection de VF sur 2 s à 10 s d'analyse de l'ECG.

La phase d'intégration a consisté à implémenter l'algorithme en langage C sur des microprocesseurs ColdFire 5272 cadencé à 66 MHz pour le FE 2G, 5249 cadencé à 140 MHz pour le DG4000 et 5474 cadencé à 266 MHz pour l'APLC2 et sur un microprocesseur IMX 27 pour le FE 3G (figure 7.6). Le principe d'intégration a dû être adapté à chaque appareil, puisque les caractéristiques de la chaîne d'acquisition des signaux ECG et *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) diffèrent d'un *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) et/ou moniteur défibrillateur à un autre. Les signaux d'entrée

ont été adapté en résolution, en fréquence mais également pré-traités numériquement (filtrage, interpolation, etc...) puisque le filtrage hardware pouvait dans certain cas ne pas être suffisant.

La phase de validation a consisté à dérouler la partie du plan de test relative au contrôle des performances du module de détection de VF. Comme il a déjà été abordé au chapitre 5.1, des travaux réalisés en collaboration avec J.-P. Didon, ont permis de décrire plus précisément les performances acquises pour les rythmes tels que l'asystolie, la VF à fine maille et la VF à grosse maille.



Fig. 7.6 – Les DSA Fred Easy® 2G et 3G et les moniteurs défibrillateurs Defigard 4000® et Argus Pro LifeCare® 2 de Schiller Medical SAS.

7.3.2 Principe de fonctionnement

Le DAE comporte plusieurs parties relatives à la détection de VF :
- un module de détection d'arythmies à choquer ;
- un processus de stockage (sur support mémoire amovible) du résultat de la détection d'arythmie à choquer à l'issue d'une période d'analyse durant laquelle il est recommandé au sauveteur de ne pas toucher le patient ;
- un processus délivrant un message à l'issue de la période d'analyse, qui recommande ainsi l'appui ou non sur la touche « Choc ».

L'algorithme de détection des arythmies à défibriller, présenté ici, concerne la détection de VF mais également de « *Ventricular Tachycardia* » (VT) de fréquence supérieure à 150 bpm. Ces deux rythmes sont donc considérés être à défibriller. L'ECG acquis à partir de deux électrodes, est pré-amplifié par le hardware puis est digitalisé à une fréquence de 250 Hz et à une résolution définie en μV/« *Least Significant Bit* »(LSB). Le module de détection de VF se base sur 10 s de signal afin de donner un premier résultat d'analyse puis le résultat est remis à jour toutes les 1 s.

Le diagramme de flux du principe de fonctionnement de la détection de VF (figure 7.7) présente le tronc commun de pré-traitement puis les étapes d'évaluation et d'analyse des critères de décision extraits de l'ECG. Le pré-traitement commun aux deux branches d'analyse comporte l'adaptation de résolution, le filtrage de la composante continue, le filtrage du 50 Hz, 60 Hz et éventuellement celui du 16,7 Hz. La phase d'évaluation des critères de décision se scinde en deux branches indépendantes.

Un filtrage passe-bande [13 ;16,5] Hz est l'étape préliminaire nécessaire à la première branche appelée « Estimation de la bande fréquentielle de l'ECG ». Des études antérieures [130] ont montré qu'un filtrage passe-bande autour de 17 Hz est une technique efficace pour la sélection de QRS dans l'ECG, de plus la VF à des composantes fréquentielles inférieures à 7-10 Hz [131, 132]. En considérant que la bande de fréquences entre 13 et 16,5 Hz contient les composantes fréquentielles des complexes des rythmes non à choquer et aucunes composantes fréquentielles de la VF, le filtre passe-bande a été conçu autour d'une fréquence centrale à 14,6 Hz avec pour fréquences de coupure à -3 dB : 13 Hz et 16,5 Hz. Une détection de pics est l'étape préliminaire de la deuxième branche appelée « Estimation de la morphologie de l'ECG ».

La première branche d'analyse « Estimation de la bande fréquentielle de l'ECG » s'applique à chaque portion d'1 s du signal ECG préalablement filtré passe-bande [13 ;16,5] Hz : soit AbsBPF, le

signal issu de ce filtrage. Les 6 paramètres déterminés sont Count1, Count2, Count3, Count4, Count6, BP_Peak. Les cinq paramètres Count représentent le nombre d'échantillons du signal AbsBPF ayant leur amplitude dans une certaine bande de valeurs.

Les bandes de valeurs d'amplitude permettant de déterminer les différentes valeurs de Count sont :

- $[0,5max(AbsBPF), max(AbsBPF)]$ pour Count1 ;
- $[\overline{AbsBPF}, max(AbsBPF)]$ pour Count2 ;
- $[\overline{AbsBPF} - MD, \overline{AbsBPF} + MD]$ pour Count3 ;
- $[2\overline{AbsBPF}, max(AbsBPF)]$ pour Count4 ;
- $[0,25max(AbsBPF), max(AbsBPF)]$ pour Count6.

MD étant l'écart moyen.

BP_Peak correspond au nombre de pics du signal ECG analysé.

La deuxième branche d'analyse « Estimation de la morphologie de l'ECG » s'applique à chaque portion de 10 s du signal ECG, sur laquelle la détection de pics a été préalablement appliquée. Les 5 paramètres évalués sont btLowSignal, N_POS_NEG, Min_N, TimePN, SlopePNNP_Dev.

- btLowSignal est le paramètre détectant les signaux d'amplitude pic-à-pic inférieure à un certain seuil afin de distinguer un rythme d'amplitude normale, d'un rythme d'asystolie ;
- N_POS_NEG donne la valeur moyenne du nombre de pics positifs et négatifs, ce qui correspond à la fréquence cardiaque dans le cas des rythmes non choquables et des rythmes de tachycardie ou ce qui correspond encore au nombre d'ondes de fibrillation ;
- Min_N est le nombre minimal parmi le nombre de pics positifs et le nombre de pics négatifs ;
- TimePN est un paramètre estimant la périodicité des pics détectés. Ce paramètre est obtenu en faisant la somme du nombre de pics positifs de période comprise entre 75% et 125% de la période moyenne des pics positifs et du nombre de pics négatifs de période comprise entre 75% et 125% de la période moyenne des pics négatifs. Puis cette somme est normalisée par rapport au nombre total de pics détectés ;
- SlopePNNP_Dev est un paramètre en lien avec la symétrie de la pente des pics positifs et négatifs. Ce paramètre est obtenu en faisant la somme du nombre de pics positifs ayant une pente en valeur absolue comprise dans l'intervalle [moyenne de la valeur absolue de la pente des pics négatifs ± écart type] et du nombre de pics négatifs ayant une pente en valeur absolue comprise dans l'intervalle [moyenne de la valeur absolue de la pente des pics positifs ± écart type]. Puis cette somme est normalisée par rapport au nombre total de pics détectés.

Les trois décisions possibles (rythme choquable, rythme non choquable et asystolie) sont issues de l'analyse des 11 critères extraits de l'ECG et décrits précédemment.

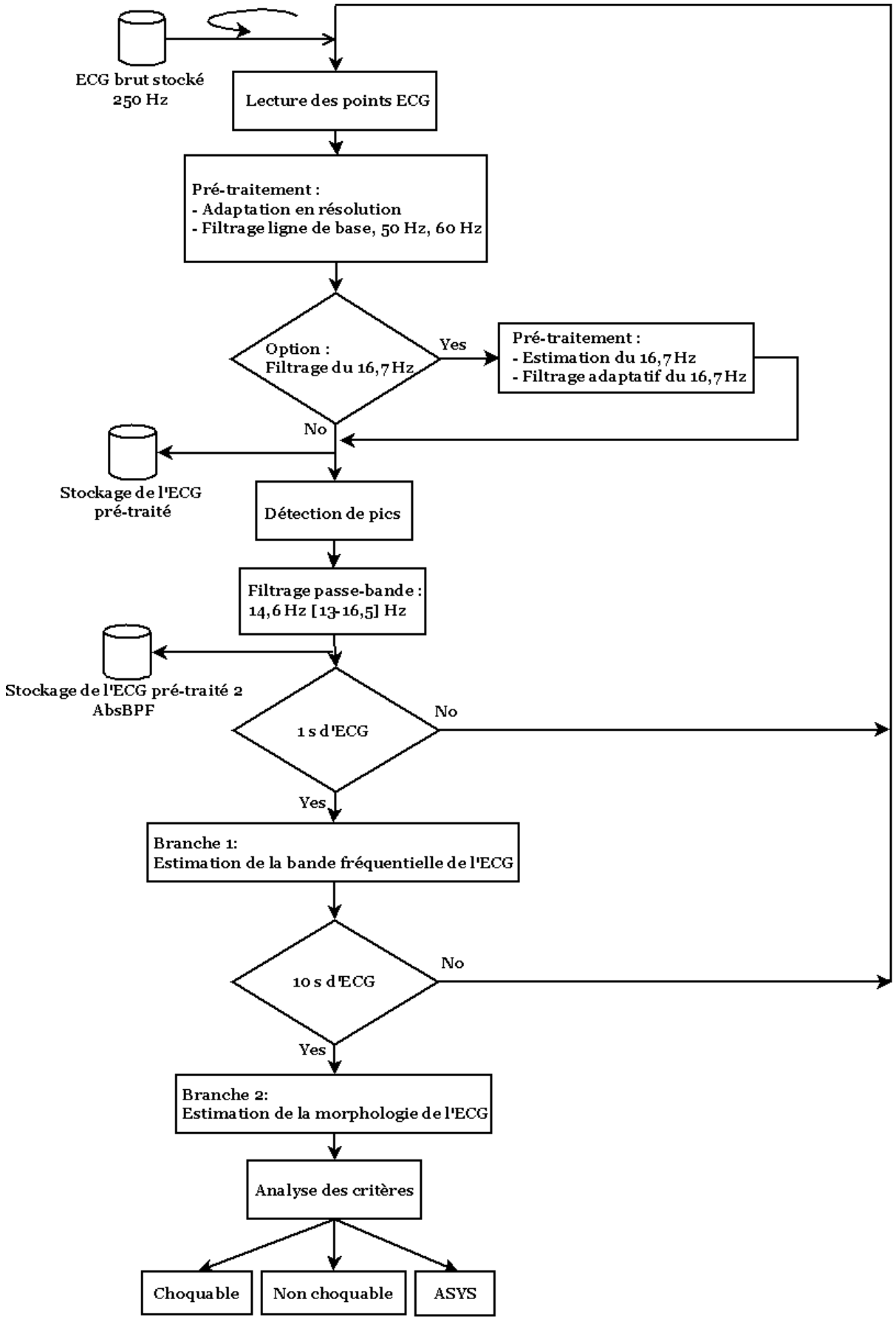


Fig. 7.7 – Diagramme de flux de fonctionnement de la détection de VF intégrée dans le défibrillateur.

7.3.3 Résultats de validation

Comme le récapitule la table 7.2, la deuxième génération du module de détection de VF délivrant son résultat en 10 s d'analyse de l'ECG et implémentée dans le FE 2G, offre des performances de 1 à 23 points supérieures aux requis.

Rappelons que les signaux utilisés pour cette validation sont des signaux Holter enregistrés sur 20 patients et provenant de la base de données publique Physionet MIT-VFDB (« *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database* ») [112]. 3261 segments (de 10 s) ont été annotés en VF, « *Ventricular Tachycardia high* » (VThi), « *Not Shockable Rhythm* » (NSR), « *Other Not Shockable Rhythm* » (N), et « *Ventricular Tachycardia low* » (VTlo). Quant aux 242 segments (de 10 s) annotés en *Asystolie* (ASYS) et 484 segments (de 10 s) annotés en VF à fine maille ils proviennent de 10 signaux de différentes amplitudes générés à partir d'un signal de VF de référence obtenu du simulateur ECG SYMBIO®. Les détails de ces signaux de validation ainsi que le protocole d'annotation ont été abordés au chapitre 5.1.

TABLE 7.2 – Performances en Se et Sp de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en fonction des recommandations de l'AHA [8].

			Performances requises		Performances acquises	
Rythme	Taille minimale base	Taille base	Se,Sp(%)	LCL (90%)	Se,Sp(%)	LCL (90%)
VF	200	302	Se > 90%	87%	99	98,1
VThi	50	198	Se > 75%	67%	98	96,3
NSR	100	1008	Sp > 99%	97%	100	-
N	30	1310	Sp > 95%	88%	99,2	98,8
ASYS	100	242	Sp > 95%	92%	100	-
VTlo	25	443	∅	∅	90	87,5
VF fine	25	484	∅	∅	25	21,8

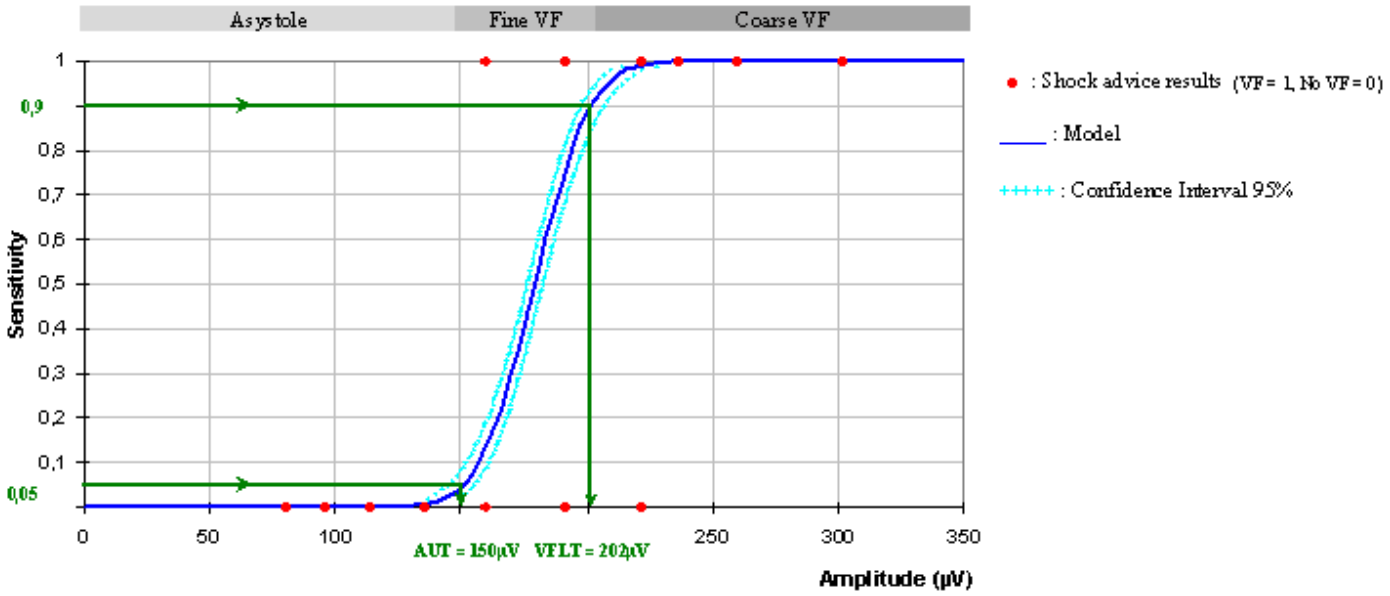


Fig. 7.8 – Détermination des seuils entre asystolie, VF à fine maille et VF à grosse maille. La courbe de régression est présentée avec son intervalle de confiance à 95%

Rappelons qu'il est recommandé de détecter avec une *Sensibilité* (Se) > 90%, la VF à grosse maille, définie par une amplitude pic-à-pic de plus de 200 μV et avec une *Spécificité* (Sp) > 95%, l'asystolie.

Par contre à ce jour, il n'existe aucune recommandation de seuil de séparabilité en amplitude des signaux asystolie et VF à fine maille. Il est cependant fortement conseillé au fabriquant de spécifier ces seuils à ses clients. La méthode décrite au chapitre 5.1, basée sur l'analyse de signaux synthétiques et consistant à tracer la sensibilité en fonction de l'amplitude de la VF par un modèle de regression logistique (voir figure 7.8), nous a permis de déterminer la valeur de deux seuils de séparabilité des rythmes asystolie, VF à fine maille et VF à grosse maille :

- « *VF Lower Threshold* » (VFLT) à 150 μV : la valeur de l'amplitude de la VF pour laquelle une Se de 90% est atteinte, il s'agit donc de la valeur du seuil bas de l'amplitude de la VF à grosse maille ;
- « *Asystole Upper Threshold* » (AUT) à 202 μV : la valeur de l'amplitude de l'asystolie pour laquelle une Sp de 95% est atteinte, il s'agit de la valeur du seuil haut de l'amplitude de l'asystolie.

7.3.4 Conclusion

La durée nécessaire à l'analyse de l'ECG en vue d'une décision de défibrillation ou non a été réduite d'un temps d'analyse variable entre 8 à 14 s pour la première génération de détection à un temps d'analyse fixe à 10 s pour une deuxième génération de détection. De plus les performances obtenues en termes de Se et Sp sont également meilleures et en accord avec les recommendations de l'« *American Heart Association* » (AHA) lorsque le signal ECG est indemne de tout artefact de massage cardiaque.

De plus une méthode de mesure exposée à l'AHA 2008 (voir Annexe 1), dans un de nos résumés [12] et rappelé au chapitre 5.1 a permis de déterminer et valider avec succès les seuils séparant d'une part l'asystolie de la VF à fine maille et d'autre part la VF à fine maille de la VF à grosse maille.

La version de détection de VF de la deuxième génération, configurable en temps d'analyse de 2 s jusqu'à 10 s est basée sur le même principe de fonctionnement, décrit ci-dessus, seuls les résultats de validation obtenus sur PC pour un temps d'analyse de 3 s ont été communiqués au chapitre 7.2 (voir Analyse 2).

7.4 Détection de massage cardiaque

7.4.1 Introduction

7.4.1.1 Objectifs

La détection de massage cardiaque est un point fondamental dans la conception d'un *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE). En effet, les artéfacts de massage cardiaque sur l'*Électrocardiogramme* (ECG) peuvent s'apparenter à des signaux de « *Ventricular Tachycardia* » (VT) et peuvent donc, s'ils sont présents lors d'une période d'analyse par le défibrillateur, être confondus avec un rythme à choquer (voir figure 7.9) et ainsi mener à un faux positif.
Le détecteur de massage cardiaque a donc pour but de :

- prévenir l'opérateur que l'analyse ne peut débuter lorsque les sauveteurs exécutent encore un massage cardiaque ;
- d'annuler l'analyse si un massage cardiaque vient à être détecté pendant l'analyse.

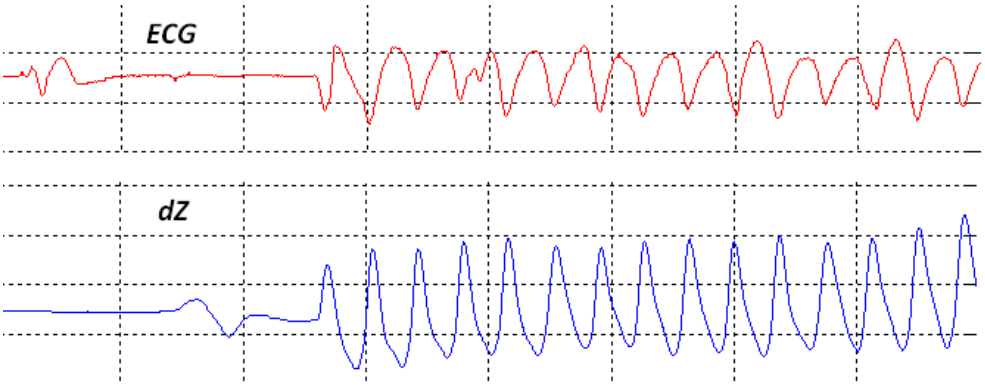


Fig. 7.9 – Artefacts de massage cardiaque sur le signal ECG (en rouge) et sur le signal dZ (en bleu).

La suite de cette partie va consister à présenter le principe de fonctionnement du module de détection de massage cardiaque ainsi que les performances de l'algorithme embarqué dans neuf DSAs Fred Easy® (FE) 2G lors de leur surveillance sur site d'intervention du *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54. Les performances seront analysées en termes de *Sensibilité* (Se) et *Spécificité* (Sp) mais également de temps de latence de détection. Cette surveillance a aussi permis de quantifier la qualité du massage cardiaque, ceci en termes de temps passé à faire du massage cardiaque et de fréquence du massage cardiaque et ainsi de confirmer la présence d'un temps « *hands-off* » non négligeable lors d'une intervention menée par une équipe de sauveteurs expérimentés.

7.4.1.2 Contribution

Ma contribution relative à ce projet a consisté dans un premier temps en la collecte et l'annotation de signaux SAED de *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) FE 2G au SDIS 54 en intervention sur « Grand Nancy » (voir chapitre 5.2).

L'outil logiciel de surveillance de la détection de massage cardiaque, développé par J.-P. Didon, quoiqu'en mesure de réaliser pleinement les tâches auxquelles il était destiné, nécessitait cependant des améliorations du point de vue de sa simplicité et de sa rapidité de traitement. Puisqu'en effet, la plupart des actions à effectuer avec cette application sont assez répétitives et exécutées de nombreuses fois sur un grand nombre de fichiers. L'amélioration de l'ergonomie du logiciel a été réalisée en collaboration avec S. Prod'Homme élève de deuxième année à l'école d'ingénieurs de l'ENSPS (Strasbourg) en stage en R&D Schiller Médical. Une fois les annotations réalisées, j'ai été amenée à développer des macros en langage Visual Basic (VBA) sous l'environnement Excel, ceci afin d'extraire des statistiques relatives aux durées et aux fréquences du massage cardiaque. A l'issue de cette étude, un rapport a été transmis au SDIS 54 concernant la surveillance de la performance de l'algorithme de détection de

massage cardiaque ainsi que la qualité du massage cardiaque durant les interventions des pompiers du SDIS 54.

7.4.2 Principe de fonctionnement

Le DAE comporte plusieurs parties relatives à la détection de massage cardiaque :
- un module de détection de massage cardiaque ;
- un processus de stockage (sur support mémoire amovible) de l'état du détecteur de massage cardiaque. Un événement *Début Massage Cardiaque* (DMC) ou *Fin Massage Cardiaque* (FMC) est stocké suivant le résultat du module de détection ;
- un processus délivrant à l'utilisateur un message, du type « Mouvement détecté, ne pas toucher le patient » qui recommande ainsi de ne pas toucher le patient lorsqu'un massage cardiaque est détecté pendant la période d'analyse. En effet la période d'analyse nécessite d'être indemne de tout artefact.

L'algorithme de détection de massage cardiaque ainsi que le processus de stockage des changements d'état du détecteur sont des tâches constamment actives sur le processeur du défibrillateur. Dès qu'un DMC ou une FMC est détecté, un évènement est stocké sur la mémoire du défibrillateur, et ce, à n'importe quel moment du fonctionnement du défibrillateur.

La méthode implémentée par J.-P. Didon pour la détection de massage cardiaque est basée sur l'algorithme de Kuo et Dillman [133]. L'algorithme appliqué ici au signal *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) avait été proposé la première fois par Kuo et Dillman pour la détection automatique de *« Ventricular Fibrillation »* (VF) et repose sur le fait que différents signaux rythmiques approximent des signaux périodiques. En effet, comme nous avons déjà pu le voir lors de la procédure d'annotation, les signaux de massage cardiaque sont semblables à des sinusoïdes d'amplitude variable et de fréquence allant de 80 bpm à 180 bpm. Pour déterminer si une fenêtre du signal dZ approxime bien un signal périodique, l'algorithme calcule tout d'abord la période moyenne T (donnée en nombre de points).

$$T = \frac{\sum |V_i|}{\sum |V_i + V_{i-1}|} \tag{7.1}$$

La fenêtre du signal est ensuite ajoutée à une copie de cette même plage de signal translatée d'une demi-période T. Si le signal approxime correctement un signal périodique alors le résultat de l'opération présentée par l'équation 7.2 est nul. Ce procédé s'avère être équivalent à un filtre coupe bande étroit et centré sur la fréquence moyenne du signal $\frac{1}{T}$. Le résultat de l'algorithme est désigné par le terme de *« Filter Leakage »* et correspond à un terme de fuite moyenne.

$$FilterLeakage = \frac{\sum |V_i + V_{i-T/2}|}{\sum (|V_i| + |V_{i-T/2}|} \tag{7.2}$$

Les formules s'appliquent sur une plage de signal de M échantillons chacun noté V_i, ainsi si le résultat *« Filter Leakage »* est proche de 1, il n'y a pas de périodicité détectée, sinon s'il est proche de 0, il y a une périodicité de détectée.

7.4.3 Résultats des surveillances

Rappelons que les signaux exploités lors de cette surveillance ont été enregistrés par neuf DSA FE 2G du SDIS 54 entre entre Février et Juillet 2008 en intervention sur 27 victimes en *Arrêt Cardiaque* (AC). 1071 DMC et 1000 FMC ont été annotés. Les détails de ces signaux de cette surveillance ainsi que le protocole d'annotation ont été abordés au chapitre 5.2.

7.4.3.1 Surveillance de la détection de massage cardiaque

Le tableau 7.3 récapitule les performances obtenues pour à la fois la détection de DMC et de FMC, ceci en termes de Se, Sp mais également de latence minimale, maximale et moyenne de ces détections respectives. Avec une Se = 96,7% et une Sp = 87,8% pour la détection du début du massage cardiaque et une Se = 99,8% et une Sp = 93,5% pour la détection de la fin du massage cardiaque, la surveillance confirme bien les résultats obtenus lors de la validation du module de détection de massage cardiaque.

TABLE 7.3 – Performances de la détection de DMC et de FMC.

	DMC	FMC
Vrai Positif (VP)	1036	908
Vrai Négatif (VN)	165	1682
Faux Positif (FP)	23	117
Faux Négatif (FN)	35	2
Se(%)	96,73	99,78
Sp(%)	87,77	93,50
Valeur Prédictive Positive (VPP)(%)	97,83	88,59
Valeur Prédictive Négative (VPN)(%)	82,50	99,88
Latence min(s)	0,34	0,08
Latence max.(s)	15,55	5,87
Latence moy.(s)	2,91	2,79

7.4.3.2 Surveillance de la qualité de la RCP

Le pourcentage de massage cardiaque a été ici évalué sur les 10 premières minutes de chaque intervention. Si l'intervention est plus courte que 10 min alors l'étude a été menée sur la durée totale de l'intervention.

Distribution du pourcentage de massage cardiaque d'une intervention

A partir de l'ensemble des pourcentages de massage cardiaque des interventions, une distribution de pourcentage de massage cardiaque a pu être tracée : il s'agit d'une distribution normale de moyenne aux environs de 45 - 55% de massage cardiaque. Les pourcentages se situent en-deçà du seuil de 81%, qui est le taux théorique de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) lorsqu'un cycle est constitué de 28 s de pause péri-choc (dont 10 s d'analyse de l'ECG, voir détail au chapitre 7.2) suivi de 120 s de RCP (figure 7.10).

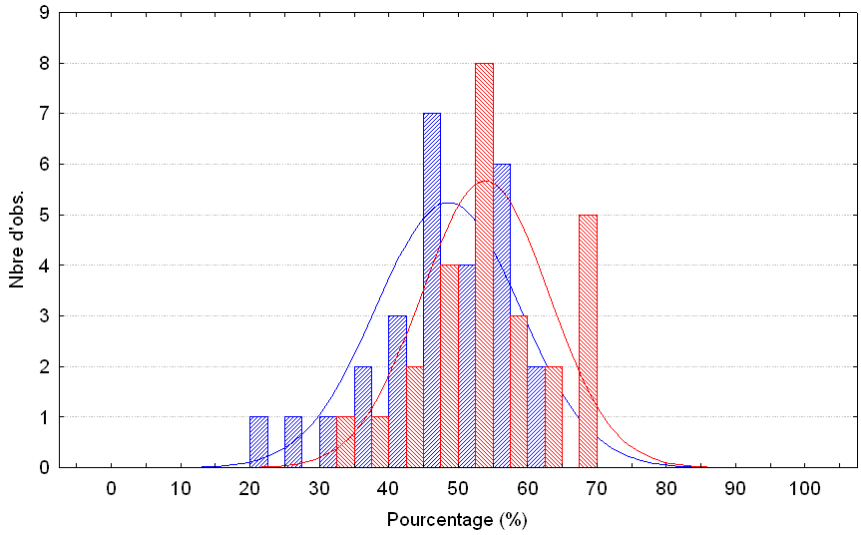


Fig. 7.10 – Pourcentage de massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu) sur les 10 premières minutes des interventions.

Le tableau 7.4, présente :

- la durée totale de l'intervention (en min :s) ;
- la durée de massage cardiaque (minimale, maximale et moyenne) évaluée à partir des évènements DSA non annotés. Cette durée a été mesurée sur les 10 premières minutes des 27 interventions et est ainsi exprimée en s mais également en % ;
- la durée de massage cardiaque (minimale, maximale et moyenne) évaluée à partir des évènements DSA annotés. Cette durée a été mesurée sur les 10 premières minutes des 27 interventions et est ainsi exprimée en s mais également en %.

TABLE 7.4 – Les caractéristiques de la durée et du pourcentage de massage cardiaque (MC) durant les 10 premières minutes des interventions.

	Durée totale intervention (min :s)	Durée MC DSA (s)	Durée MC annotés (s)	Pourcentage MC DSA (%)	Pourcentage MC annotés (%)
Minimum	2 :48,7	77,80	74,40	20,65	**31,08**
Maximum	48 :46,5	377,90	414,29	64,02	**69,05**
Moyenne	**24 :52,55**	262,49	293,80	48,28	**53,60**
Médiane	23 :30,5	293,60	309,85	49,83	152,45
Ecart-Type	14 :18,65	86,12	92,99	10,28	9,15

Les pourcentages minimum, maximum, moyen, médian et les écart-type de massage cardiaque détecté par le DSA et de massage cardiaque annoté sont quasi identiques. Pour les massages cardiaques annotés : la durée moyenne des interventions est de 24 min et le pourcentage moyen de massage cardiaque sur les 10 premières minutes des interventions est de 53%. Parmi les 27 interventions, le pourcentage minimal de massage cardiaque sur les 10 premières minutes est de 31% et le pourcentage maximal est de 69%.

La figure 7.11 représente pour chacune des interventions le pourcentage de massage cardiaque détecté par le DSA et annoté, ceci pour les 10 premières minutes des interventions.

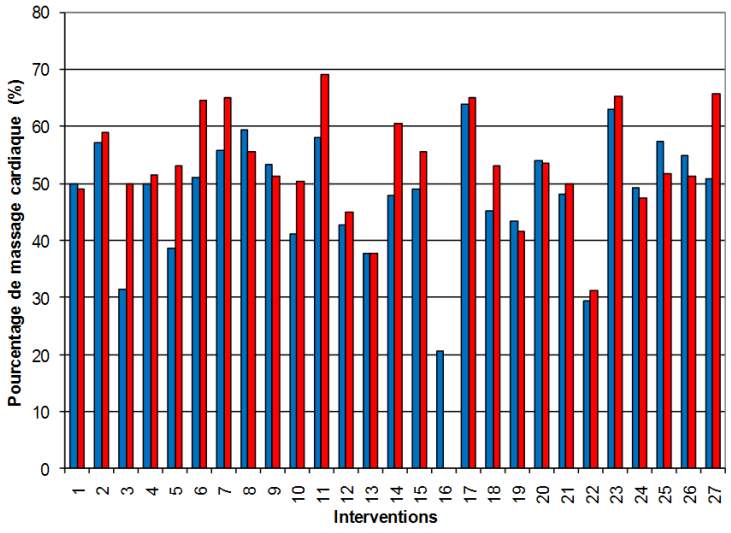


Fig. 7.11 – Pourcentage de massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu) sur les 10 premières minutes pour chaque intervention.

Distribution de la fréquence de massage cardiaque

A partir d'un algorithme de détection d'extremas appliqué au signal dZ il a été possible d'étudier la fréquence du massage cardiaque administré. A partir de l'ensemble des estimations de la fréquence du massage cardiaque des interventions, une distribution des fréquences de massage cardiaque a pu être tracée (figure 7.12) : il s'agit d'une distribution normale de moyenne aux environs de 140 bpm.

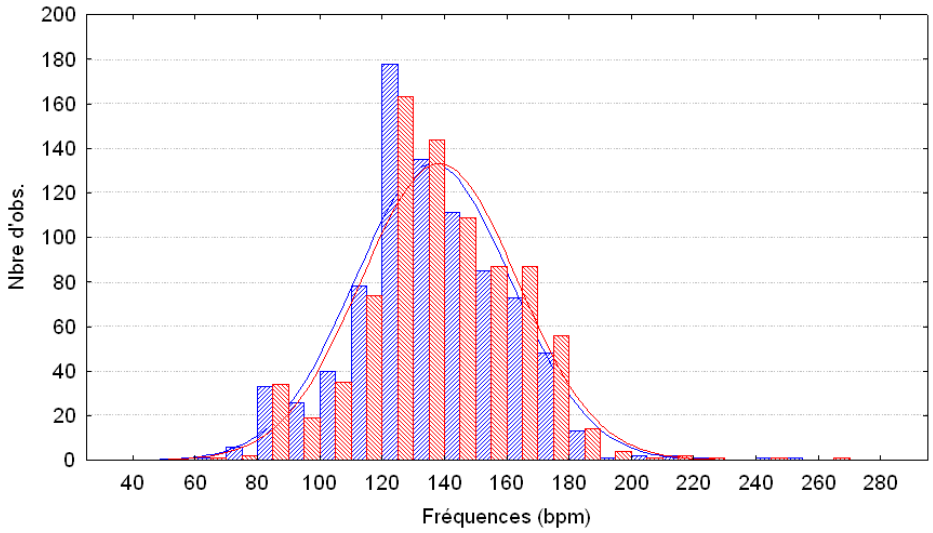


Fig. 7.12 – Fréquences du massage cardiaque détecté par le DSA (en rouge) et annoté (en bleu).

Moyenne des fréquences de massage cardiaque par tranches de 5 min

Les diagrammes en barres de la figure 7.13, représentent par tranches de 5 min, la moyenne sur l'ensemble des 27 interventions de la fréquence de massage cardiaque moyenne des périodes de l'intervention de 5 min jusqu'à 45 min d'intervention (graphique de gauche) et jusqu'à 35 min d'intervention (graphique de droite).

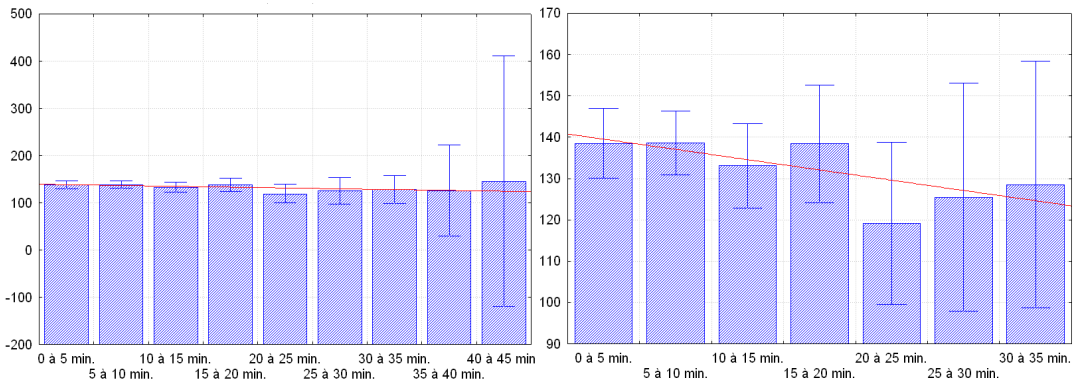


Fig. 7.13 – Moyenne de la fréquence du massage cardiaque moyenne estimée sur des périodes de 5 min entre [0 ;45] min d'intervention (graphique de gauche) et entre [0 ;35] min d'intervention (graphique de droite).

Du fait de trop larges intervalles de confiance, les données concernant les plages 35 à 40 min et 40 à 45 min n'ont pas été prises en compte dans le tracé du deuxième diagramme en barres, sur lequel on observe alors une diminution effective de la fréquence du massage cardiaque dès les 10 premières minutes d'intervention. Sur le deuxième diagramme en barres, on peut également observer qu'à partir de 20 min la moyenne de la fréquence du massage cardiaque diminue de 20 bpm et passe d'environ 140 bpm pendant les 20 premières minutes à 120 bpm à 20 min On remarque également qu'à partir de 20 min l'intervalle de confiance à ± 95% ne cesse de s'accroître considérablement au fil du temps. Ceci s'expliquant par un nombre plus faible d'interventions de plus de 20 min ou annotées au-delà de 20 min

Caractéristiques de la fréquence de massage cardiaque moyenne d'une intervention

Sur les 27 interventions la distribution de la fréquence de massage cardiaque moyenne d'une intervention a :

- un minimum de 110 bpm ;
- un maximum de 168 bpm ;
- une moyenne de 136 bpm ;
- une médiane de 133 bpm ;
- un écart type de 16 bpm.

7.4.4 Conclusion

Le but premier de cette étude était de surveiller, en fonctionnement sur site d'intervention, les performances de l'algorithme de détection de massage cardiaque embarqué dans le DSA FE 2G. Avec une Se = 96,7% et une Sp = 87,8% pour la détection du début du massage cardiaque et une Se = 99,8% et une Sp = 93,5% pour la détection de la fin du massage cardiaque, les performances sont très satisfaisantes.

Quant au délai de latence incompressible en-deçà de 2-3 s, il est inhérent au mode de détection basé sur l'algorithme de Kuo et Dillman. Pour le bon fonctionnement de l'*« Analyzing Whilst Compressing »* (AWC) il a donc fallu contrer surtout le problème de latence de détection de fin de massage cardiaque et un travail de recherche sur un nouvel algorithme de détection de fin réelle de massage cardiaque a donc été nécessaire. Ce module appelé détection de *« Real End of Chest Compressions »* (REoCC) est abordé au chapitre 7.5.

La surveillance a également permis de quantifier la qualité du massage cardiaque administré par des équipes du SDIS 54 en interventions sur « Grand Nancy ». Sur les 10 premières minutes des interventions analysées, le pourcentage de massage cardiaque minimal, maximal et moyen était respectivement de 31%, 69% et 53%. Ce qui confirme bien le fait que lors d'une intervention par une équipe de sauveteurs expérimentés, un temps non négligeable est consacré à faire autre chose que du *Massage Cardiaque* (MC). Quant à la fréquence de massage cardiaque moyenne d'une intervention elle

était en moyenne de 140 bpm, fréquence qui est bien au-delà de la recommandation actuelle de 100 bpm.

7.5 Détection de la fin réelle de massage cardiaque

7.5.1 Introduction

7.5.1.1 Objectifs

Comme il a déjà été introduit au chapitre précédant 7.4 un délai de latence de détection de la fin de massage cardiaque par rapport à la fin réelle de massage cardiaque *« Real End of Chest Compressions »* (REoCC) est évalué à 2-3 s. Cette latence est inhérente au mode de détection actuel du massage cardiaque. Un projet d'amélioration de cet algorithme aura pour objectif premier d'affiner la détection de la fin du massage cardiaque, et constitue un maillon indispensable du processus d'*« Analyzing Whilst Compressing »* (AWC), précédemment abordé au chapitre 7.2.

Le but de ce chapitre est de présenter d'une part le principe de fonctionnement et d'autre part les résultats d'apprentissage et de validation de l'algorithme de détection de REoCC, implémenté sur PC en langage C/C++ sous l'environnement *« Builder »*.

7.5.1.2 Contribution

Un algorithme de détection de fin réelle de massage cardiaque a été développé, validé sur PC et est en cours d'implémentation dans les DSA Fred Easy® (FE) 2G et 3G. Le travail de développement et de validation sur PC a été effectué en collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva et I. Jekova et a donné lieu à un résumé et à une présentation poster à l'*« American Heart Association »* (AHA) 2010 *« Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation »* (voir Annexe 4), paru dans *« Circulation »* [15]. Ma contribution a porté à la fois sur l'annotation des signaux de *Variation d'impédance transthoracique* (dZ) (voir chapitre 5.2), la conception et l'intégration de l'algorithme de détection de REoCC.

7.5.2 Principe de fonctionnement

Cet algorithme est basé sur le filtrage, la détermination des pentes et la détection de pics du signal dZ. Le signal d'entrée de l'algorithme de détection de REoCC est 10 s de signal dZ (à 250 Hz) prélevé jusqu'à 9 s avant l'évènement DSA de fin de massage cardiaque *« End Of Chest Compressions »* (EoCC) et jusqu'à 1 s après EoCC.

Étape 1 : Pré-traitement

Un filtrage passe-bande [1 ;5] Hz et une mise à l'échelle du signal entre [0 ;255] ont été réalisé sur dZ et ont permis d'obtenir le signal noté dZBP (figure 7.14).

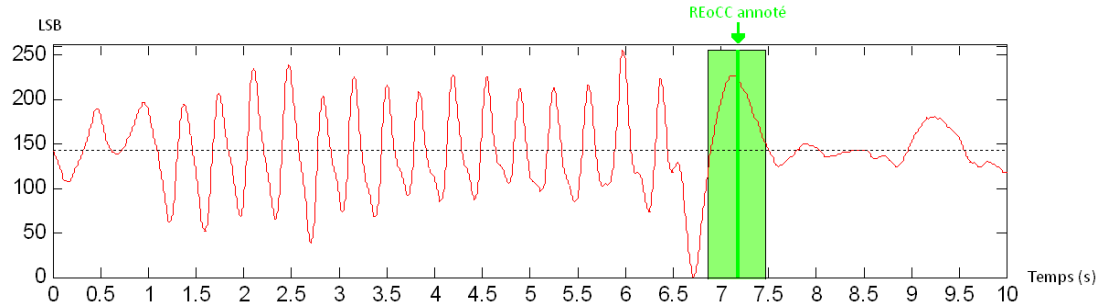


Fig. 7.14 – Segment de 10 s de signal dZ filtré passe-bande et mis à l'échelle. La bande verte est l'intervalle ± 0,3 s autour de l'annotation REoCC (ligne verticale verte).

En chaque point du signal dZ la pente a été calculée, créant ainsi un nouveau signal dZSlope (figure 7.15) :

$$dZSlope(i) = dZ(i) - dZ(i-1) \tag{7.3}$$

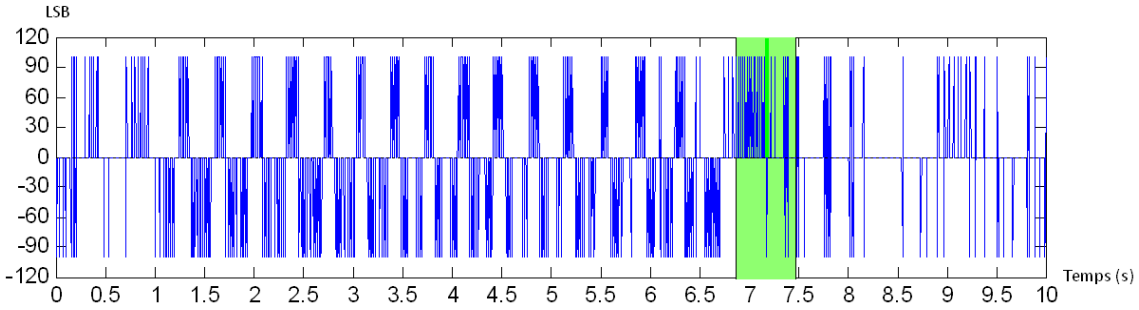


Fig. 7.15 – Segment de 10 s de signal dZSlope. Pour l'illustration, dZSlope a été multiplié par 100.

Des paramètres sont ensuite extraits du signal dZSlope :

– SUMdZSlope : la somme des échantillons sur chaque intervalle successif de 500 ms :

$$SUMdZSlope(j) = \sum_{i=500(j-1)}^{500j} |dZSlope(i)|, j \in [1;20] \tag{7.4}$$

– MeanSUMdZSlope : la valeur moyenne des 20 valeurs de SUMdZSlope

$$MeanSUMdZSlope = \frac{1}{20} \sum_{j=1}^{20} SUMdZSlope(j) \tag{7.5}$$

Étape 2 : Détection de pics sur le signal dZBP

Une recherche des pics positifs et négatifs est réalisée sur le signal dZBP (figure 7.16) en appliquant les critères :

– l'échantillon i est un pic positif si :

$$dZBP(i) > \frac{1}{3}\sum_{j=1}^{3} dZBP(i-j) \text{ et } dZBP(i) > \frac{1}{3}\sum_{j=1}^{3} dZBP(i+j) \text{ et } dZBP(i) > 1,1\overline{dZBP} \quad (7.6)$$

– l'échantillon i est un pic négatif si :

$$dZBP(i) < \frac{1}{3}\sum_{j=1}^{3} dZBP(i-j) \text{ et } dZBP(i) < \frac{1}{3}\sum_{j=1}^{3} dZBP(i+j) \text{ et } dZBP(i) < 0,9\overline{dZBP} \quad (7.7)$$

Pour des pics successifs de signe égal, le pic de plus grande amplitude (en valeur absolue) est sélectionné.

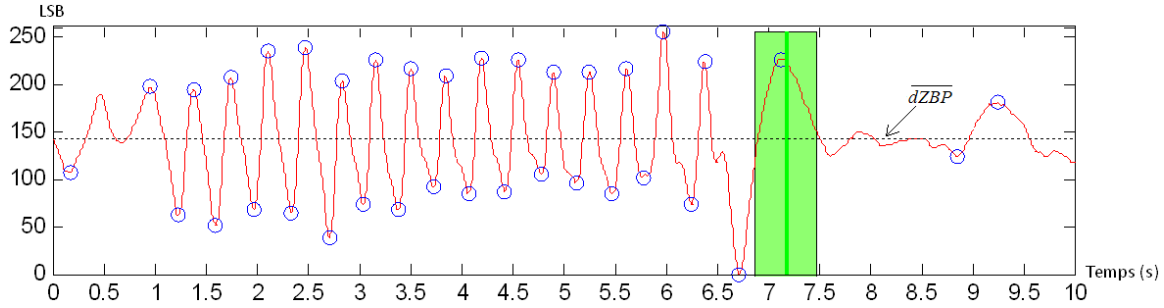


Fig. 7.16 – Détection de pics sur 10 s de dZBP.

Étape 3 : Détection de série de pics et du REoCC Initial sur le signal dZBP

Le massage cardiaque peut être décrit comme une suite de pics positifs et négatifs avec des périodes et des amplitudes relativement constantes. Une succession d'au moins 4 pics sera considérée comme une série.

On évalue 5 paramètres caractérisant le signal dZBP :

– Period1 : l'intervalle de temps entre deux pics successifs positif puis négatif ;

– Period2 : l'intervalle de temps entre deux pics successifs négatif puis positif ;

– le pourcentage de différence entre 2 valeurs successives de Period1 :

$$\%Period1(j-1) = 100\frac{|Period1(j) - Period1(j-1)|}{\frac{Period1(j)+Period1(j-1)}{2}} \quad (7.8)$$

– le pourcentage de différence entre 2 valeurs successives de Period2 :

$$\%Period2(j-1) = 100\frac{|Period2(j) - Period2(j-1)|}{\frac{Period2(j)+Period2(j-1)}{2}} \quad (7.9)$$

– MeanPeakAmpl : l'amplitude moyenne des pics détectés.

Sur la figure 7.17 la série de pics est indiquée par le cadre bleu et le REoCC Initial est le dernier pic détecté dans cette série.

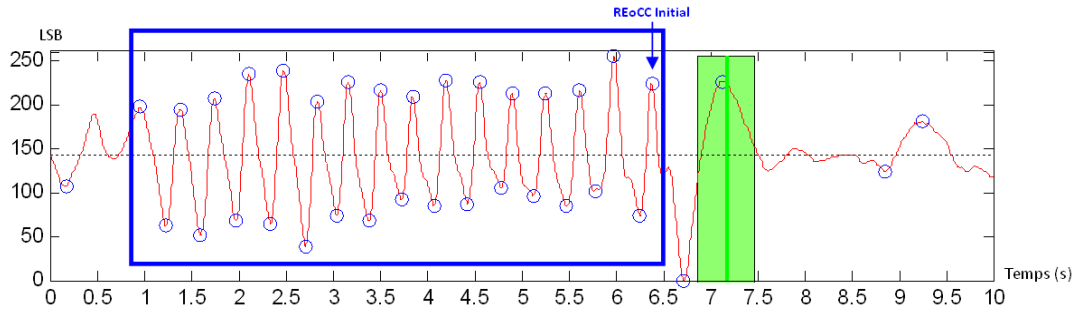


Fig. 7.17 – Détection de la série de pics sur 10 s de dZBP permettant d'indiquer la position du REoCC Initial.

Étape 4 : Détection du REoCC Corrigé sur le signal dZBP

Dans le protocole d'annotation il a été prévu de placer sur le signal dZ, l'annotation vérité de fin de massage cardiaque au passage par zéro le plus proche du REoCC. C'est pourquoi la détection du REoCC Initial doit être affinée en un REoCC Corrigé. On doit ainsi détecter le passage par zéro le plus proche de REoCC Initial (figure 7.18).

Pour ce faire sur le signal dZ :

- Etape 1 : on recherche en aval de REoCC Initial jusqu'à REoCC + 0,5 s, le passage par zéro du signal dZ ;
- Etape 2 : si à l'issue de l'Etape 1 aucun passage par zéro n'est détecté alors on procède à une recherche en amont de REoCC Initial jusqu'à REoCC - 0,5 s ;
- Etape 3 : si à l'issue de l'Etape 2 aucun passage par zéro n'est détecté alors REoCC Corrigé = REoCC Initial.

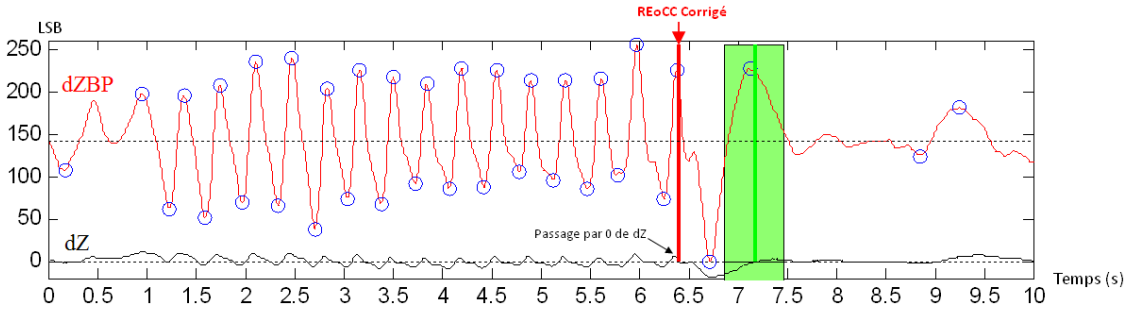


Fig. 7.18 – Détection de pics sur 10 s de dZBP et de REoCC Corrigé.

Étape 5 : REoCC finalement détecté

La vérification de la position de REoCC Corrigé se fait par analyse du signal dZSlope. En effet, typiquement durant le massage cardiaque le paramètre SUMdZSlope (somme en valeur absolue des pentes de dZ sur chaque intervalle de 500 ms) est élevé (signal dZ pentu) et en absence de massage cardiaque ce même paramètre est faible (signal dZ lissé). Ceci est illustré dans la figure 7.19.

Lors de cette vérification, trois cas peuvent se présenter :

- si REoCC Corrigé a été détecté dans une période de 500 ms avec une valeur SUMdZSlope élevée suivi par un segment ayant une valeur faible de SUMdZSlope alors :
  REoCC détecté = REoCC Corrigé ;
- si REoCC Corrigé a été détecté dans une période de 500 ms avec une valeur SUMdZSlope élevée suivi par un segment ayant également une valeur élevée de SUMdZSlope alors REoCC Corrigé est considéré comme étant encore dans une zone de massage cardiaque. C'est pourquoi REoCC

Corrigé est déplacé en avant jusqu'à une valeur plus faible de SUMdZSlope.
REoCC Corrigé = début de la zone où SUMdZSlope est plus faible ;

– si REoCC Corrigé a été détecté dans une période de 500 ms avec une valeur SUMdZSlope faible alors REoCC Corrigé est considéré comme étant dans une zone sans massage cardiaque. C'est pourquoi REoCC Corrigé est déplacé en arrière jusqu'à une valeur plus élevée de SUMdZSlope. REoCC Corrigé = début de la zone où SUMdZSlope est plus élevé.

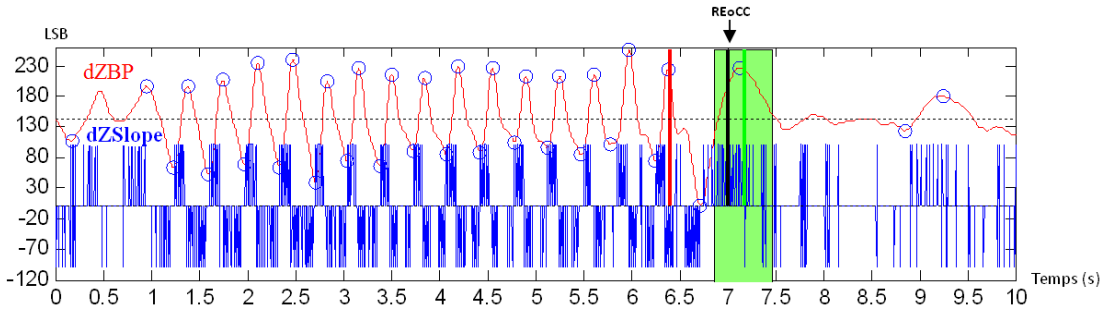


Fig. 7.19 – Détermination de REoCC finalement détecté par l'algorithme.

7.5.3 Résultats

Rappelons que les signaux utilisés pour la phase de validation de ce module de détection de REoCC proviennent de 27 interventions du *Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS) 54 avec *Défibrillateur Semi-Automatique* (DSA) FE 2G, entre février à juillet 2008. Un total de 1400 REoCC ont pu être annotées : 565 REoCC ont constitué la base d'apprentissage et 835 REoCC ont constitué la base de validation. Les détails des bases de signaux d'apprentissage et de validation ainsi que le protocole d'annotation ont été abordés au chapitre 5.3.

La mesure de performance du module de détection de REoCC se fait en terme de capacité à détecter le EoCC dans un certain délais ± 0,3 s, 0,5 s, 0,7 s et 1 s autour de l'annotation REoCC. Les performances obtenues pour chaque délais sont récapitulées dans le tableau 7.5. Les valeurs de p > 0,05 n'ont pas montré de différence significative entre les résultats obtenus de la base d'apprentissage et de la base de validation.

TABLE 7.5 – Performances de la détection de REoCC.

	Résultats		
	Apprentissage (%)	Validation (%)	p-valeur
REoCC ± 0,3 s	**79,3**	**75,1**	**0,108**
REoCC ± 0,5 s	86,5	86,5	0,960
REoCC ± 0,7 s	92,4	89,7	0,115
REoCC ± 1 s	95,6	93,3	0,080

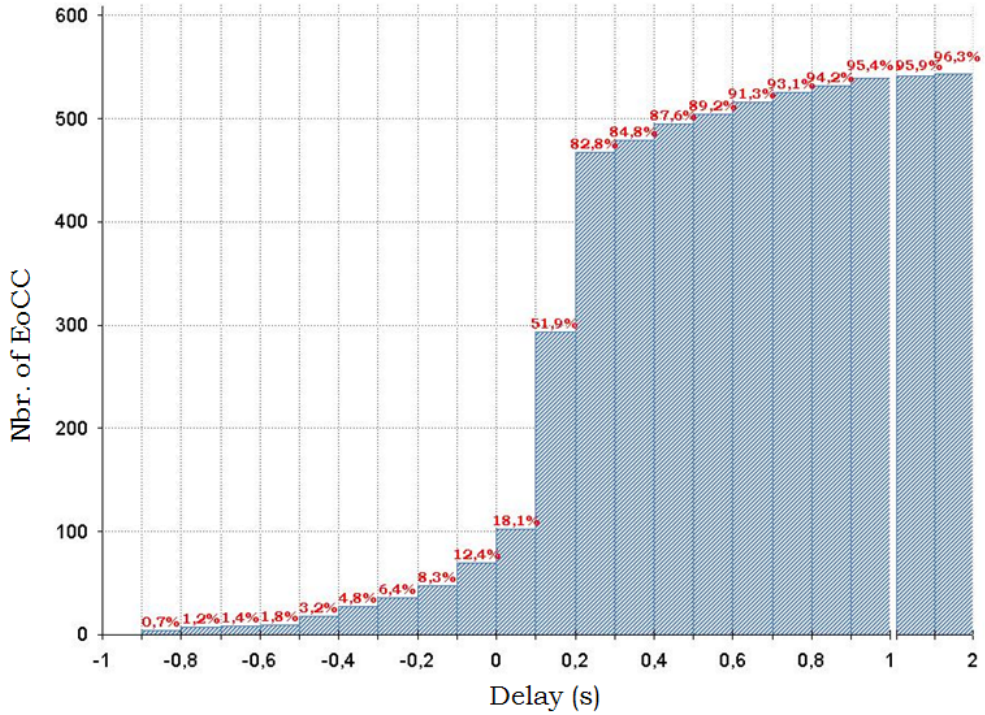


Fig. 7.20 – Histogramme cumulé du nombre de fins de massage cardiaque détectées dans les différents intervalles autour du REoCC.

7.5.4 Conclusion

D'après nos connaissances bibliographiques, c'est la première fois qu'une étude publie le délai minimal au terme duquel une détection de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) (sur un *Électrocardiogramme* (ECG) indemne de tout artefact) peut être lancée après une détection de fin réelle de massage cardiaque (REoCC). Un délai de REoCC $\pm$ 0,3 s est atteint à 79% des EoCC et un délai de REoCC $\pm$ 0,7 s est atteint à 90% des EoCC (figure 7.20 et table 7.5). Sachant que la latence initiale de détection de fin de massage cardiaque par le module de détection décrit au chapitre 7.4 était de 2-3 s, ce nouveau module de détection de REoCC a montré son efficacité à détecter plus précisément la fin de massage cardiaque annotée.

Les résultats de validation de ce module de détection sont largement prometteurs pour qu'il puisse être :

- dans un premier temps combiné à une détection rapide de VF sur un ECG indemne de tout artefact ;
- dans un deuxième temps intégré au fonctionnement du processus AWC décrit au chapitre 7.2.

Chapitre 8

Module de filtrage

Ce chapitre est consacré à un module de détection supplémentaire aux modules d'analyse de l'ECG vus au chapitre 7.3. Il s'agit d'un module de détection et de filtrage des éventuelles interférences électromagnétiques (50 Hz, 60 Hz ou 16,7 Hz) pouvant parasiter considérablement l'environnement dans lequel se situe le *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE).

8.1 Filtrage 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz

8.1.1 Introduction

8.1.1.1 Objectifs

Les artefacts causés par une *Interférence Électromagnétique* (IEM) altèrent la qualité de l'ECG et de son analyse. Les sources possibles d'IEM en extrahospitalier ont été identifiées être les lignes et les transformateurs à haute tension fonctionnant avec des fréquences à 50 Hz et 60 Hz mais également les lignes de puissance et les générateurs du réseau ferroviaire fonctionnant en 16,7 Hz dans certains pays d'Europe tels que l'Allemagne, l'Autriche, la Suisse, la Norvège et la Suède. Lors d'une intervention sur un *Arrêt Cardiaque* (AC) en extrahospitalier, l'IEM se superpose au signal *Électrocardiogramme* (ECG) menant à des erreurs potentielles d'analyse et donc à des décisions de chocs inappropriés [134, 135].

Un pré-traitement constitué d'un filtrage numérique des interférences artefactant l'ECG est donc une étape primordiale et son intégration dans les défibrillateurs nécessite une validation approfondie sur banc de test. L'objectif de cette étude a été d'évaluer la performance d'un DSA Fred Easy® (FE) 2G et sa robustesse vis-à-vis d'IEM de fréquences centrales 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz, dont les variations permises par la Commission de décision 2002/733/EC [136] étaient [47 ;52] Hz pour le 50 Hz, [58 ;62] Hz pour le 60 Hz et [15,7 ;17,4] Hz pour le 16,7 Hz. Pour ce qui est de l'amplitude pic-à-pic des interférences, deux configurations ont été testées : 1 mV et 8 mV.

8.1.1.2 Contribution

La procédure de filtrage adaptatif avait été précédemment décrite dans les publications de nos collègues I. Christov et G. Iliev [137] ainsi que I. Jekova et V. Krasteva [138]. Ma contribution a porté à la fois sur l'intégration de ce module de filtrage dans les défibrillateurs non encore équipés et sur la génération des résultats de validation de ce module alors intégré dans le FE 2G et combiné au module de détection de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) analysant 10 s de signal. Les nombreux résultats de validation de la performance du module de détection de VF en présence de différents types d' interférences 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz ont d'ailleurs donné lieu à une publication « *Bench study of the accuracy of a commercial AED arrhythmia analysis algorithm in the presence of electromagnetic interferences* » (voir Annexe 3) dans « *Physiological Measurement* » 2009 [14]. Ce travail est le résultat d'une collaboration avec J.-P. Didon, V. Krasteva, I. Jekova, T. Stoyanov, I. Christov, R. Fleischhackle et J.J. Schmid.

8.1.2 Principe de fonctionnement

Le pré-traitement du signal ECG se fait de manière continue suivant deux étages successifs. L'étage du filtrage par des filtres peignes réjecteurs des fréquences spécifiques 50 Hz et 60 Hz. Puis l'étage du filtrage adaptatif du 16,7 Hz. S'il y a estimation en fréquence et en amplitude de la présence d' interférences 16,7 Hz alors il y a génération d'un signal de référence permettant de réaliser un filtrage adaptatif.

Cette étape de pré-traitement a été rappelée ici par le schéma blocs 8.1, déjà intégré dans le diagramme de flux du descriptif du fonctionnement du module de détection de VF au chapitre 7.3.

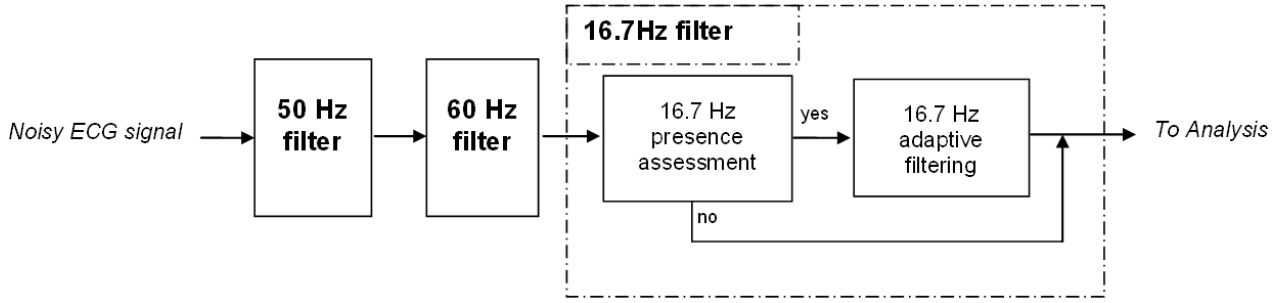


Fig. 8.1 – Diagramme de flux du module de filtrage des interférences 50 Hz, 60 Hz et 16,7 Hz.

8.1.3 Résultats de validation

Notons que le principe de validation ainsi que la base de signaux de validation sont identiques à ceux utilisés lors de la validation du module de détection de VF, abordée au chapitre 5.1 ; excepté le fait que lors de la génération de signaux ECG par le PC du banc de test, celui-ci superpose au signal ECG un signal d'amplitude et de fréquence configurable et propre à l'interférence désirée.

La figure 8.2 illustre l'effet du filtrage sur un signal ECG artefacté par des interférences 16,7 Hz, respectivement de 1 et 8 mV : (a) Signal ECG brut. (b) Signal ECG artefacté par une interférence 16,7 Hz à 1 mV. (c) Le même signal ECG après filtrage des interférences. (d) Signal ECG artefacté par une interférence 16,7 Hz à 8 mV. (e) Le même signal ECG après filtrage de l'interférence.

Les performances sont présentées dans les tableaux 8.1 et 8.2, 8.3 comme énoncé au chapitre 5.1, c'est-à-dire en suivant les recommandations de l'*« American Heart Association »* (AHA) [8] en quantité et en type de signaux à tester. Les résultats n'atteignant pas les recommandations sont présentés avec une *. En présence d'interférences 50 Hz, 60 Hz ou 16,7 Hz il a été observé que la spécificité de certains rythmes non choquables est affectée. Tout particulièrement pour les signaux à faible *Rapport Signal sur Bruit* (RSB) (amplitude de l'interférence à 8 mV) ou pour les fréquences extrêmes inférieures.

Pour toutes les fréquences centrales et pour une amplitude de 1 mV, les performances normalement requises pour des signaux non artefactés ont été atteintes. La sensibilité des VF et des *« Ventricular Tachycardia high »* (VThi) et la spécificité de l'asystolie ont atteint les performances quel que soit le type d'interférence testée.

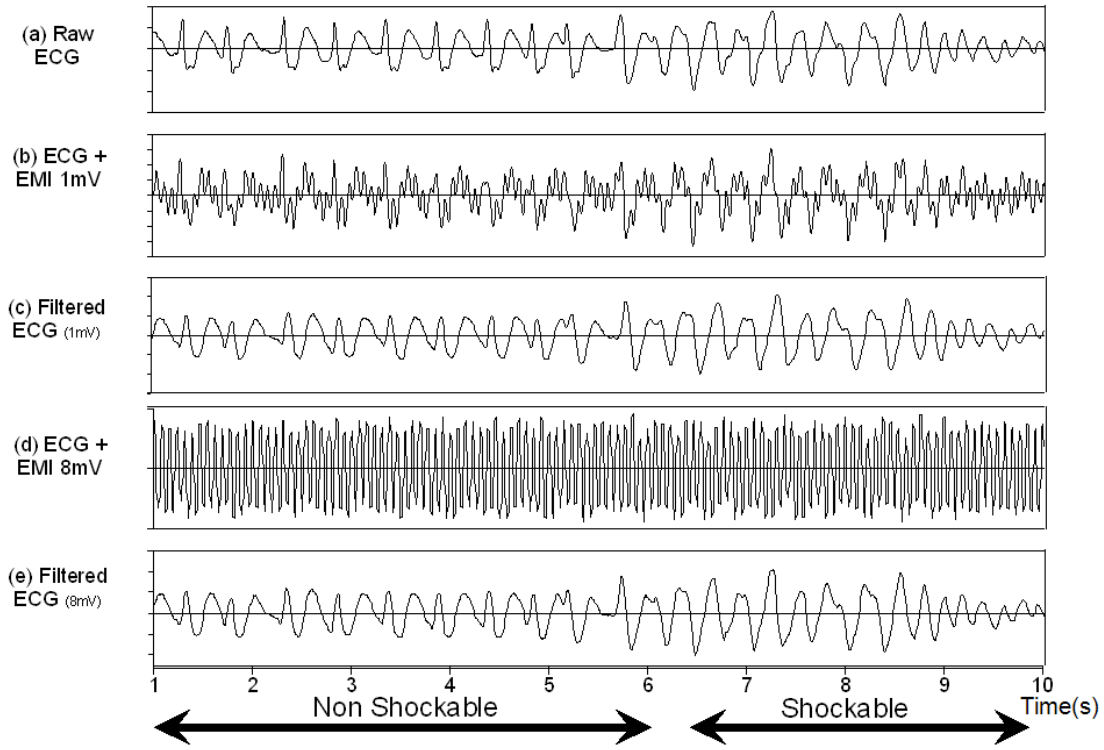


Fig. 8.2 – Signaux pré- et post-filtrage de l'interférence 16,7 Hz d'amplitude respective 1 mV et 8 mV.

8.1.4 Conclusion

L'accessibilité au DAE étant devenue publique, une utilisation en environnement artefacté par des IEM est devenue de plus en plus probable. A ce jour aucune recommandation de performance de détection de VF n'est indiquée lorsque le DAE est soumis à des interférences du type 50 Hz, 60 Hz ou encore 16,7 Hz. Cependant pour satisfaire l'exigence de la clientèle et surtout de celle de certains pays d'Europe caractérisés par des réseaux en 16,7 Hz, un système efficace de filtrage du signal ECG, adaptatif ou non en fonction du type d'interférence, a été proposée. Les performances obtenues sont très satisfaisantes et sont en grande majorité en accord avec les recommandation de l'AHA, à atteindre normalement en cas d'ECG non artefacté. Seuls quelques rythmes intermédiaires, tels que les VF à fine maille et les « *Ventricular Tachycardia low* » (VTlo), nécessitent des investigations supplémentaires.

TABLE 8.1 – Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en présence d'interférences 15,7, 16,7 et 17,4 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude, en fonction des recommandations de l'AHA [8].

Perf.	Acquises Se,Sp(LCL)(%)						Requises Se,Sp(LCL)(%)
Freq.(Hz)	15,7		16,7		17,4		
Amp.(mV)	1	8	1	8	1	8	
VF	99(98,1)	99,7(99,1)	99,0(98,1)	99,7(99,1)	99,3(98,6)	99,7(99,1)	Se>90(87)
VThi	98(96,3)	97(95)	99,5(98,5)	98,5(97,1)	98,0(96,3)	97,5(95,6)	Se>75(67)
NSR	98,4*(97,8)	93,1*(91,9)	99,2(98,8)	99,5(99,1)	99,3(98,9)	99,9(99,7)	Sp>99(97)
N	91,4*(90,1)	94*(92,9)	95,7(94,8)	97,5(96,8)	96,6(95,7)	97,9(97,2)	Sp>95(88)
ASYS	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	Sp>95(92)
VF fine	26,2(23)	47,5(43,8)	29,8(26,3)	45,0(41,3)	29,8(26,3)	45,5(41,7)	∅
VTlo	52,6(48,7)	52,4(48,5)	57,3(53,5)	55,5(51,6)	58,9(55,1)	58,7(54,8)	∅

TABLE 8.2 – Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en présence d'interférences 47, 50 et 52 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude en fonction des recommandations de l'AHA [8].

Perf.	Acquises Se,Sp(LCL)(%)						Requises Se,Sp(LCL)(%)
Freq.(Hz)	47		50		52		
Amp.(mV)	1	8	1	8	1	8	
VF	99(98,1)	99,3(98,6)	99(98,1)	99(98,1)	98,7(97,6)	98,7(97,6)	Se>90(87)
VThi	98,5(97,1)	99,5(98,7)	98(96,3)	98(96,3)	97,5(95,6)	99(97,8)	Se>75(67)
NSR	100(-)	98,8*(98,3)	100(-)	100(-)	100(-)	99,8(99,6)	Sp>99(97)
N	99,2(98,8)	95,4(94,5)	99,2(98,8)	99,2(98,8)	99,3(98,9)	98,3(97,7)	Sp>95(88)
ASYS	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	Sp>95(92)
VF fine	24,8(21,6)	27,9(24,5)	24,8(21,6)	25,8(22,6)	24,8(21,6)	25,6(22,4)	∅
VTlo	88(85,5)	74,3(70,9)	90,7(88,5)	87,1(84,5)	89,2(86,7)	83,3(80,4)	∅

TABLE 8.3 – Performances de la détection de VF, basée sur 10 s d'analyse (Version 2) et implémentée dans le FE 2G, en présence d'interférences 58, 60 et 52 Hz de 1 et 8 mV d'amplitude en fonction des recommandations de l'AHA [8].

Perf.	Acquises Se,Sp(LCL)(%)						Requises Se,Sp(LCL)(%)
Freq.(Hz)	58		60		62		
Amp.(mV)	1	8	1	8	1	8	
VF	98,7(97,6)	99,3(98,6)	98,7(97,6)	98(96,7)	99(98,1)	99,3(98,6)	Se>90(87)
VThi	98(96,3)	99,5(98,7)	98,5(97,1)	99(97,8)	98,5(97,1)	98,5(97,1)	Se>75(67)
NSR	100(-)	98,9*(98,4)	100(-)	97,4*(96,6)	100(-)	100(-)	Sp>99(97)
N	99,2(98,8)	96,5(95,7)	99,2(98,8)	94,7*(93,6)	99,2(98,8)	99,2(98,8)	Sp>95(88)
ASYS	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	100(-)	Sp>95(92)
VF fine	24,8(21,6)	25,6(22,3)	25(21,8)	25,8(22,6)	24,8(21,6)	25(21,8)	∅
VTlo	89,4(87)	71,1(67,6)	89,9(87,5)	68,4(64,8)	88,5(86,5)	85,1(82,3)	∅

Quatrième partie

Prédiction de l'efficacité de défibrillation

Chapitre 9

Module de prédiction

9.1 Introduction

La partie précédente de ce manuscrit (partie III) a apporté un certain nombre de solutions à la première problématique en proposant un fonctionnement de défibrillateur optimal tout en réduisant considérablement les délais de pause péri-choc. De nouveaux modules de détection (détection de *« Ventricular Fibrillation »* (VF) plus rapide et en présence de massage cardiaque ou encore la détection de *« Real End of Chest Compressions »* (REoCC)) qui seront à terme embarqués dans le *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) ont été conçus, développés et validés sur PC, pour aboutir au final à un processus concomitant de ces différents modules de détection, appelé *« Analyzing Whilst Compressing »* (AWC).

Une deuxième problématique découle cependant de la première et concerne l'amélioration de l'efficacité de défibrillation. Le moyen mis en oeuvre, exposé dans cette quatrième et dernière partie de mémoire, est la conception d'un module de prédiction de succès de défibrillation. Le principe de ce module est basé sur l'analyse de 4 s de VF immédiatement pré-choc afin de prédire l'issue de la défibrillation à 5 s post-choc (figure 9.1). L'issue pouvant être « Succès » ou « Non succès » de la défibrillation.

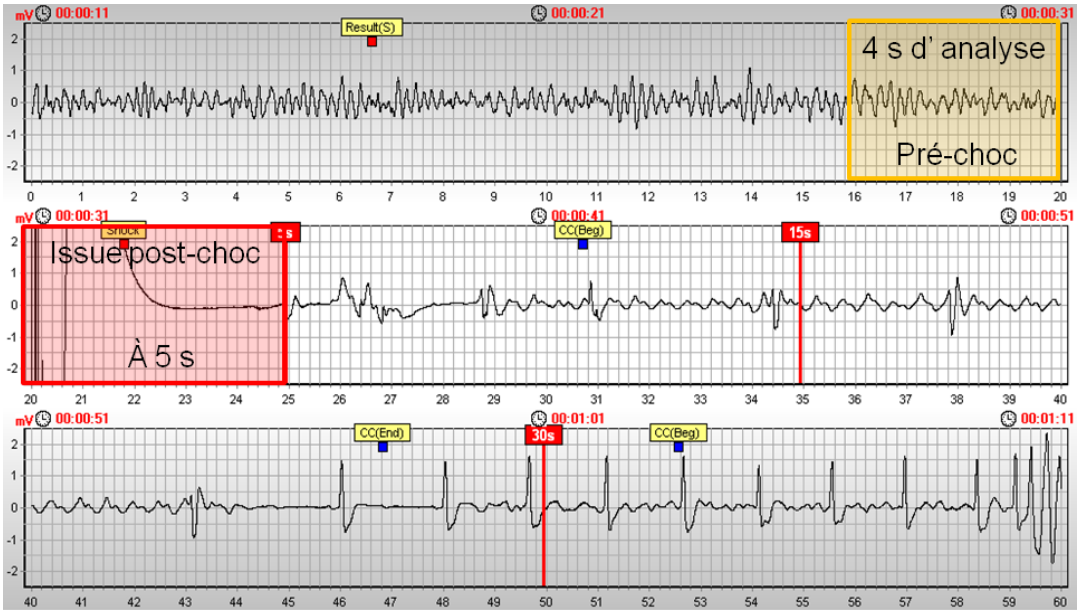


Fig. 9.1 – Principe du module de prédiction de défibrillation basé sur l'analyse de 4 s de VF immédiatement pré-choc afin de prédire l'issue de la défibrillation à 5 s post-choc.

L'aboutissement de ce type de module, passe nécessairement par une série d'étapes, qui réunies,

forment ce que nous pouvons appeler un processus de reconnaissance de formes et qui ont été récapitulées par le synopsis de la figure 9.2. Il y a tout d'abord le pré-traitement qui consiste à préparer les données avant leur analyse. Cette étape a déjà été abordée au chapitre 6.4. Puis il y a l'étape d'évaluation des paramètres prédicteurs sur les 4 s d'ECG pré-choc. Ces paramètres sont issus des domaines temporel, fréquentiel et de la dynamique non-linéaire. Le nombre de paramètres évalué étant important, il faut ensuite procéder à une réduction de dimensionnalité de l'espace des paramètres. La combinaison de ces deux étapes consiste à « fouiller » dans l'ensemble de données, afin d'en sélectionner et/ou d'en extraire l'information pertinente. Enfin, à partir de connaissances *a priori* (données d'apprentissage), l'élaboration d'un modèle de classification va permettre d'extraire des règles générales de décision. Le modèle de classification est ensuite comparé à un modèle de classification de contrôle de type « Analyse Quadratique Discriminante ». Les détails de ces étapes sont présentés dans le présent chapitre 9. Les résultats jusqu'ici obtenus en ce qui concerne la prédiction de l'efficacité de défibrillation, deuxième objectif du sujet de thèse, sont présentés au chapitre 10.

Le diagramme de flux de l'illustration 9.3 présente le processus de décision d'un DAE lorsque le module de prédiction de l'efficacité de défibrillation y est intégré avec le processus d'AWC décrit au chapitre 7.2. Deux alternatives de fonctionnement sont envisageables. Soit la prédiction fait suite à l'Analyse 2, soit elle se fait directement à la suite de l'Analyse 1 (connexion représentée en traits-pointillés sur le diagramme de la figure 9.3).

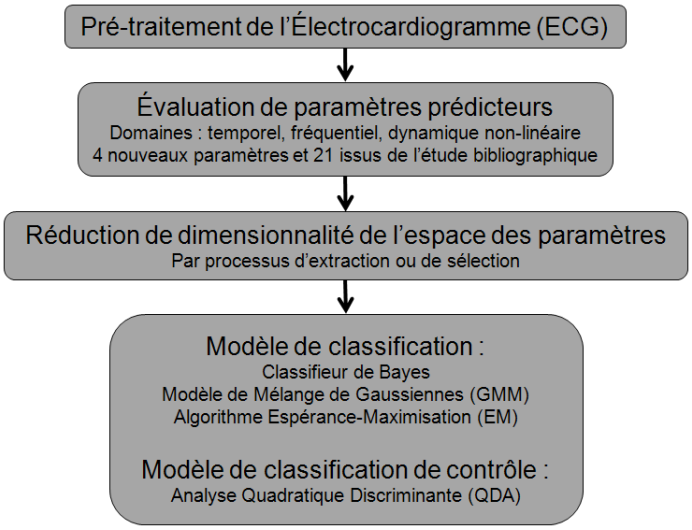


Fig. 9.2 – Synopsis récapitulant les principales étapes du processus de reconnaissance de formes adopté pour la conception du module de prédiction.

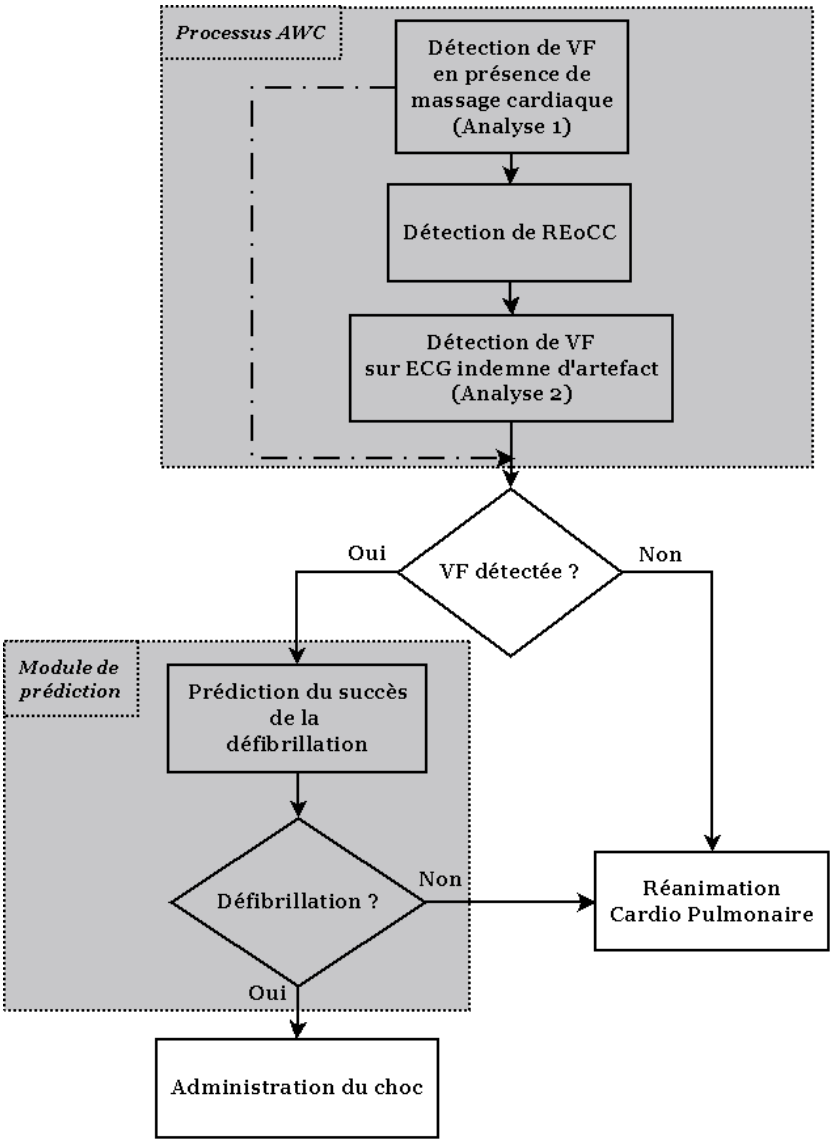


Fig. 9.3 – Diagramme de flux de fonctionnement conjoint du processus d'AWC et du module de prédiction de l'efficacité du choc (en gris) intégrés dans le processus de décision d'un DAE.

9.2 Evaluation des paramètres prédicteurs

Comme il a déjà été vu dans l'étude bibliographique, les paramètres extraits de l'*Électrocardiogramme* (ECG) et utilisés pour prédire le succès de la défibrillation sont généralement issus de trois domaines : temporel, fréquentiel et de la dynamique non-linéaire. Rappelons que toutes les évaluations de paramètre ont été réalisées sur la période de 4,1 s de signal ECG précédant immédiatement le choc. L'ECG analysé étant à $fe = 250$ Hz, $N = 1024$ échantillons ont donc été exploités (un échantillon a été omis pour pouvoir calculer la « *Fast Fourier Transform* » (FFT) sur $2^{10} = 1024$ points).

9.2.1 Domaine temporel

Détection de pics

Une détection de pics a été au préalablement appliquée au signal ECG afin de pouvoir évaluer certains paramètres temporels. Un échantillon ECG d'indexe i, $ECG(i)$, est un pic si les conditions suivantes sont remplies :

Étape 1 : Création d'une liste d'extrema
- ECG_i est un extremum dans un intervalle de $\frac{5}{fe} = 20$ ms autour de l'échantillon d'indexe i ;
- $|ECG_i| >$ seuil avec seuil = 0,010 mV ;
- le signe de l'extremum est égal au signe de ECG_i.

Étape 2 : Sélection des pics parmi ceux trouvés en l'étape 1, afin d'obtenir une suite successive de pics positifs et négatifs
- pour des pics successifs de signes égaux, le pic de plus grande amplitude (en valeur absolue) est sélectionné ;
- pour des pics successifs de signes différents, le pic courant est sélectionné si l'amplitude pic-à-pic excède une valeur seuil correspondant à 50% de la moyenne de la valeur de l'amplitude des pics détectés à l'étape 1.

Les paramètres ont été évalués sur $N = 1024$ points.

Moyenne quadratique de l'amplitude exprimée en mV (« *Root Mean Square Amplitude* » (RMSA)).

$$RMSA = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ECG_i^2} \tag{9.1}$$

Pente moyenne exprimée en $mV.Hz$ (« *Mean Slope* » (MS)).

$$MS = \frac{\sum_{i=2}^{N} |\frac{ECG_i - ECG_{i-1}}{t_i - t_{i-1}}|}{N} \tag{9.2}$$

$$= \frac{1}{feN}\sum_{i=2}^{N} |ECG_i - ECG_{i-1}| \tag{9.3}$$

Pente médiane exprimée en $mV.Hz$ (« *Median Slope* » (MdS)).

$$MdS = médiane(|ECG_i - ECG_{i-1}|)fe \tag{9.4}$$

Logarithme de l'aire sous le corrélogramme pris en valeur absolue (« *Logarithm of the Absolute Correlations* » (LAC)).

Ce paramètre a été évalué sur la base de l'estimation non biaisée de la fonction d'intercorrélation.

$$LAC = \log(\sum_{n=0}^{N} |\frac{\sum_{i=1}^{N-n}(ECG_i - \overline{ECG})(ECG_{i+n} - \overline{ECG})}{N-n}|) \tag{9.5}$$

Amplitude pic-à-pic exprimée en mV (« *Peak-to-Peak Amplitude* » (PtPA)).

S'il y a assez de pics de détectés, les K = 6 plus grands maxima et leur minima respectifs sont utilisés pour le calcul. Une amplitude pic-à-pic correspond à la différence entre le pic maximum et son minimum respectif.

$$PtPA = \frac{\sum_{i=1}^{K} |\max_i ECG - \min_i ECG|}{K} \tag{9.6}$$

Amplitude pic-à-pic moyenne exprimée en mV (« *Mean Peak-to-Peak Amplitude* » (MPtPA)).

La formule précédente est élargie à tous les pics maxima détectés.

$$MPtPA = \overline{|\max_i ECG - \min_i ECG|} \tag{9.7}$$

Amplitude pic-à-pic médiane exprimée en mV (« *Median Peak-to-Peak Amplitude* » (MdPtPA)).
La médiane des amplitudes pic-à-pic (différence entre le pic maximum et son minimum respectif) est calculée en tenant en compte tous les pics maximum détectés.

$$MdPtPA = médiane(|\max_i ECG - \min_i ECG|) \tag{9.8}$$

9.2.2 Domaine fréquentiel

Transformée de Fourier rapide
La Transformée de Fourier discrète a été calculée à l'aide de l'algorithme de la Transformée de Fourier rapide. Le calcul a été réalisé sur $N = 2^{10} = 1024$ points.

Aire du spectre d'amplitude exprimée en $mV.Hz$ (« *Amplitude Spectrum Area* » (AMSA)).
L'AMSA est défini comme étant la somme de chaque amplitude du spectre d'amplitude pondérée par la fréquence correspondante. La bande de fréquences d'étude est $f = [1{,}95\,;48{,}09]$ Hz, soit $i = [9\,;198]$ puisque le pas de fréquence du spectre est de $\frac{fe}{N} = 0{,}244$ Hz.

$$AMSA = \sum_i FFT(f_i) f_i \tag{9.9}$$

Fréquence médiane exprimée en Hz (« *Median Frequency* » (MdF)).
La fréquence médiane bissecte l'aire sous la courbe du spectre de puissance (« *Power Spectral Density* » (PSD)).

Largeur de bande exprimée en Hz ($[Bd; Bu]$, « *Bandwidth* » en anglais).
Ce paramètre est défini comme étant l'intervalle interquartile dont les bornes sont les fréquences correspondant aux quartiles à 25% et 75% de l'amplitude totale du spectre de puissance (PSD).

Fréquence centroïde exprimée en Hz (« *Centroid Frequency* » (CF)).

$$CF = \frac{\sum_i PSD(f_i) f_i}{\sum_i PSD(f_i)} \tag{9.10}$$

Puissance centroïde exprimée en mV^2 (« *Centroid Power* » (CP)).

$$CP = \frac{\sum_i PSD^2(f_i)}{\sum_i PSD(f_i)} \tag{9.11}$$

Energie exprimée en mV^2 (« *Energy* » (E)).
Correspond à l'aire sous la courbe du spectre de puissance (PSD).

$$E = \sum_i PSD(f_i) \tag{9.12}$$

Platitude spectrale (« *Spectral Flatness* » (SF)).
La platitude spectrale est le ratio de la moyenne géométrique et de la moyenne arithmétique du spectre. Sa valeur est comprise dans l'intervalle [0 ;1]. Une valeur haute de SF indiquerait que le spectre a la même quantité de puissance dans toutes les bandes spectrales, ce qui s'apparenterait à un bruit blanc et le spectre aurait une apparence relativement plate et lisse. Une faible valeur de SF indiquerait que la puissance du spectre est concentrée dans un nombre restreint de bandes, ce qui s'apparenterait à un mélange de sinusoïdes et le spectre aurait plusieurs pics.

$$SF = \frac{(\prod_i PSD_i)^{1/N}}{\frac{\sum_i PSD_i}{N}} \tag{9.13}$$

Puissance maximale exprimée en mV^2 (« *Maximum Power* » (MP)).

$$MP = \max PSD(f_i) \tag{9.14}$$

Fréquence dominante exprimée en Hz (« *Peak Frequency* » (PF)).
Il s'agit de la fréquence à laquelle le spectre de puissance (PSD) a son amplitude la plus élevée.

$$PF = \arg\max_{f_i} PSD(f_i) \tag{9.15}$$

Aire du spectre de puissance exprimée en $mV^2.Hz$ (« *Power Spectrum Area* » (PSA)).
Le PSA est défini comme étant la somme de chaque amplitude du spectre de puissance pondérée par la fréquence correspondante. La bande de fréquences d'étude est $f = [1{,}95\,;48{,}09]$ Hz, soit $i = [9\,;198]$ puisque le pas de fréquence du spectre est de $\frac{fe}{N} = 0{,}244$ Hz.

$$PSA = \sum_i PSD(f_i) f_i \tag{9.16}$$

9.2.3 Domaine de la dynamique non-linéaire

L'application de la théorie du chaos à la médecine apporte une meilleure compréhension de certains phénomènes physiologiques ou pathologiques comme la VF. Elle bouleverse les conceptions classiques du hasard : il peut exister un ordre caché dans le désordre apparent de certains phénomènes d'allure aléatoire. Des systèmes entièrement déterministes peuvent présenter des comportements complexes d'aspect aléatoire, bien que le hasard n'y ait aucune place.

Ainsi, rechercher une estimation de la dimension fractale d'un signal revient en général à s'intéresser, soit à des propriétés de régularité, soit à des propriétés de longue dépendance. Il existe plusieurs estimées de la dimension fractale, comme l'exposant d'échelle (« *Scaling Exponent* » (ScE)) ou encore l'exposant obtenu du « *Detrended Fluctuation Analysis* » (DFA), méthode pouvant être appliquée aux signaux de statistiques et dynamiques sous-jacentes non stationnaires.

9.2.3.1 L'analyse des fluctuations redressées

L'analyse des fluctuations redressées (DFA), introduite la première fois par Peng *et al.* [139], est une méthode qui cherche à mettre en évidence les processus d'auto-similarité dans les séries temporelles. En d'autres termes il s'agit d'une méthode qui cherche à déterminer la similitude statistique d'un signal (tout comme le ScE).

Le traitement de données physiologiques, pose deux types de problèmes, que la méthode DFA tente de contourner. Le premier est celui du bornage de séries physiologiques, le second est celui de la non-stationnarité.

Dans une première étape, la série originale x(i) est « intégrée » en remplaçant chaque donnée par la somme cumulée des écarts à la moyenne (voir l'illustration 9.4) :

$$y(k) = \sum_{i=1}^{k} (x(i) - \overline{x}), k = [1, \ldots, N] \tag{9.17}$$

Un problème majeur des séries physiologiques est qu'elles sont en général non stationnaires. Une série est stationnaire si la moyenne, l'écart-type et les moments d'ordre supérieur, ainsi que les fonctions de corrélation demeurent invariants malgré les translations temporelles. La procédure d'intégration tend à exagérer cette non-stationnarité. Pour cela, le DFA tente de contourner ce problème, en redressant les données à l'intérieur de chaque fenêtre analysée. La série intégrée est ensuite divisée en fenêtres indépendantes de même longueur n. Dans chaque fenêtre, une droite des moindres carrés est estimée, représentant la tendance de cette fenêtre. On note $y_n(k)$ les coordonnées y sur ces droites (voir l'illustration 9.4). La série intégrée est ensuite redressée en retranchant la tendance locale, dans

chaque fenêtre $y(k) - y_n(k)$.

L'analyse porte donc sur les résidus de la régression. Pour une longueur de fenêtre donnée, la grandeur caractéristique des fluctuations pour cette série intégrée et redressée est :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(y(k) - y_n(k))^2} \tag{9.18}$$

$F(n)$ peut être considéré comme un écart-type, calculé par rapport à la moyenne redressée. Ce calcul est répété pour toutes les tailles de fenêtre n_i pour produire une relation entre n et $F(n)$. De manière typique, $F(n)$ croît avec n. Une relation linéaire, sur un graphe $log - log$ révèle la présence d'auto-similarité. La pente de la droite correspond au paramètre α, qui peut être considéré comme une estimation de l'exposant H de l'équation de Mandelbrot et van Ness (1968).

$$F(n) \approx C_H n^H \tag{9.19}$$

α est alors estimé par la pente de la droite des moindres carrés des points $(\log(n), \log(F(n)))$:

$$\log(F(n)) \approx \alpha \log(n) \tag{9.20}$$

L'exposant α peut être vu comme un indicateur de la « rugosité » de la série originale. Plus α est grand, plus la série originale est lisse.

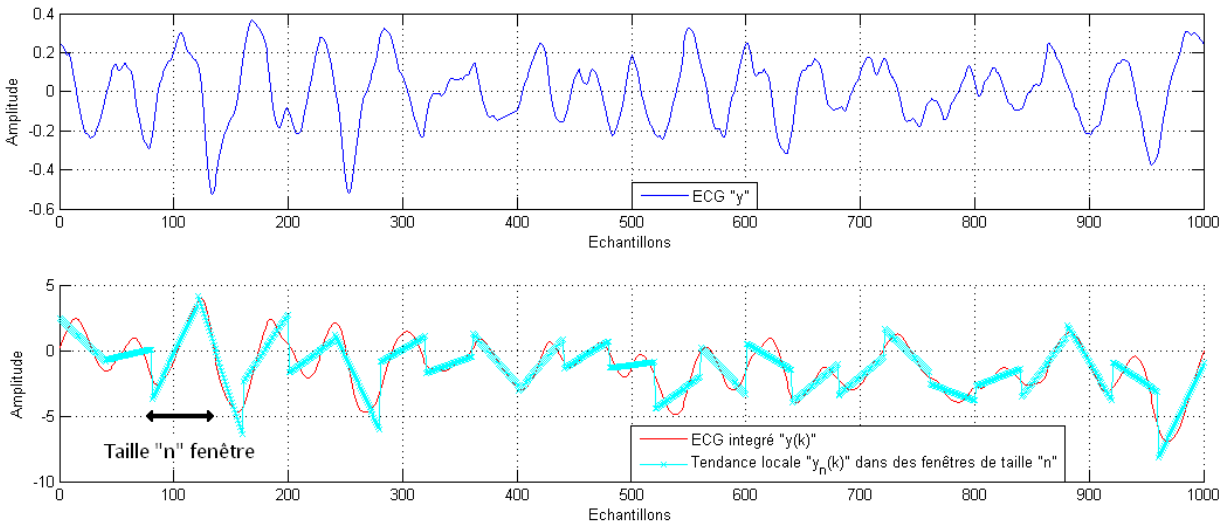


Fig. 9.4 – ECG intégré puis redressé pour la détermination de la grandeur caractéristique des fluctuations.

L'illustration 9.5 présente un signal de VF en rouge et un signal de référence en bleu, qui est un signal sinusoïdal de fréquence 5 Hz. Les courbes $\log(F(n))$ en fonction de $\log(n)$ ont été tracées pour les deux types de signaux. Pour le signal de référence on retrouve bien le point de changement de pente à une valeur de taille de fenêtre n telle que DFAFreq $= \frac{fe}{n}$ = fréquence du signal sinusoïdal de référence.

Les quatre paramètres évalués sont :

- DFASlope1 : la pente de la première demi-droite ;
- DFASlope2 : la pente de la deuxième demi-droite ;
- DFAFreq : l'abscisse $log(n)$ du point de cassure M, tel que DFAFreq $= \frac{fe}{n}$ (avec fe = 250 Hz) ;
- DFAAmp : l'ordonnée du point de cassure M.

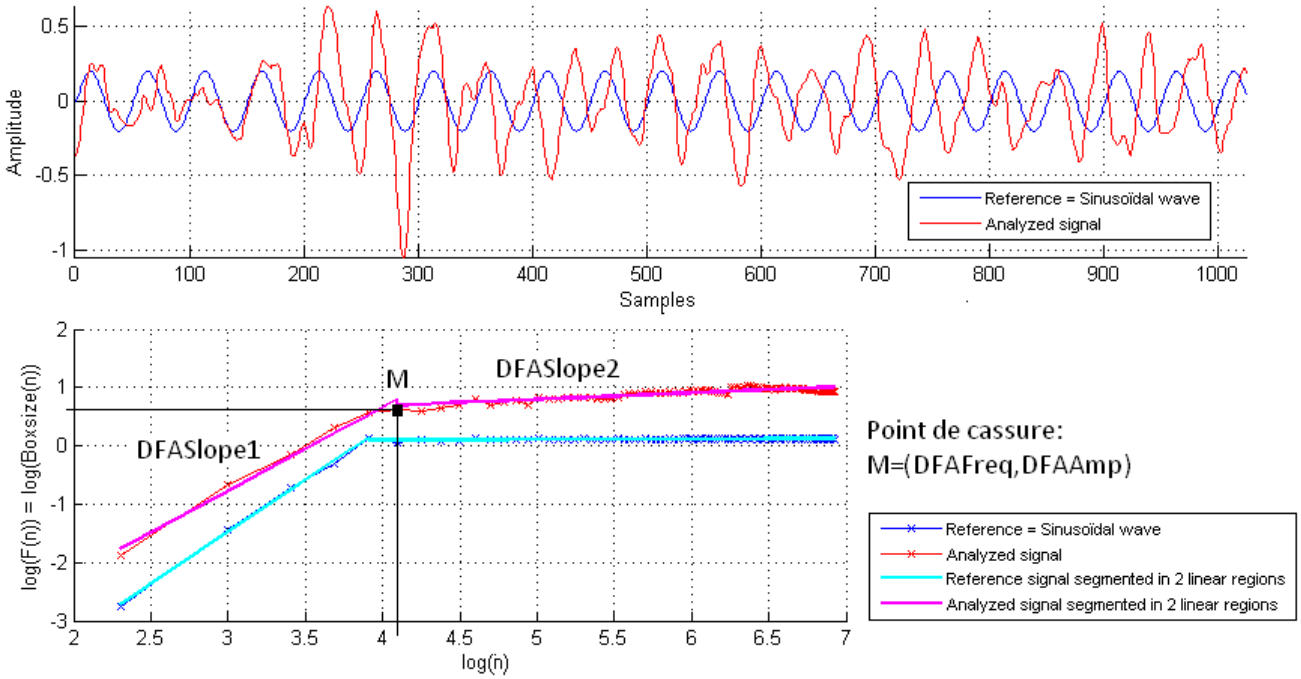


Fig. 9.5 – Détermination du point de cassure M=(DFAFreq,DFAAmp) et des 2 pentes DFASlope1, DFASlope2 du graphique $\log(F(n))$ en fonction de $\log(n)$.

9.2.3.2 Dimension fractale de Higuchi

Higuchi propose en 1988 [140] un estimateur de dimension fractale de série chronologique irrégulière, considéré comme l'un des plus performants. Par dimension fractale est entendue la dimension de Bouligand-Minkowski. La méthode de Higuchi consiste à calculer les quantités $L_m(k)$ d'une série X de N points, quantités que l'auteur interprète comme des estimations de la longueur de cette série, mesurée à l'aide d'une jauge de longueur k :

$$L_m(k) = \frac{N-1}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} \sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} |X(m+ik) - X(m+(i-1)k|, k = [1, \ldots, k_{max}] \tag{9.21}$$

$k = 1, 2, 3, 4$ et $k = [2^{j-1}/4]$ lorsque $j = 11, 12, 13, \ldots$
$\lfloor x \rfloor$ la notation de Gauss, représentant la partie entière inférieure de x.
$m = [1, \ldots, k]$.

Le paramétrage en m des $L_m(k)$ permet d'obtenir, pour une même série de points, plusieurs estimations de cette « longueur » et d'en faire une moyenne $L(k)$.

$$L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^{k} L_m(k) \tag{9.22}$$

Le terme $\frac{N-1}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k}$ permet d'évaluer les quantités $L_m(k)$ sur les N points de la série alors qu'elles ne sont calculées que sur $\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k + 1$ points.
Selon Higuchi, si le graphe de la série étudiée est de dimension fractale D, alors :

$$L(k) \approx k^{-D} \tag{9.23}$$

D est alors estimé par la valeur absolue de la pente de la droite des moindres carrés des points $(\log(k), \log(L(k)))$:

$$\log(L(k)) = -D\log(k) \tag{9.24}$$

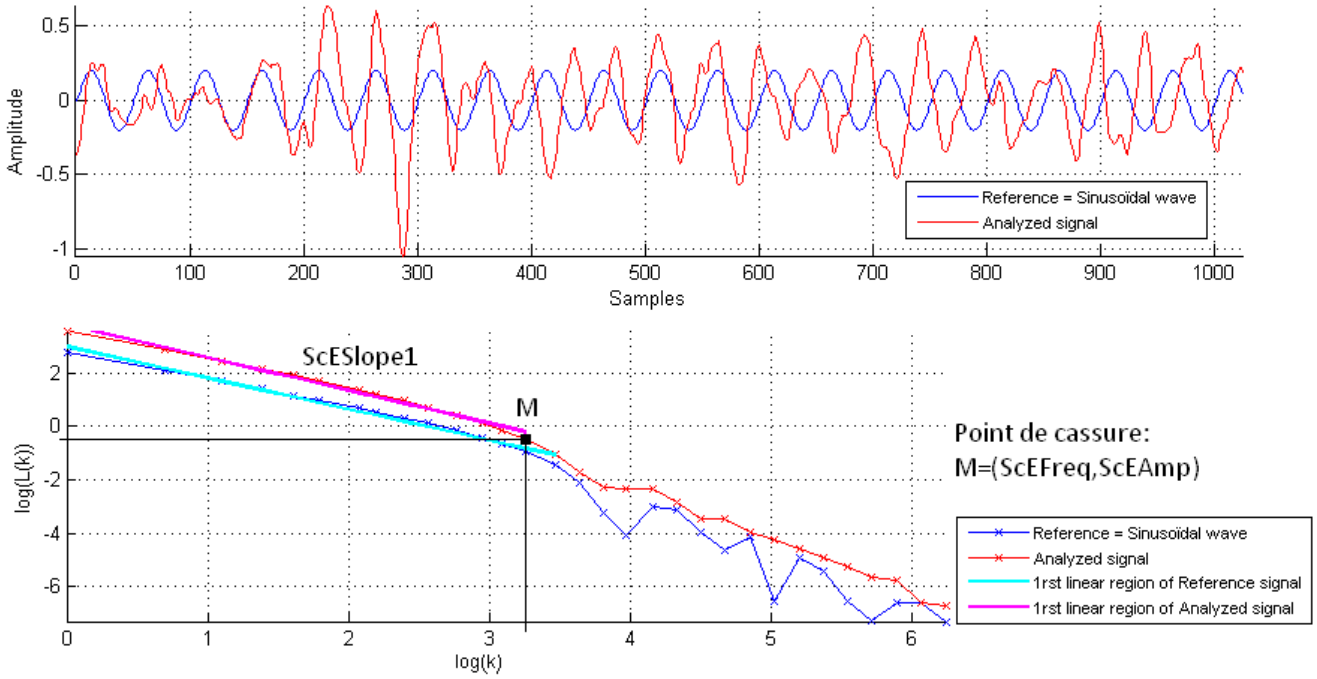


Fig. 9.6 – Détermination du point de cassure M=(ScEFreq,ScEAmp) et de la pente de la première demi-droite ScESlope1 du graphique $\log(L(k))$ en fonction de $\log(k)$.

Les trois paramètres évalués sont :
- ScESlope1 : la pente de la première demi-droite ;
- ScEFreq : l'abscisse $log(k)$ du point de cassure M, tel que ScEFreq $= \frac{fe}{k}$ (avec fe = 250 Hz) ;
- ScEAmp : l'ordonnée du point de cassure M.

9.2.4 Récapitulatif des paramètres évalués

Dans le tableau 9.1 sont résumés les 25 paramètres morphologiques évalués : 7 du domaine temporel, 11 du domaine fréquentiel et 7 du domaine de la dynamique non-linéaire.

TABLE 9.1 – Les 25 paramètres prédicteurs évalués (21 issus de l'étude bibliographique et 4 nouveaux paramètres).

Domaine	Nombre	Paramètres
Temporel	7	Moyenne quadratique de l'amplitude (RMSA)
		Pente moyenne (MS)
		Pente médiane (MdS)
		Logarithme de l'aire sous le correlogramme (LAC)
		Amplitude pic-à-pic (PtPA)
		Amplitude pic-à-pic moyenne (MPtPA)
		Amplitude pic-à-pic médiane (MdPtPA)
Fréquentiel	11	Aire du spectre d'amplitude (AMSA)
		Fréquence médiane (MdF)
		Largeur de bande ([Bd ;Bu])
		Fréquence centroïde (CF)
		Puissance centroïde (CP)
		Énergie (E)
		Platitude spectrale (SF)
		Puissance maximale (MP)
		Fréquence dominante (PF)
		Aire du spectre de puissance (PSA)
Dynamique non-linéaire	7	DFAAmp
		DFAFreq
		DFASlope1
		DFASlope2
		ScEAmp
		ScEFreq
		ScESlope1

9.3 Réduction de la dimensionalité

La principale motivation de la sélection de prédicteurs est de réduire la dimension d'un problème et notamment de choisir parmi toutes les variables originales, un sous-ensemble de variables pertinentes en évitant les variables redondantes (c'est-à-dire corrélées entre elles), dans le but de :

- améliorer la classification dès lors que les prédicteurs sources de bruit sont éliminés ;
- permettre une meilleure compréhension des phénomènes étudiés ;
- permettre une meilleure généralisation des données en évitant le sur-apprentissage ;
- réduire les temps d'apprentissage et d'exécution rendant ainsi l'apprentissage moins coûteux.

On distingue deux approches, illustrées par la figure 9.7, pour réduire la dimension :

- l'extraction de caractéristiques, qui consiste à réduire la dimensionalité de l'espace d'entrée en appliquant une transformation linéaire ou non sur les variables initiales, afin d'obtenir une nouvelle représentation plus synthétique ;
- la sélection de variables, qui consiste à sélectionner parmi les variables d'entrée celles qui sont les plus pertinentes de manière à former un sous-ensemble de variables préservant l'information utile.

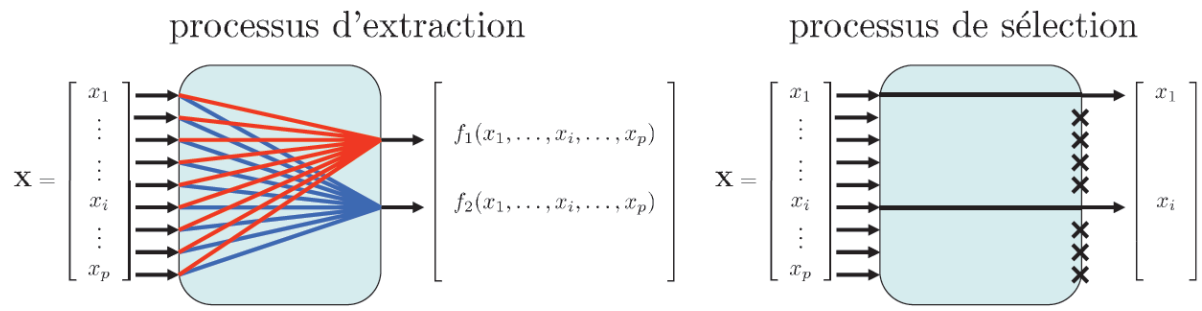


Fig. 9.7 – Réduction de la dimensionalité : extraction de caractéristiques et sélection de variables (Source : [5]).

L'organigramme de la figure 9.8 permet de résumer les méthodes de réduction de dimensionalité utilisées dans notre étude.

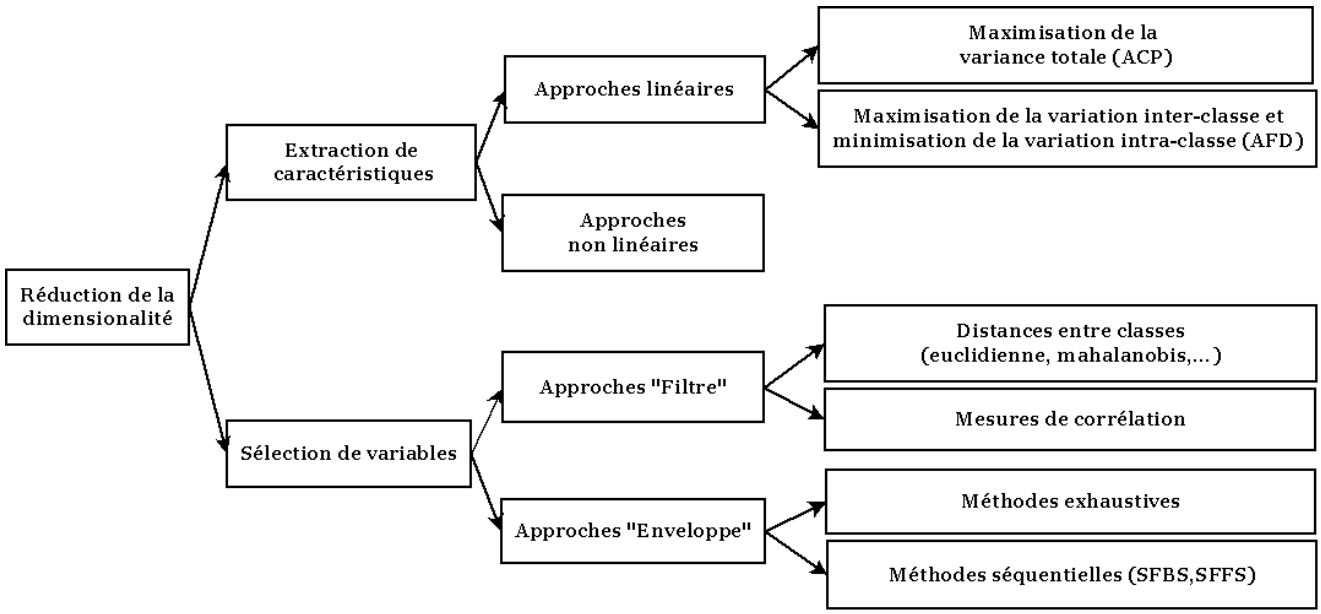


Fig. 9.8 – Organigramme récapitulatif des méthodes de réduction de dimensionalité abordées.

9.3.1 Procédures de sélection

La procédure traditionnelle [6, 141] de sélection se résume à choisir un sous-ensemble de variables pertinentes tel qu'il optimise un critère d'évaluation (ou de mesure de pertinence) J. Selon le critère choisi, J peut-être une fonction à maximiser ou à minimiser.

Généralement, deux approches sont couramment utilisées pour évaluer la pertinence d'un sous-ensemble de variables sélectionnées :

- l'approche de type « filtre » (dite « *filters* » en anglais) ;
- l'approche de type « enveloppe » (dite « *wrappers* » en anglais).

9.3.1.1 Filtre

Dans le cas de l'approche de type filtre, en présence d'observations étiquetées, la sélection se fait en utilisant un critère d'évaluation fondé uniquement sur les données et indépendamment d'un outil de classification. Ce critère J mesure la pertinence d'une variable en terme de séparabilité des classes et sa valeur est calculée pour chacune des variables $J(x_j)$, $j = 1, \ldots, p$. Les variables sont ensuite triées afin d'obtenir un classement allant de la variable la plus pertinente à la moins pertinente. Cette

démarche est également appelée dans la littérature anglo-saxonne « *variable-feature ranking* » ou encore « *scalar feature selection* » [6]. Ainsi, la sélection de q variables correspondrait aux q meilleures valeurs de $J(x_j)$. Cette approche fait référence à une méthode de sélection dite naïve.

Le principal avantage de cette approche est son efficacité calculatoire et sa robustesse face au sur-apprentissage. Malheureusement, les filtres ne tiennent pas compte des interactions entre variables et tendent à sélectionner des variables comportant de l'information redondante plutôt que complémentaire. Le besoin de considérer la dépendance entre les variables a motivé l'amélioration de cette procédure. Theodoridis and Koutroumbas [6] suggèrent alors une mesure de corrélation en proposant le calcul de la corrélation entre deux variables x_i et x_j par la relation :

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^{N} x_{ni}x_{nj}}{\sum_{n=1}^{N} x_{ni}^2 \sum_{n=1}^{N} x_{nj}^2}, |\rho_{ij}| \leq 1 \tag{9.25}$$

Rappelons que x_{nk} avec $n = 1, \ldots, N$ et $k = 1, \ldots, p$ donne la n$^{\text{e}}$ valeur observée de la variable k. Cette relation présuppose que les variables sont centrées. Afin de considérer judicieusement ce nouveau paramètre ρ_{ij} dans le processus de sélection, les auteurs proposent la procédure donnée dans l'algorithme ci-dessous.

Notons que cet algorithme ajoute à chaque itération la variable la plus pertinente (en fonction du critère J) parmi celles qui n'ont pas été sélectionnées. Ainsi, les q variables du sous-ensemble final $< SS_q >$ sont triées par ordre décroissant de leur pertinence. Dans de nombreuses applications, et lorsque le nombre de variables initiales p n'est pas trop important, ou encore lorsque q_{max} ne peut pas être défini *a priori*, il est courant de choisir $q_{max} = p$, de comparer les p sous-ensembles $(< SS_1 >, < SS_2 >, \ldots, < SS_{q_{max}} >)$ et de sélectionner le meilleur.

Étape 1 : Création du sous-ensemble $< SS_1 >$
Sélection d'un critère d'évaluation J et calcul de J pour toutes les variables x_k, $k = 1, \ldots, p$. Classement des J dans l'ordre décroissant et choix de la variable qui a le J le plus élevé. Soit x_{i1} cette variable.

Étape 2
Afin de sélectionner la deuxième variable, il faut calculer le coefficient de corrélation entre la variable x_{j1} et chacun des $p - 1$ variables, c'est-à-dire les $\rho_{i_1 j}$, $j \neq i_1$

Étape 3 : Création du sous-ensemble $< SS_2 >$
Choix de la variable x_{i2} tel que $i_2 = \arg\max_j(\alpha_1 J(j) - \alpha_2|\rho_{i_1 j}|)$ pour tout $j \neq i_1$.
α_1 et α_2 : facteurs de poids qui déterminent l'importance relative donnée aux deux termes.

Étape q **: Création du sous-ensemble** $< SS_q >$
De manière générale pour la k$^{\text{e}}$ étape :
Choix de la variable x_{iq}, $q = 3, \ldots, l$ tel que $i_q = \arg\max_j(\alpha_1 J(j) - \frac{\alpha_2}{q-1}\sum_{r=1}^{q-1}|\rho_{i_r j}|)$ pour tout $j \neq i_r$, $r = 1, \ldots, q-1$.
Ce qui correspond à la corrélation moyenne avec toutes les variables précédemment prises en compte.

Méthodes de classement choisies

Le classement des prédicteurs a été réalisé par l'évaluation de critère indépendant tels que :
- la valeur absolue de la statistique U du test paire de Wilcoxon ;
- l'aire entre la courbe « *Receiver Operating Characteristic* » (ROC) et la pente du classifieur aléatoire.

« *Rankfeatures* » avec option Wilcoxon
La mesure de pertinence utilisée dans une méthode filtre peut être une mesure statistique classique telle que la t-statistique, le test de Fisher ou le test de Wilcoxon. Dans notre étude la fonction « *rank-*

features » de la toolbox « *Matlab*^{TM} *Biolearning* » a permis de réaliser un classement des prédicteurs par l'évaluation du critère de test non-paramétrique qu'est le test de Wilcoxon pour deux échantillons indépendants ou aussi connu sous le nom de test U de Mann-Whitney. Ce test de Wilcoxon est une alternative non-paramétrique au test t pour des échantillons indépendants. Il suppose que la variable étudiée ait été mesurée sur au moins une échelle ordinale (rangs) et base ses calculs sur les rangs et non les moyennes. Pour des échantillons d'une taille supérieure à 20, la distribution d'échantillonnage de la statistique du U tend vers une distribution Normale.

La statistique U du test de Wilcoxon est définie comme la plus petite somme des rangs calculée pour les deux classes. Puis on associe à cette valeur une p-valeur permettant de rejeter ou non H0 au niveau de significativité p. Soit les 2 hypothèses :

– l'hypothèse nulle H0 : les valeurs des variables ne diffèrent pas significativement entre les classes ;
– l'hypothèse alternative H1 : les valeurs des variables diffèrent significativement entre les classes.

« *Rankfeatures* » avec option ROC

La fonction « *rankfeatures* » de la toolbox « *Matlab*^{TM} *Biolearning* » a également permis de réaliser un classement des prédicteurs par l'évaluation de l'aire entre la courbe ROC empirique et la pente d'un classifieur aléatoire (cas particulier d'« *Area Under The ROC Curve* » (AUC) = 0,5). Ce critère d'aire quantifiant le chevauchement des 2 classes, est une autre façon de mesurer la capacité discriminatoire des variables. Ce critère pouvant s'avérer très utile dans le cas où les valeurs moyennes diffèrent significativement mais l'étendue autour de la moyenne est assez large de sorte à flouter la distinction entre les deux classes.

Dans la figure 9.9 sont représentées les fonctions de densité de probabilité (PDF) des variables dans deux classes ω_1 et ω_2. Une ligne seuil permet de distinguer la probabilité a qu'une observation de la classe ω_1 est mal classée dans ω_2. La probabilité d'une décision correcte pour ω_1 est $1 - a$. De manière similaire, β est la probabilité qu'une observation de la classe ω_2 est mal classée dans ω_1. La probabilité d'une décision correcte pour ω_2 est $1 - \beta$. En glissant le seuil, on peut tracer la courbe $1 - \beta$ en fonction de a. Lorsque les deux distributions se chevauchent totalement, on se trouve dans le cas particulier de la ligne droite. Pour l'autre extrême lorsque les deux distributions ne se chevauchent pas du tout, $1 - \beta$ est toujours égal à 1. Le critère d'évaluation de la séparabilité des classes pour une variable peut donc prendre une valeur entre 0 et 0,5.

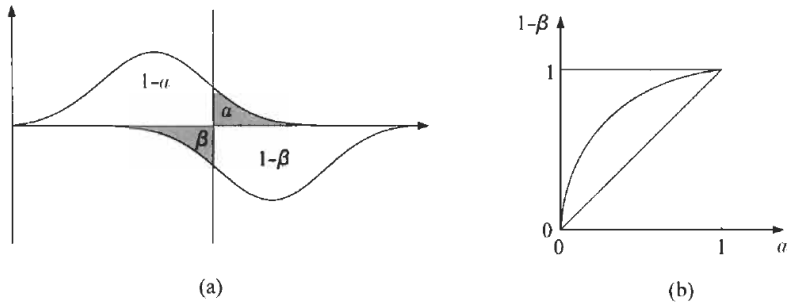


Fig. 9.9 – (a) Example de la densité de probabilité d'une variable dans 2 classes. (b) La courbe ROC résultante (Source : [6]).

Pour les deux techniques de classement des prédicteurs appliquées à l'aide de la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » (vues ci-dessus), il a été possible de fixer la valeur d'un facteur de poids afin que le classement se réalise en tenant compte d'une éventuelle corrélation entre la variable candidate et celles sélectionnées auparavant. Ainsi la statistique est multipliée par le facteur $1 - \alpha\rho$ avec α le facteur de poids fixé par l'utilisateur (choisi à 0,5) et ρ est la moyenne des valeurs absolues des coefficients de corrélation entre la variable candidate et toutes les variables sélectionnées auparavant. Lorsque α est fixé à 0, la corrélation inter-variables n'est pas prise en compte. Une valeur proche de 1 de ρ permet de rejeter du classement la variable ayant une forte corrélation avec celle déjà sélectionnée.

9.3.1.2 Enveloppe

L'approche par enveloppe a pour principe d'inclure le classifieur, comme une boîte noire, dans le processus de sélection. Le processus de sélection s'opère donc par itérations successives, tirant parti des résultats de classification et prenant ainsi en compte le comportement propre du classifieur. Le critère d'évaluation est ainsi fondé sur le taux de classification, qui, lui, est obtenu par l'évaluation des performances de généralisation du modèle, une fois l'apprentissage réalisé. Cependant, cette approche est généralement beaucoup plus coûteuse que les filtres, puisqu'elle implique de nombreuses phases d'apprentissage, en plus des calculs directement liés à la sélection des variables.

9.3.1.3 Filtre *versus* Enveloppe

L'intérêt des méthodes d'évaluation de type filtre réside dans leur rapidité d'exécution, grâce notamment à la non-utilisation d'outils de classification. Cependant, le sous-ensemble optimal pourrait se révéler inefficace une fois appliqué à un outil de classification. Cet inconvénient n'apparaît pas dans les méthodes de type enveloppe, où l'évaluation est fondée directement sur l'outil de classification.

En contrepartie, cette démarche rend l'approche par enveloppe fortement dépendantes du classifieur utilisé. En d'autres termes, le sous-ensemble sélectionné peut être biaisé par le taux de classification obtenu et peut donc être rendu inexploitable pour d'autres classifieurs : interdisant une capacité de généralisation de cette approche. Le choix du type d'évaluation peut donc dépendre de l'importance que l'on souhaite donner aux outils de classification.

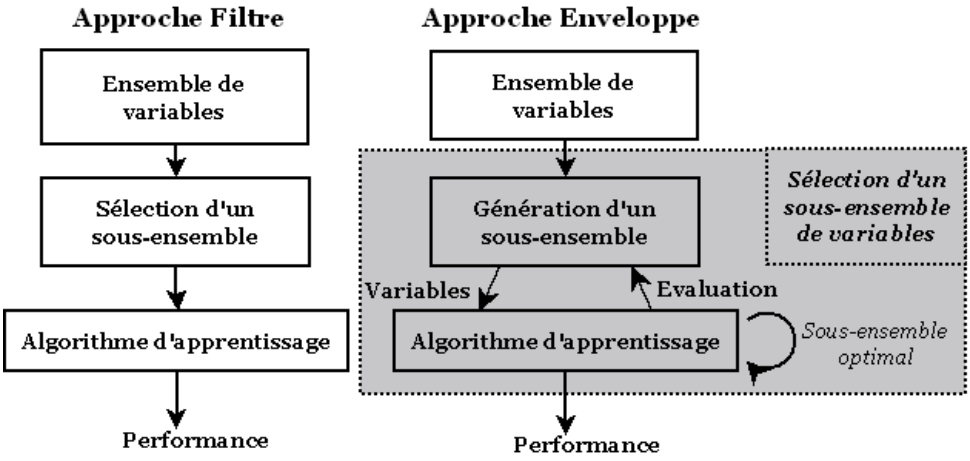


Fig. 9.10 – Approches « Filtre » et « Enveloppe » pour la sélection de sous-ensembles de variables.

9.3.2 Recherche exhaustive

L'approche exhaustive dite également « force brute » de la procédure de recherche se heurte au problème classique d'explosion combinatoire. Rappelons que la présence de p variables prédicteurs entraîne un nombre de 2^p combinaisons possibles. Augmentant exponentiellement avec p, ce nombre peut être réduit à $C_p^q = \frac{p!}{q!(p-q)!}$ combinaisons sans répétitions, en fixant $q < p$, un nombre désiré de variables constituant le sous-ensemble final. Cependant, comme le montre la figure ci-contre, malgré cette simplification, le nombre de possibilités peut encore augmenter très rapidement, même pour des valeurs modérées de q, rendant l'utilisation d'une recherche exhaustive toujours encore coûteuse et difficilement envisageable. En outre, le paramètre q est rarement connu *a priori*.

Pour échapper à l'absence d'information sur le nombre de variables finales et de l'explosion combinatoire engendrée par des recherches exhaustives, il devient nécessaire de définir une stratégie de recherche permettant de guider la sélection et l'élimination des variables.

9.3.3 Recherche heuristique

Une alternative de la recherche exhaustive est la recherche dite heuristique qui permet de faire un compromis entre le nombre de combinaisons à évaluer et le coût global de l'évaluation [141] . La méthode heuristique opère de manière séquentielle et applique des recherches locales suivant une direction à définir : ascendante ou descendante. Les variables sont introduites une à une selon leur capacité décroissante à mettre en évidence la différence entre les groupes à discriminer. Au cours des sélections successives, il est possible que des variables déjà entrées perdent leur pouvoir de discrimination : la raison en est une redondance d'information, c'est-à-dire que le pouvoir de discrimination de cette variable est désormais inclus dans quelques combinaisons de nouvelles variables retenues. Donc à chaque étape de l'analyse, on procède à l'élimination des variables devenues inutiles.

La sélection séquentielle ascendante/descendante flottante (« *Sequential Floating Forward Selection* » (SFFS) et « *Sequential Floating Backward Selection* » (SFBS)) sont des méthodes de recherche heuristique.

- SFFS commence avec un ensemble vide de variables. Après chaque sélection d'une variable, l'algorithme élimine une à une des variables déjà sélectionnées, jusqu'à ne plus pouvoir améliorer le critère. Alors, il répète une nouvelle séquence, en recommençant par ajouter une nouvelle variable optimisant toujours le critère. Le processus se termine lorsque les p variables sont sélectionnées ;
- SFBS commence avec toutes les variables. Après chaque élimination d'une variable, l'algorithme ajoute une à une des variables éliminées auparavant, jusqu'à ne plus obtenir d'amélioration du critère. Alors, il répète une nouvelle séquence, en recommençant par éliminer la variable optimisant le plus le critère, jusqu'à l'élimination totale des variables.

Globalement, les méthodes heuristiques sont rapides, mais elles sont loin de garantir une solution optimale. Malgré l'évolution des méthodes séquentielles par la flexibilité du « retour en arrière », ces approches peuvent engendrer rapidement un sous-ensemble de variables sous-optimal, dû à la convergence du processus d'optimisation dans un optimum local. En effet, dans l'algorithme SFFS (tout comme pour SFBS), si juste après son élimination, la variable éliminée devient la nouvelle variable ajoutée, alors l'algorithme ne pourra pas améliorer le sous-ensemble de variables. Il resterait bloqué sur ce sous-ensemble.

9.3.4 Analyse en composantes principales

À partir d'une représentation des données de type « observations-variables », où les variables sont numériques et continues, l'*Analyse en Composantes Principales* (ACP) introduite par Pearson [142] cherche une représentation dans des sous-espaces vectoriels de plus faible dimension préservant au mieux la distribution des observations. Par la suite Hotteling [143], définit l'ACP comme une projection orthogonale des observations dans un espace de plus faible dimension telle que la variance des observations projetées est maximisée. Les caractéristiques de la nouvelle représentation ne sont donc pas corrélées et permettent d'apporter une réponse aux problèmes de multi-colinéarité entre les variables. L'ACP s'apparente à l'analyse factorielle, mais c'est une technique indépendante qui est souvent utilisée comme première étape à une analyse factorielle.

L'ACP détermine le premier axe principal maximisant la variance des observations, puis le deuxième axe principal, orthogonal au premier, maximisant toujours la variance des observations. La construction des autres axes se déroule suivant le même processus. L'objectif est donc de trouver les axes orthogonaux qui permettent de maximiser la variance des observations projetées. Les coordonnées de ces nouveaux axes dans l'espace des variables d'origines sont obtenues par le calcul des vecteurs propres de la matrice des covariances. Les vecteurs propres $\overrightarrow{u}$ associés aux axes sont ordonnés suivant la variance restituée sur chacun d'eux, qui, elle, est obtenue par les valeurs propres λ. Ainsi, le pourcentage de variance (appelée aussi inertie) expliquée I_q par les q premiers axes est donné par la relation :

$$I_q = \frac{\sum_{k=1}^{q} \lambda_k}{\sum_{i=1}^{p} \lambda_i}, q \leq p \tag{9.26}$$

La projection d'une observation $\overrightarrow{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \ldots, x_{i,p})$ de dimension p sur les q nouveaux axes, permet d'obtenir les nouvelles coordonnées $\overrightarrow{y}_i = (y_{i,1}, y_{i,2}, y_{i,3}, \ldots, y_{i,q})$ de cette observation, telles que chacun des q éléments du vecteur $\overrightarrow{y}_i$ est obtenu par $y_{j,k} = \overrightarrow{x}_i \overrightarrow{u}_k = x_{i,1}u_{k,1} + x_{i,2}u_{k,2} + x_{i,3}u_{k,3} + \ldots + x_{i,p}u_{k,p}$, avec $k = 1, \ldots, q$ et $\overrightarrow{u}_k$ donne le vecteur propre associé à la k^{e} composante principale. Dès lors, la projection de toutes les observations disponibles donne les nouvelles caractéristiques appelées composantes principales ($\overrightarrow{cp}$). Chacune des q composantes principales est une combinaison linéaire des p variables initiales, telle que la k^{e} $\overrightarrow{cp}$ est définie par une équation très apparentée à l'équation de régression classique : $\overrightarrow{cp}_k = X\overrightarrow{u}_k$. Chaque composante $\overrightarrow{cp}_k$ extraite est indépendante de la précédente $\overrightarrow{cp}_{k-1}$ et expliquera à son tour la plus grande proportion de variance possible parmi la variance laissée inexpliquée par la composante $\overrightarrow{cp}_{k-1}$.

Idéalement, nous aimerions que la première composante $\overrightarrow{cp}_1$ corresponde à une proportion très importante de la variance présente dans nos données initiales ; ainsi, 80% ou 70% de variance expliquée à l'aide d'une première composante serait certainement un résultat très apprécié. Cependant la réalité est souvent moins gratifiante et il est fréquent de n'expliquer que 40%, 30%, ou même 20% lors de l'extraction d'une première composante. Ceci nous amène à considérer différents critères de détermination du nombre de composantes principales jugé opportun d'extraire.

Critère de Kaiser

Chaque variable possède 1 unité de variance. Selon le critère de Kaiser [144], l'extraction des composantes doit donc s'arrêter dès qu'une valeur propre devient inférieure à 1. En effet si une composante principale explique moins d'une unité de variance ceci correspond à moins de variance que celle associée à une variable initiale de la matrice.

Analyse parallèle de Horn

L'approche suggérée par Horn [145] recommande de ne conserver pour extraction que les composantes dont les variances sont significativement supérieures à celles obtenues par pure chance. L'analyse parallèle consiste donc à mener une ACP sur une matrice de corrélation générée au hasard mais comportant le même nombre de variables p et d'observations N que notre étude.

Graphique d'accumulation de variance de Cattell

En 1966, Cattell [146] a proposé une méthode graphique pour décider du nombre de composantes à extraire. Le test d'accumulation de variance communément appelé « test de l'éboulis » (« *scree test* » en anglais) demande que l'on trace un graphique illustrant la taille des valeurs propres des différentes composantes en fonction de leur ordre d'extraction. Le critère de Cattell nous amène à arrêter l'extraction des composantes à l'endroit où se manifeste la première rupture de pente dans le graphique.

Plus récemment, Karlis *et al.* [147] proposent de tenir compte de la dispersion des valeurs propres ; ainsi, ils conservent les valeurs propres supérieures au critère suivant :

$$\lambda > 1 + 2\sqrt{\frac{p-1}{N-1}} \tag{9.27}$$

Rappelons que p et N définissent respectivement le nombre de variables et le nombre d'observations.

Enfin, un dernier type d'approche se fonde sur le pourcentage d'inertie à conserver, généralement de l'ordre de 80% à 90%. Cette approche, critiquée par Saporta [148], est cependant souvent employée. L'auteur condamne son utilisation en indiquant que l'on ne peut pas donner un seuil universel sans tenir compte de la taille des observations à analyser et des corrélations entre les variables.

La décision quant au nombre de composantes à extraire est difficile à prendre et comporte une part importante de subjectivité. Il est donc suggéré de confronter les différents critères plutôt que d'appliquer un unique critère (figure 9.11).

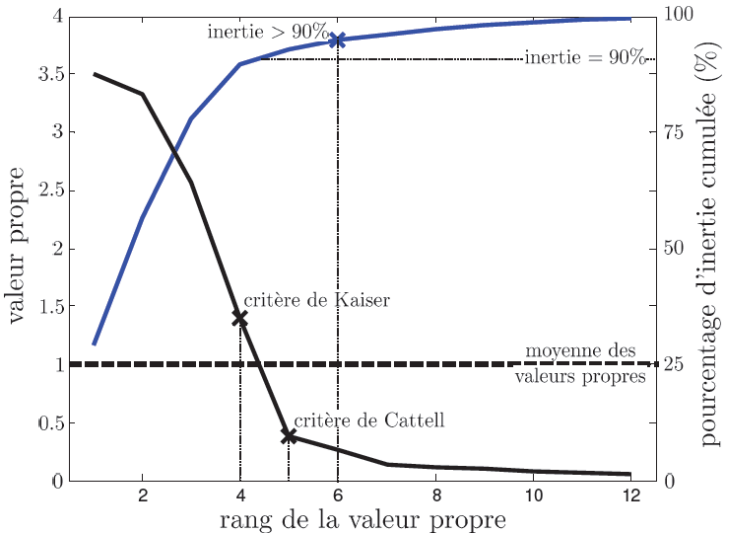


Fig. 9.11 – Comparaison de critères pour le choix du nombre de composantes principales à conserver.

La réduction de dimension de l'espace des paramètres par des méthodes de projection, telle que l'ACP, permettent d'obtenir une nouvelle représentation, par la transformation des variables originales en composantes principales. Cependant, malgré leur efficacité, deux inconvénients subsistent. Le premier concerne la difficulté d'obtenir des informations précises sur la constitution des composantes principales, diminuant par conséquent la compréhension du modèle. Le second concerne un aspect plus pratique relatif au processus global des systèmes de reconnaissance de formes. En effet, avec ce type de méthode, la nouvelle représentation des données nécessite l'ensemble des variables originales lors de la projection. Par conséquent, les entrées du modèle et donc la dimension de l'espace d'apprentissage est bien réduite, mais le nombre de variables à extraire reste inchangé. Il serait ainsi préférable de considérer l'ACP non pas comme une alternative à la sélection de prédicteurs, mais comme l'étape qui suit cette sélection de prédicteurs.

9.4 Modèle de classification

9.4.1 Introduction

Il existe plusieurs algorithmes différents d'apprentissage supervisé et semi-supervisé qui ont été bien étudiés dans la littérature scientifique portant sur la classification de forme et l'apprentissage automatique [149, 5, 109, 4]. Mais nous nous sommes concentrés principalement sur le classifieur de Bayes utilisant les modèles de mélange de gaussiennes (« *Gaussian Mixture Model* » (GMM)) pour représenter les distributions conditionnelles de classe connaissant les paramètres prédicteurs. En effet, l'objectif était de pouvoir prédir en terme de probabilité de succès du choc et ainsi de proposer une classification en succès si la probabilité de succès est supérieure soit à la probabilité de non-succès soit à un certain seuil.

Afin d'estimer ces densités de probabilités, il a fallu faire le choix d'une méthode. Bien que les techniques d'estimation de densité de probabilité basées sur les histogrammes présentent l'avantage d'être les plus simples et les plus couramment utilisées, elles souffrent d'inconvénients majeurs. En tout particulier leur approximation discrète de la densité de probabilité et leur dépendance au nombre de bins de l'histogramme. En effet, la largeur de bin est une limite intrinsèque de la résolution et l'estimée de la densité change donc en fonction du choix de la largeur et des limites des bins. On pourrait penser améliorer la précision en réduisant la taille des bins, cependant pour un nombre fixe donné d'observations, cela résulterait à des bins vides. Le résultat limite étant des bins unitaires et tous les autres bins à zéro. Le choix du nombre optimal de bins est donc une tâche difficile.

Afin de contourner cette tâche difficile de détermination du nombre de bins, nous avons plutôt opté pour les GMM combinés à l'algorithme « *Expectation Maximization* » (EM). Dans le but d'approcher au mieux la distribution recherchée, l'EM va estimer les paramètres des gaussiennes des GMM, ceci, par maximisation itérative, dans l'espace des paramètres, de la vraisemblance des données étant donné le modèle : il s'agit du critère du maximum de vraisemblance. Les GMM par généralisation du modèle vont ainsi gérer le peu de données et les données manquantes.

La figure 9.12 illustre bien la dépendance au nombre de bins des techniques d'estimation de densité de probabilité basées sur les histogrammes, et l'indépendance au nombre de bins de l'EM.

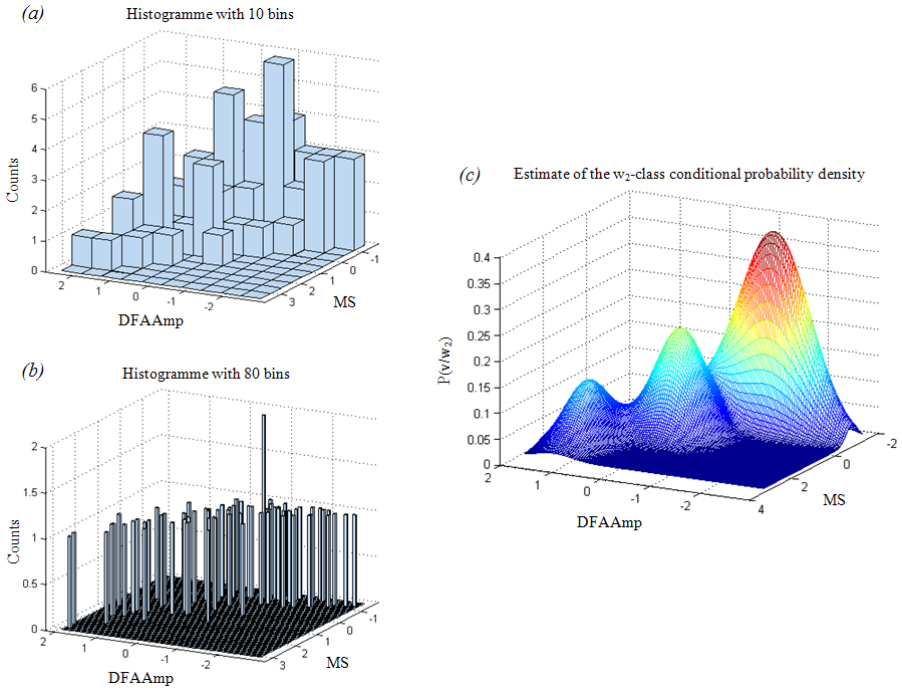


Fig. 9.12 – Un histogramme à (a) 10 bins à (b) 80 bins représentant une même distribution de deux vecteurs prédicteurs étant donné la classe d'appartenance ω_2 et (c) l'estimée par EM de la probabilité de classe-conditionnelle.

9.4.2 Classificateur de Bayes

La classification de Bayes est une approche fondamentale qui est souvent recommandée comme première démarche pour la plupart des applications de reconnaissance de formes. Si cette méthode n'est pas adéquate, alors des techniques plus complexes doivent être utilisées (réseaux de neurones, arbres de classification, etc...). Dans notre cas, notre choix s'est arrêté sur ce classifieur puisqu'il offre la possibilité de raisonner en terme de probabilité de succès du choc (voir paragraphe introductif précédant).

On propose d'utiliser une méthode d'apprentissage sur un set de vecteurs $\overrightarrow{v}_{Train}$ extraits de l'*Électrocardiogramme* (ECG) afin de créer une règle de décision ou appelée également classifieur qui retournera la classe ω_i d'appartenance la plus probable pour le vecteur de test $\overrightarrow{v}_{Test}$ encore inconnu par le classifieur.

La théorie de décision de Bayes donnée par l'équation 9.28 pose le problème de classification en termes de probabilités. Ce théorème exprime la probabilité *a posteriori*, c'est-à-dire de la probabilité conditionnelle de classe ω_i sachant le vecteur de paramètres prédicteurs $\overrightarrow{v}$. Ce théorème va servir à calculer quelque chose qu'on ne peut pas compter : la probabilité *a posteriori*, à partir de ce que l'on peut compter, à savoir :

- la probabilité *a priori* $P(\omega_i)$, évaluée à partir de la base de données entière et qui représente le degré initial de connaissance qu'un vecteur prédicteur observé appartienne à la classe ω_i.
- la probabilité conditionnelle de classe $P_{\omega_i}(\overrightarrow{v}) = P(\overrightarrow{v}/\omega_i)$, qui représente la probabilité de la distribution du vecteur predicteur $\overrightarrow{v}$ pour chaque classe ω_i. En pratique, tous les vecteurs prédicteurs observés, annotés en provenance de la classe ω_i ont été utilisés afin d'estimer la densité de ces cas. Les GMM combinées à l'algorithme EM sont utilisés comme technique multivariée d'estimation de densité de ces probabilités.

$$P(\omega_i/\overrightarrow{v}) = \frac{P(\omega_i)P(\overrightarrow{v}/\omega_i)}{P(\overrightarrow{v})}, i = 1, 2 \tag{9.28}$$

$$P(\overrightarrow{v}) = P(\omega_1)P(\overrightarrow{v}/\omega_1) + P(\omega_2)P(\overrightarrow{v}/\omega_2) \tag{9.29}$$

La méthodologie proposée par la théorie de décision de Bayes est d'attribuer au vecteur prédicteur une étiquette appelée par la suite classe qui maximise la probabilité $P(\omega_i/\overrightarrow{v})$ qu'une observation ayant comme description $\overrightarrow{v}$ soit de la classe ω_i. On parle de règle du maximum *a posteriori* (« *Maximum A Posteriori* » (MAP)). Étant donné que l'on cherche à déterminer l'argmax de cette probabilité *a posteriori*, le problème peut être simplifié en ne tenant pas compte du dénominateur de l'équation 9.28. En appliquant cette règle du maximum *a posteriori*, c'est le choix d'appartenance δ_i à la classe ω_i menant au risque minimal qui est fait. En effet, minimiser le risque total étant équivalent à minimiser le risque conditionnel, le risque associé à chaque choix δ_i est donné par :

$$\begin{aligned} R(\delta_i/\overrightarrow{v}) &= \lambda(\delta_i/\omega_1)P(\omega_1/\overrightarrow{v}) + \lambda(\delta_i/\omega_2)P(\omega_2/\overrightarrow{v}) && (9.30)\\ &= \lambda_{i1}P(\omega_1/\overrightarrow{v}) + \lambda_{i2}P(\omega_2/\overrightarrow{v}), i = 1, 2 && (9.31) \end{aligned}$$

λ_{ij} : les fonctions de coût.

De plus, la decision est ω_1 si :

$$\begin{aligned} R(\delta_1/\overrightarrow{v}) < R(\delta_2/\overrightarrow{v}) &\iff \frac{P(\overrightarrow{v}/\omega_1)}{P(\overrightarrow{v}/\omega_2)} > \frac{\lambda_{12} - \lambda_{22}}{\lambda_{21} - \lambda_{11}}\frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)} && (9.32)\\ &\iff L_R(\overrightarrow{v}) > \frac{\lambda_{12} - \lambda_{22}}{\lambda_{21} - \lambda_{11}}\tau_c && (9.33) \end{aligned}$$

$L_R(\overrightarrow{v})$ est le rapport de vraisemblance.
τ_c est le « *prior odds* » de ω_2 par rapport à ω_1.

Pour le cas particulier des fonctions de coût symétriques ($\lambda_{ij} = 0$ si $i = j$ et $\lambda_{ij} = 1$ si $i \neq j$), minimiser le risque revient donc bien à choisir la classe qui a la plus haute probabilité *a posteriori* :

$$\frac{P(\overrightarrow{v}/\omega_1)}{P(\overrightarrow{v}/\omega_2)} > \frac{P(\omega_2)}{P(\omega_1)} \iff P(\omega_1/\overrightarrow{v}) > P(\omega_2/\overrightarrow{v}) \Longrightarrow \omega_1 \tag{9.34}$$

9.4.3 Modèle de mélange de gaussiennes

Le problème majeur du classifieur de Bayes est la fonction de densité de probabilité conditionnelle de classe. Cette fonction représente la distribution des vecteurs prédicteurs dans l'espace des paramètres prédicteurs pour une classe en particulier. En pratique cette fonction est toujours inconnue mais elle peut être estimée par un certain nombre de méthodes appliquées à la base d'apprentissage. Le modèle de mélange de gaussiennes est la méthode que nous avons mise en application.

La fonction de densité de probabilité d'une gaussienne à une dimension est une courbe définie par deux paramètres, une moyenne μ et une variance σ. Dans un espace à D-dimensions, cette fonction, donnée par l'équation 9.35 est définie par une moyenne $\overrightarrow{\mu}$ et une variance Σ.

$$N(\overrightarrow{v}, \overrightarrow{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}|\Sigma|^{1/2}} \exp[-\frac{1}{2}(\overrightarrow{v} - \overrightarrow{\mu})^T \Sigma^{-1}(\overrightarrow{v} - \overrightarrow{\mu})] \tag{9.35}$$

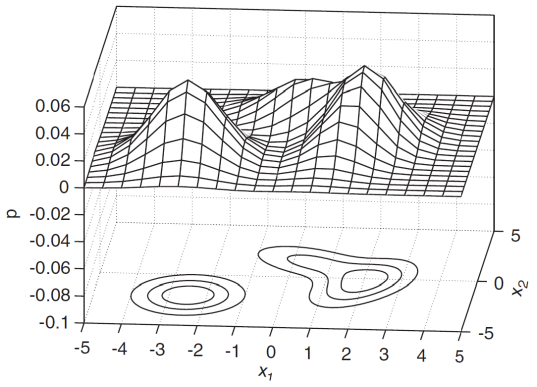


Fig. 9.13 – Surface d'une densité de probabilité en $2D$ d'un modèle de mélange de gaussiennes à trois composantes et les surfaces d'équiprobabilités correspondantes.

Le modèle de mélange de gaussiennes donné par l'équation 9.37 est utilisé pour représenter la distribution conditionnelle de classe $P(\overrightarrow{v}/\omega_i)$ en la modélisant comme une somme pondérée de K gaussiennes, appelées noyaux. Une gaussienne étant caractérisée par le vecteur de paramètres $\overrightarrow{\theta}$.

$$P(\overrightarrow{v}/\omega_i) = p(\overrightarrow{v}/\overrightarrow{\theta}) = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k N(\overrightarrow{v}, \overrightarrow{\mu_k}, \Sigma_k) \tag{9.36}$$

α_k : le poids de la composante k.

Le poids peut être interprété comme une probabilité *a priori* qu'une valeur de la variable aléatoire $0 \leq \alpha_k \leq 1$ est générée par la source k et donc $\sum_{k=1}^{K} \alpha_k = 1$.

Une fonction de densité de probabilité modélisée par un mélange de gaussiennes peut donc être complètement définie par la liste de paramètres :

$$\overrightarrow{\theta} = \{\alpha_1, \overrightarrow{\mu_1}, \Sigma_1, \ldots, \alpha_K, \overrightarrow{\mu_K}, \Sigma_K\} \tag{9.37}$$

9.4.4 Estimation des paramètres du modèle

Une question vitale lors de l'application du mélange de gaussiennes à l'estimation d'une densité de probabilité est : comment estimer les paramètres $\overrightarrow{\theta}$ du model ? Pour un mélange de K composantes et une variable aléatoire $\overrightarrow{V}(V \mapsto v \in \Re^D)$ à D dimensions, le nombre total de paramètres à estimer pour une gaussienne est $(1 + D + \frac{D^2}{2} + \frac{D}{2}) - 1$ soit 1 pour le poids, D pour la moyenne et $\frac{D^2}{2} + \frac{D}{2}$ pour la variance. Pour un mélange de K gaussiennes, le nombre d'inconnues est de $(K(\frac{D^2}{2} + \frac{3D}{2} + 1)) - 1$

L'approche choisie pour estimer ces paramètres est celle consistant à estimer le maximum de vraisemblance (« *Maximum Likelihood* » (ML)).

9.4.4.1 Estimation du maximum de vraisemblance

Soit un set de données indépendantes $V = \{\overrightarrow{v_1}, \ldots, \overrightarrow{v_N}\}$, issues d'une seule distribution décrite par une fonction de densité de probabilité $p(\overrightarrow{v}/\overrightarrow{\theta})$, où $\overrightarrow{\theta}$ est la liste des paramètres de la densité de probabilité.

La fonction de vraisemblance exprimant la vraisemblance des données V sachant la distribution, ou plus précisément sachant les paramètres $\overrightarrow{\theta}$ est :

$$l(V/\overrightarrow{\theta}) = \prod_{n=1}^{N} p(\overrightarrow{v_n}/\overrightarrow{\theta}) \tag{9.38}$$

Le problème se pose alors comme un problème d'optimisation de ces paramètres par rapport aux données. Il faut donc trouver $\widehat{\overrightarrow{\theta}}$ qui maximise la vraisemblance :

$$\widehat{\overrightarrow{\theta}} = \arg\max_{\overrightarrow{\theta}}(l(V/\overrightarrow{\theta})) \tag{9.39}$$

Usuellement, cette fonction n'est pas maximisée directement, mais c'est le logarithme qui est utilisée. Ceci étant possible du fait de la monotonicité de la fonction logarithme. La fonction log-vraisemblance, qui est analytiquement plus facile à manier est donnée par la formule :

$$L(V/\overrightarrow{\theta}) = \ln(l(V/\overrightarrow{\theta})) = \sum_{n=1}^{N} \ln(p(\overrightarrow{v_n}/\overrightarrow{\theta})) \tag{9.40}$$

Si l'on considère que $p(\overrightarrow{v_n}/\overrightarrow{\theta})$ a une forme simple (fonction différentiable), une distribution normale par exemple, on peut trouver le maximum en recherchant des valeurs de $\widehat{\overrightarrow{\theta}}$ pour lesquelles la dérivée s'annule. On résout donc l'équation ci-dessous :

$$\frac{\partial}{\partial\theta} L(V/\overrightarrow{\theta}) = 0 \tag{9.41}$$

Dans ce cas la dérivée donne simplement la moyenne et la variance de l'échantillon. En pratique les cas sont souvent bien plus compliqués. Comme par exemple des observations avec données manquantes (des éléments manquants dans les vecteurs prédicteurs) ou encore dans le cas de mélanges de gaussiennes avec poids, moyennes et variances inconnues. Dans ces cas il n'y a pas de solution analytique, il faut alors utiliser une méthode itérative telle que l'algorithme EM.

9.4.4.2 Algorithme d'Espérance-Maximisation en général

Si on suppose que chaque observation de la base d'apprentissage contient des paramètres prédicteurs connus et d'autres paramètres inconnus. Soit (V, Y) un ensemble complet de paramètres tels que les paramètres existants sont représentés par V et les paramètres inconnus sont représentés par Y. On peut donc réécrire la log-vraisemblance de l'ensemble complet de paramètres prédicteurs :

$$L(V, Y/\overrightarrow{\theta}) = \ln(l(V, Y/\overrightarrow{\theta})) = \sum_{n=1}^{N} \ln(p(\overrightarrow{v_n}, \overrightarrow{y}_n/\overrightarrow{\theta})) \tag{9.42}$$

On doit donc prouver la valeur espérée de la log-vraisemblance de l'ensemble complet des paramètres prédicteurs par rapport aux données manquantes Y sachant les données observées V et les paramètres du modèle $\overrightarrow{\theta}$. Ne connaissant pas les valeurs manquantes, il faut utiliser les données et les paramètres du modèle d'une itération précédente, V et $\overrightarrow{\theta^i}$. L'étape d'espérance (étape E) consistera donc à créer la fonction :

$$Q(\overrightarrow{\theta}/\overrightarrow{\theta^i}) \equiv E_Y[\ln(l(V, Y/\overrightarrow{\theta})/V, \overrightarrow{\theta^i}] \tag{9.43}$$

E_Y : l'espérance par rapport à Y.
$\overrightarrow{\theta^i}$: l'estimée précédente de la liste de paramètres.
$\overrightarrow{\theta}$: la variable pour une nouvelle estimation.
L'étape de maximisation (étape M) est de maximiser $Q(\overrightarrow{\theta}/\overrightarrow{\theta^i})$ selon $\overrightarrow{\theta}$:

$$\overrightarrow{\theta^{i+1}} \leftarrow \arg\max_{\overrightarrow{\theta}}(Q(\overrightarrow{\theta}/\overrightarrow{\theta^i})) \tag{9.44}$$

Les étapes E et M sont répétées jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit atteint :

$$Q(\overrightarrow{\theta^{i+1}}/\overrightarrow{\theta^i}) - Q(\overrightarrow{\theta^i}/\overrightarrow{\theta^{i-1}}) \leq T \tag{9.45}$$

$$\| \overrightarrow{\theta^{i+1}} - \overrightarrow{\theta^i} \| \leq \varepsilon \tag{9.46}$$

Le point commun à ces deux critères est que les itérations sont stoppées dès lors que le changement dans les valeurs est en-deçà un certain seuil.

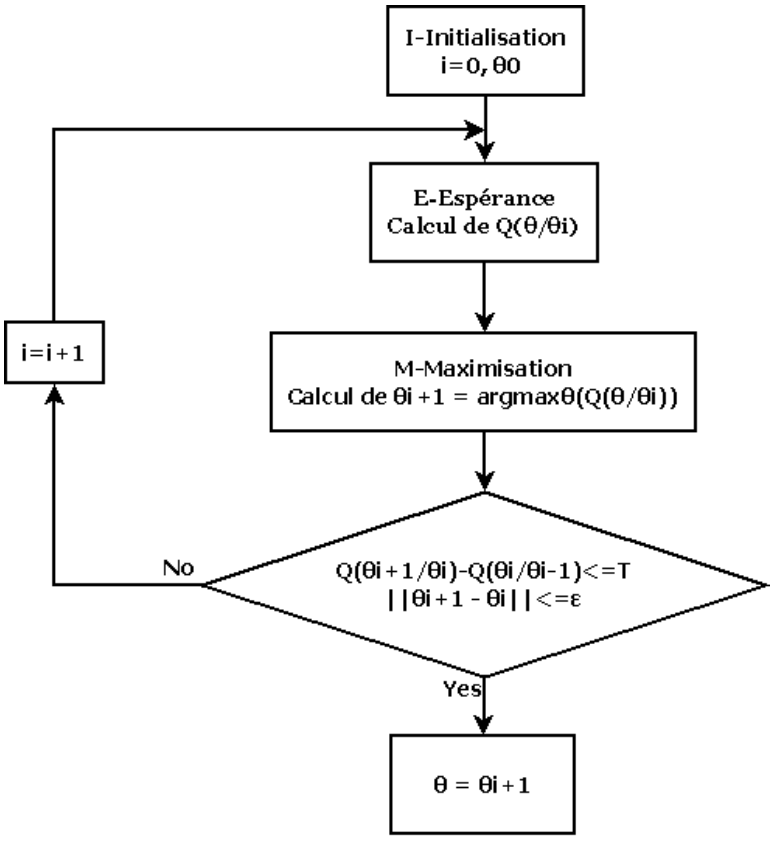


Fig. 9.14 – Diagramme de flux récapitulatif du fonctionnement de l'algorithme EM.

9.4.4.3 Algorithme d'Espérance-Maximisation appliqué aux GMM

Dans notre cas d'un modèle de mélanges de gaussiennes : les données connues V sont interprétées comme des données incomplètes. La partie manquante Y est la connaissance de la composante du mélange de gaussiennes qui produit chaque échantillon $\overrightarrow{v_n}$. Pour chaque $\overrightarrow{v_n}$, il existe un vecteur correspondant $\overrightarrow{y_n} = \{y_{n,1}, \ldots, y_{n,K}\}$ avec $y_{n,k} = 1$ si l'échantillon a été produit par la composante k, sinon $y_{n,k} = 0$.

La log-vraisemblance de la totalité des données est :

$$L(V, Y/\overrightarrow{\theta}) = \ln(l(V, Y/\overrightarrow{\theta})) = \sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K} y_{n,k} \ln(\alpha_k p(\overrightarrow{v_n}, k/\overrightarrow{\theta})) \tag{9.47}$$

L'étape E est de calculer l'estimation conditionnelle de la log-vraisemblance de l'intégralité des données, c'est-à-dire la fonction Q, sachant V et l'estimée courante des paramètres $\overrightarrow{\theta^i}$. Étant donné que la log-vraisemblance de l'intégralité des données est linéaire par rapport à Y ; l'estimation conditionnelle $W \equiv E_Y[Y/V, \overrightarrow{\theta^i}]$ intégrée dans l'équation précédante donne comme fonction Q :

$$Q(\overrightarrow{\theta}/\overrightarrow{\theta^i}) \equiv E_Y[\ln(V, Y/\overrightarrow{\theta^i})/V, \overrightarrow{\theta^i}] = \ln(l(V, W/\overrightarrow{\theta^i}) \tag{9.48}$$

Les éléments de W sont définis tels que :

$$w_{n,k} \equiv E[y_{n,k}/V, \overrightarrow{\theta^i}] = P[y_{n,k} = 1/\overrightarrow{v_n}, \overrightarrow{\theta^i}] \tag{9.49}$$

$w_{n,k}$: la probabilité *a posteriori* que $y_{n,k} = 1$ après avoir observé v_n. En d'autres termes il s'agit de la probabilité que v_n ait été produit par la composante k.

La règle de Bayes donne :

$$w_{n,k} = \frac{\alpha_k^i p(\overrightarrow{v_n}, k/\overrightarrow{\theta^i})}{\sum_{j=1}^{K} \alpha_j^i p(\overrightarrow{v_n}, j/\overrightarrow{\theta^i})} \tag{9.50}$$

α_k^i : la probabilité *a priori* de l'estimée $\overrightarrow{\theta^i}$.

En appliquant l'étape M, les formules résultantes de l'itération sont :

$$\alpha_k^{i+1} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} w_{n,k} \tag{9.51}$$

$$\overrightarrow{\mu_k^{i+1}} = \frac{\sum_{n=1}^{N} \overrightarrow{v_n} w_{n,k}}{\sum_{n=1}^{N} w_{n,k}} \tag{9.52}$$

$$\Sigma_k^{i+1} = \frac{\sum_{n=1}^{N} w_{n,k}(\overrightarrow{v_n} - \overrightarrow{\mu_k^{i+1}})(\overrightarrow{v_n} - \overrightarrow{\mu_k^{i+1}})^T}{\sum_{n=1}^{N} w_{n,k}} \tag{9.53}$$

9.4.4.4 Problème de l'initialisation

L'algorithme EM débute avec une valeur initiale de la liste de paramètres $\overrightarrow{\theta^0}$, de plus la croissance de la log-vraisemblance est garantie à chaque itération jusqu'à convergence de l'algorithme. Cette convergence peut cependant potentiellement mener à un maximum local et non global, ceci dépendamment du choix des paramètres initaux $\overrightarrow{\theta^0}$. En effet, lorsqu'il y a plusieurs maxima, l'EM ne garantit pas la convergence à un maximum global.

Il est usuel d'initialiser l'EM par un K-means. La solution des K-means fournit le $\overrightarrow{\theta^0}$. Il s'agit d'un algorithme de quantification vectorielle (« *clustering* » en anglais), qui étant donné un entier K

va chercher à séparer un ensemble de points en K clusters. Le but de l'algorithme est de minimiser la mesure de distorsion $J(\mu, z)$ défini par :

$$J(\mu, z) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} z_i^k \parallel v_i - \mu_k \parallel^2 \tag{9.54}$$

v_i : N points à séparer.
z_i^k : des variables indicatrices associées aux v_i telles que $z_i^k = 1$ si v_i appartient au cluster k, $z_i^k = 0$ sinon.
μ_k : le centre du cluster k.

L'algorithme K-means se présente donc sous la forme d'un algorithme de minimisation alternée dont les étapes sont les suivantes :
Étape 0 : Initialisation par le choix des μ_k.
Étape 1 : Minimisation de J par rapport à z revient à répartir les v_i selon les cellules de Voronoï dont les centres sont les μ_k. $z_i^k = 1$ pour $k \in \arg\min \parallel v_i - \mu_k \parallel$. On associe à v_i le centre μ_k le plus proche.
Étape2 : Minimisation de J par rapport à μ et μ_k est obtenu en annulant la k^e coordonnée du gradient J selon μ.

$$\mu_k = \frac{\sum_i z_i^k v_i}{\sum_i z_i^k} \tag{9.55}$$

Puis retour à l'étape 1 jusqu'à convergence.

Cet algorithme converge en un nombre fini d'opérations. Cependant comme pour l'EM cette convergence est locale, ce qui pose le problème de l'initialisation. Une méthode classique remédiant à ce problème récurent d'initialisation est le principe de recuit simulé. Ce principe consiste à réaliser plusieurs tirages aléatoires des conditions initiales dans l'espace des *a priori* puis à comparer leurs mesures de distorsion. En d'autres termes on observe s'il y a convergence vers une même solution. On choisit les conditions initiales menant à une distorsion minimale. S'il n'y a pas convergence vers une unique solution alors il faut prendre les conditions initiales qui aboutissent à la solution qui apparaît majoritairement.

9.4.4.5 Détermination du nombre optimal de composantes

La méthode de détermination du nombre optimal de composantes du mélange de gaussiennes utilisée à tord dans de nombreuses études est de choisir le nombre K de gaussiennes résultant en la meilleure performance en termes de classification (*Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp), etc ...).

De manière plus rigoureuse, l'une des techniques standard de détermination du nombre optimal de composantes (du mélange de gaussiennes) étant donné les données est basée sur la moyenne de la log-vraisemblance obtenue par validation croisée. A partir du tracé de la moyenne de la log-vraisemblance en fonction du nombre de gaussiennes on détermine pour quel nombre de gaussiennes est obtenu la log-vraissemblance maximale.

En conclusion de cette partie consacrée aux concepts mathématiques du modèle de prédiction. Les mélanges de gaussiennes et les méthodes d'estimation de leurs paramètres telle que l'EM parviennent à approximer une large variété de fonctions de densité de probabilité et sont donc des solutions attractives pour les cas où de simples distributions normales échouent.

9.4.5 Modèle de classification de contrôle

La fonction « *Matlab*^{TM} » d'analyse discriminante « *classify* » a été choisie pour générer le modèle de classification de contrôle. La fonction discriminante peut être de quatre types différents et a été choisie de type « quadratique diagonale »(« *Quadratic Discriminant Analysis* » (QDA)) :

- option « linéaire » : cette méthode approxime une densité normale multidimensionnelle à chaque classe. La matrice de covariance a été estimée de manière générale sur toutes les données des classes ;
- option « linéaire diagonale » : méthode à l'identique de la précédente sauf que la matrice de covariance est diagonale ;
- option « quadratique » : cette méthode approxime une densité normale multidimensionnelle à chaque classe. La matrice de covariance a été estimée séparément sur chaque classe ;
- option « quadratique diagonale » : méthode à l'identique de la précédente sauf que la matrice de covariance est diagonale. $\overrightarrow{v}$ est classifié dans le groupe ω_1 si $0 < C + L\overrightarrow{v} + \overrightarrow{v}Q\overrightarrow{v}$ avec C la constante, L le coefficient linéaire et Q le coefficient quadratique.

Rappelons qu'il existe trois types de matrice de covariance (Σ), illustrés par la figure 9.15 :
- Type 1 : covariance diagonale dont tous les éléments sont identiques ;
- Type 2 : covariance diagonale dont tous les éléments ne sont pas identiques ;
- Type 3 : covariance non diagonale avec ρ le coefficient de corrélation pouvant être < 0 ou > 0.

Le modèle de classification de contrôle que nous avons choisi, soit l'analyse discriminante quadratique, ne génère donc que des matrices de covariance de type 1 ou 2. Pour le modèle de classification que nous avons généré, nous nous sommes également restreints à un type de covariance de type 1 ou 2.

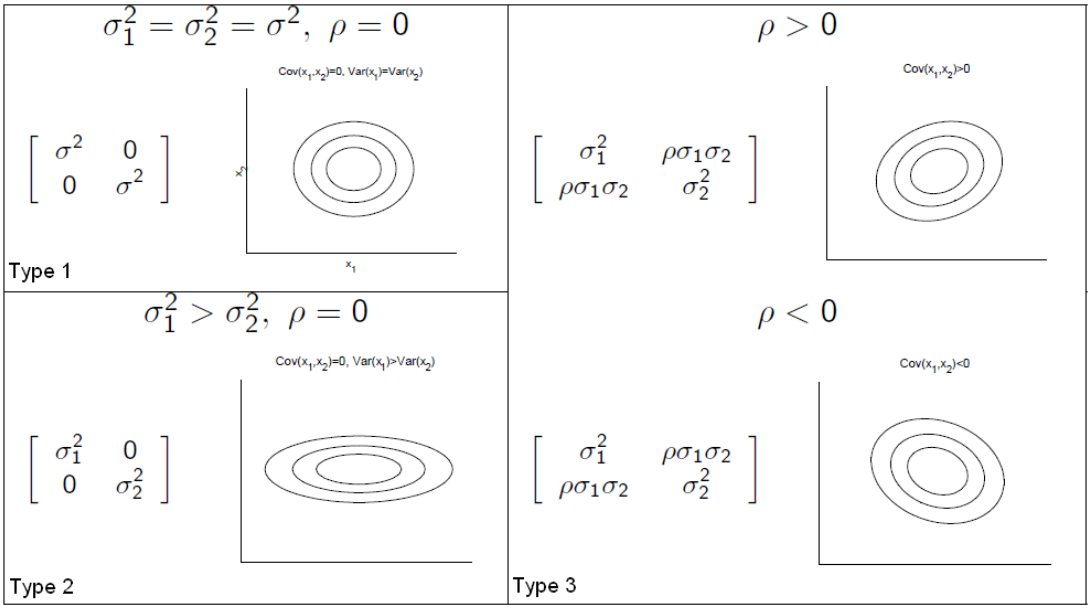


Fig. 9.15 – Les différents types de matrice de covariance en $2D$.

Chapitre 10

Synthèse des résultats de prédiction

10.1 Protocole opératoire

Le processus de conception et de validation du modèle de prédiction de l'efficacité de défibrillation a été résumé sous la forme d'un organigramme général, illustration 10.1. Cet organigramme présente les deux processus d'apprentissage et de validation, eux-mêmes représentés par un organigramme, respectivement par les illustrations 10.2 et 10.3. Toutes les notions introduites aux chapitres 4.2 et 9.4 ont été appliquées, à savoir : l'algorithme *« Expectation Maximization »* (EM) appliqué aux GMMs, la détermination du choix du nombre optimal de gaussiennes, la validation croisée et l'évaluation des indices de performances.

Dans l'organigramme 10.2 on distingue par la fonction « crossvalind(Holdout,N,1/3) », la validation croisée de type *« holdout »* avec les 2/3 de la population N (choisis aléatoirement) destinés à la phase d'apprentissage, le 1/3 restant étant destiné à la phase de validation. La fonction « gmmTrain » correspond à l'algorithme EM appliqué aux *« Gaussian Mixture Model »* (GMM). Cette fonction rend en sortie le triplet caractéristique (poids, moyenne, variance)=$(\alpha_i, \overrightarrow{\mu_i}, \Sigma_i)$ de chacune des nG gaussiennes permettant ainsi de générer le mélange de gaussiennes. Puis la fonction « gmmEval » permet d'évaluer la log-vraisemblance des deux GMM des classes w_1 et w_2 pour d'une part les données d'apprentissage issues de la classe w_1 et d'autre part les données d'apprentissage issues de la classe w_2. Pour chaque combinaison possible de nombre de gaussiennes représentatif des classes w_1 et w_2, de covariance C, soit (nG_w1, nG_w2, C), le processus d'apprentissage est répété un nombre I d'itérations de validation croisée ($I = 50$ dans notre cas). On détermine ainsi une log-vraisemblance moyenne obtenue par validation croisée qui va permettre de générer au final deux graphiques de la log-vraisemblance moyenne en fonction du nombre et type de gaussiennes. Ces deux graphiques vont être exploités afin de déterminer le nombre optimal de gaussiennes pour chacune des classes. Ce nombre optimal de gaussiennes (NG_w1, NG_w2, C) étant obtenu par recherche du maximum (M_w1, M_w2, C) de la log-vraisemblance moyenne.

La phase de validation présentée par l'organigramme 10.3 consiste à évaluer à l'aide la la fonction « gmmEval » la log-vraisemblance des deux GMM des classes w_1 et w_2 pour les données de validation puis en appliquant la règle de Bayes de déterminer la probabilité conditionnelle de classe connaissant les paramètres prédicteurs. Pour chacune des observations de la base de validation, la décision de l'algorithme est comparée à la vérité de l'annotateur. On génère ainsi un *Vrai Positif* (VP), un *Faux Positif* (FP), un *Vrai Négatif* (VN) ou un *Faux Négatif* (FN) (illustration 10.4). L'ensemble de ce processus de validation est réitéré un nombre I d'itérations de validation croisée. A l'issue de cette validation croisée on obtient ainsi les moyennes des mesures de performance : *Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp), *Valeur Prédictive Positive* (VPP), *Valeur Prédictive Négative* (VPN), Précision, Erreur, Fscore et *« Area Under The ROC Curve »* (AUC).

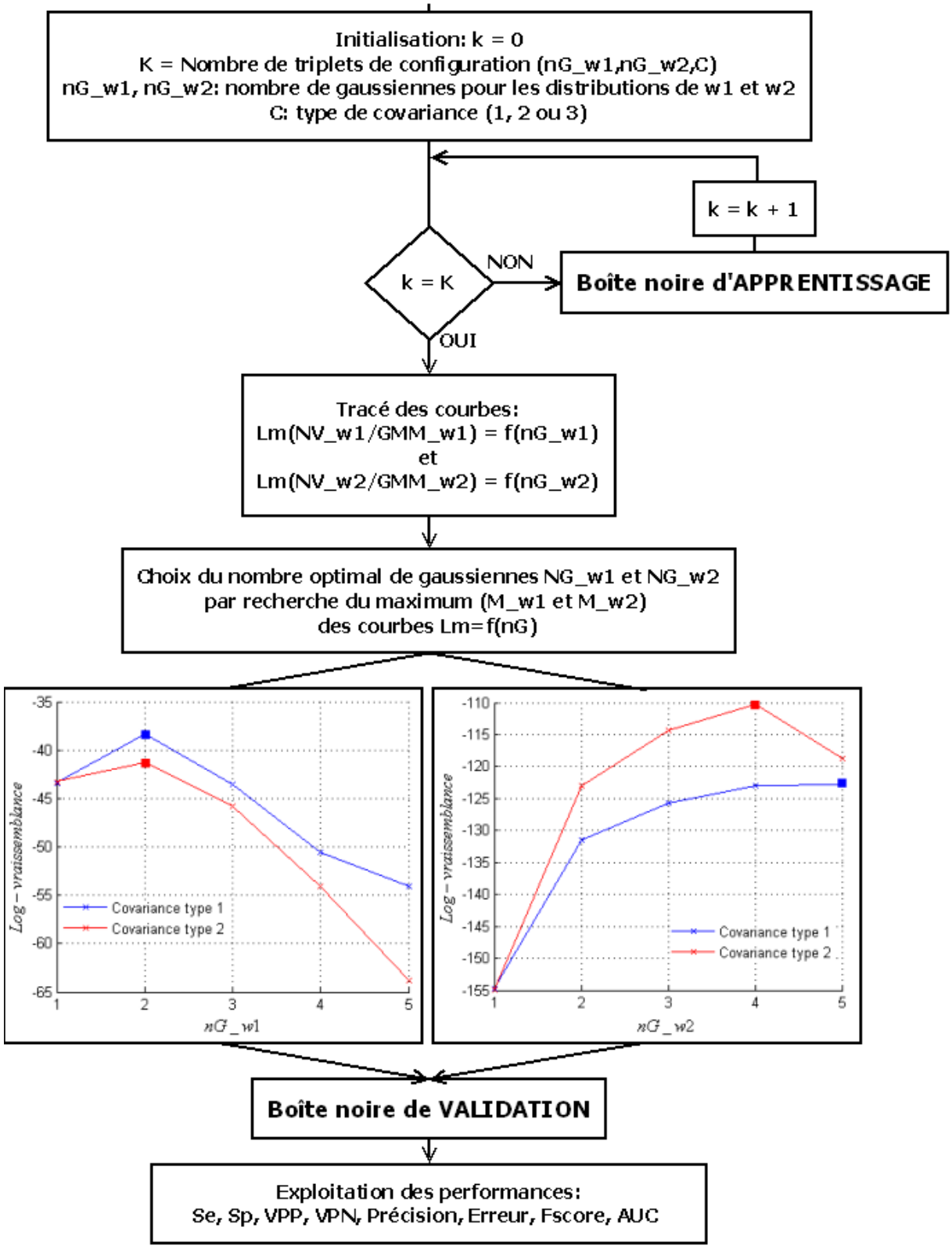


Fig. 10.1 – Organigramme général du processus de conception et de validation sur PC du modèle de prédiction.

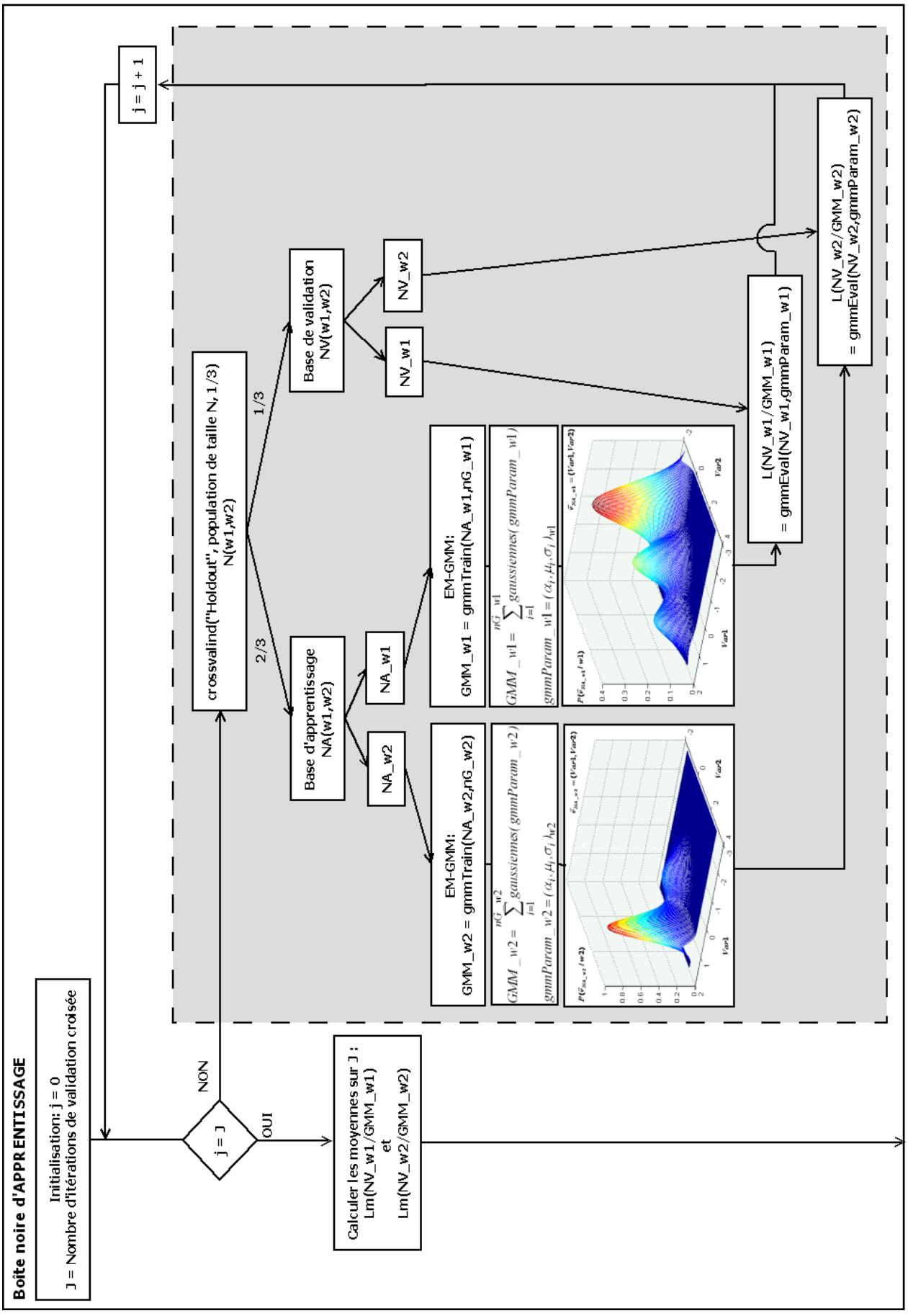


Fig. 10.2 – Organigramme du processus d'apprentissage.

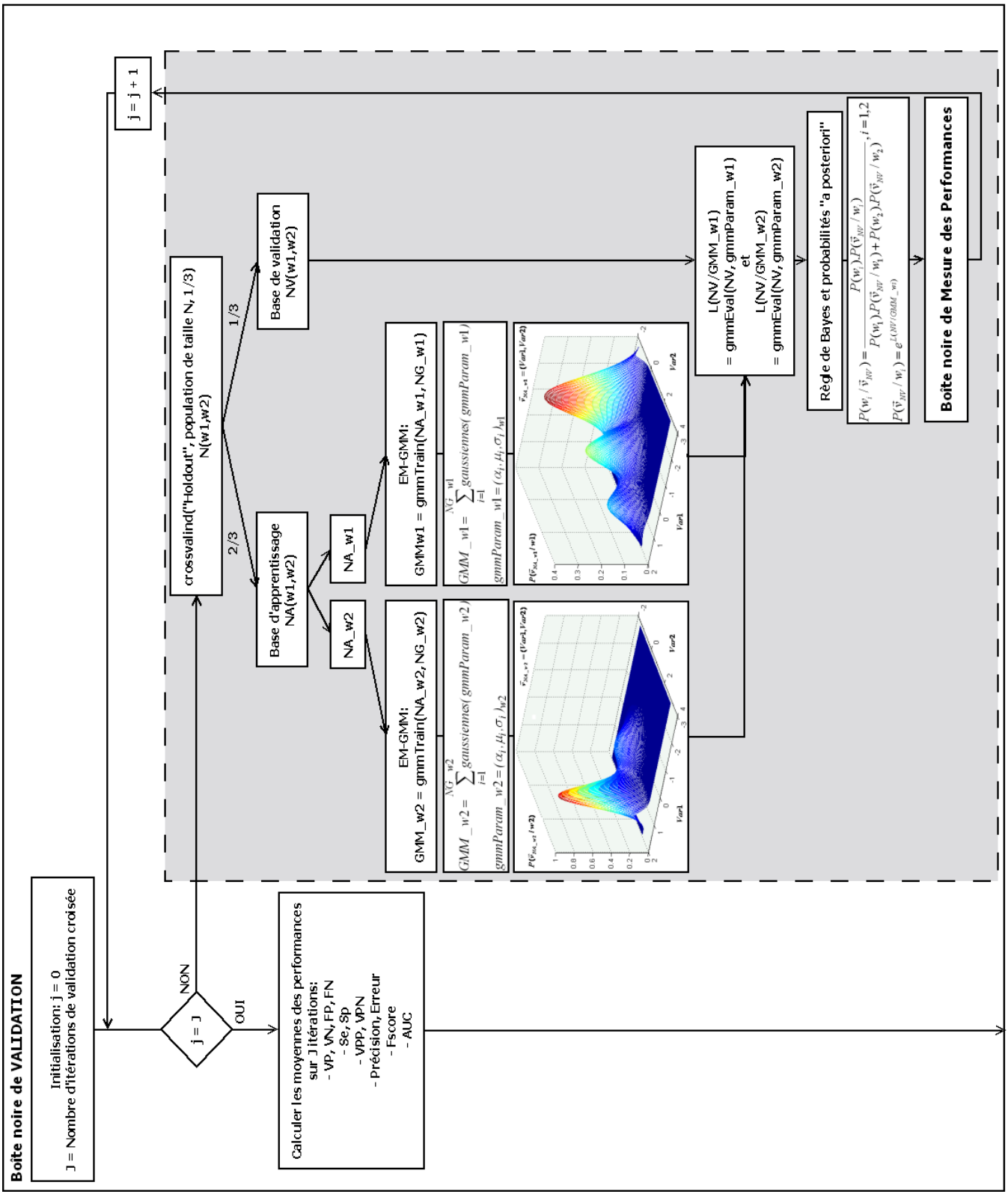


Fig. 10.3 – Organigramme du processus de validation.

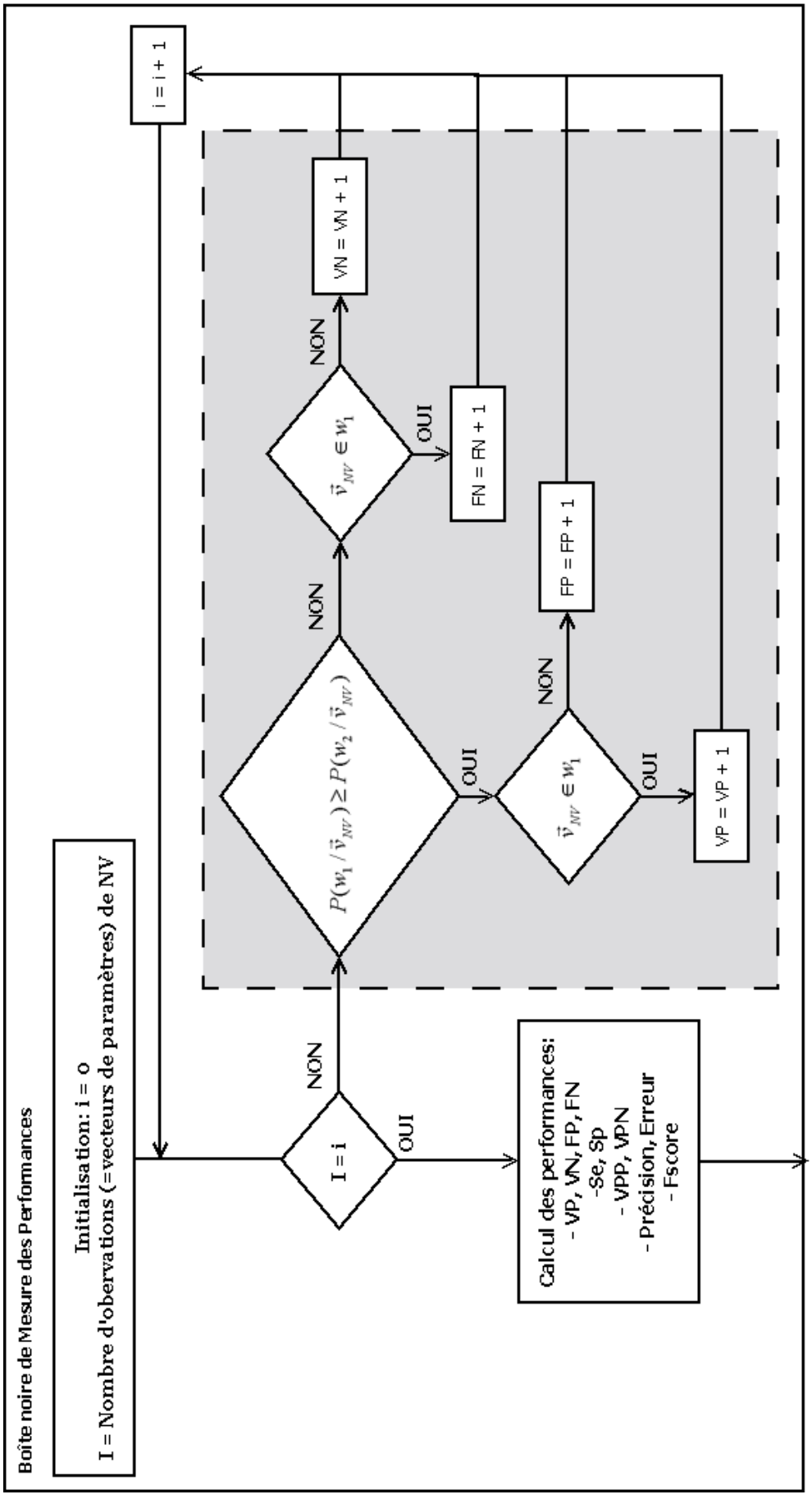


Fig. 10.4 – Organigramme du processus de mesure des performances lors de la validation.

10.2 Analyse des premiers chocs (Group1)

Le Group1 comprend 136 premiers chocs extraits des 139 premiers chocs décrits dans le tableau 6.1 au chapitre 6. En effet, seuls les premiers chocs ayant une issue de défibrillation dont le rythme à 5 s a pu être annoté à « *Organized Rhythm* » (OR), « *Ventricular Fibrillation* » (VF) ou *Asystolie* (ASYS) ont été retenus pour cette analyse du Group1. Les trois chocs dont le rythme à 5 s post-choc a été annoté *Indéterminé* (IND) n'ont donc pas été pris en compte.

Dans ce groupe Group1 on distingue deux sous-groupes : GroupA et GroupB. GroupA ne comporte que les chocs dont l'issue à 5 s est avec succès si OR et sans succès si VF. GroupB comporte toutes les issues possibles à 5 s dont issue avec succès si OR et issue sans succès si VF ou ASYS.

Dans les deux groupes (voir table 10.1) la classe succès du choc ω_1 est représentée par l'issue à 5 s annotée OR. Par contre pour GroupA et GroupB la classe non succès du choc ω_2 est représentée respectivement par l'issue à 5 s annotée VF et par l'issue à 5 s annotée VF ou ASYS.

TABLE 10.1 – Nombre de rythmes à 5 s post-choc et leur classification dans les classes succès (ω_1) et non-succès (ω_2).

Annotation	Nombre de rythmes	GroupA	GroupB
OR	32	ω_1	ω_1
VF	22	ω_2	ω_2
ASYS	82		

10.2.1 Paramètres prédicteurs sélectionnés

Parmi les 25 paramètres évalués et décrits au chapitre 9.2, la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » avec un facteur de corrélation défini à 0,5 a permis d'appliquer une approche « filtre » de sélection de paramètres prédicteurs. A l'issue de ce classement de paramètres (figures 10.5, 10.6 et tables 10.2, 10.3) nous avons sélectionné les premiers d'entre eux pour former le meilleur vecteur de paramètre prédicteur permettant de discriminer ω_1 de ω_2 :

- pour le GroupA : $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ = (DFAAmp, DFAFreq, DFASlope2, « *Mean Slope* » (MS)) ;
- pour le GroupB : $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ = (« *Amplitude Spectrum Area* » (AMSA), Bd, « *Power Spectrum Area* » (PSA)).

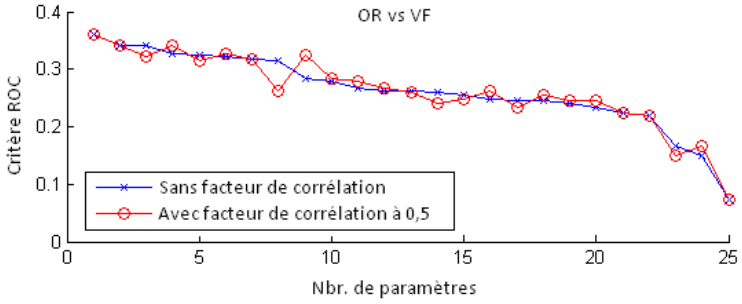


Fig. 10.5 – Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF du Group1, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation.

TABLE 10.2 – Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF du Group1.

	Sans facteur de corrélation		Avec facteur de corrélation à 0,5	
	Paramètre	Critère	Paramètre	Critère
1	DFAAmp	0,359	**DFAAmp**	0,359
2	MS	0,342	**MS**	0,342
3	DFASlope2	0,342	**DFAFreq**	0,322
4	AMSA	0,327	**DFASlope2**	0,342
5	MdS	0,325	PSA	0,314
6	DFAFreq	0,322	AMSA	0,327
7	ScEAmp	0,318	ScEAmp	0,318
8	PSA	0,314	DFASlope1	0,261
9	Bd	0,283	MdS	0,325
10	PF	0,278	Bd	0,283
11	PtPA	0,267	PF	0,278
12	RMSA	0,261	PtPA	0,267
13	DFASlope1	0,261	MPtPA	0,260
14	MPtPA	0,260	CF	0,240
15	ScEFreq	0,256	ScESlope1	0,249
16	ScESlope1	0,249	RMSA	0,261
17	MdPtPA	0,246	MP	0,233
18	E	0,244	ScEFreq	0,256
19	CF	0,240	E	0,244
20	MP	0,233	MdPtPA	0,246
21	CP	0,224	CP	0,224
22	LAC	0,219	LAC	0,219
23	SF	0,168	MdF	0,151
24	MdF	0,151	SF	0,168
25	Bu	0,072	Bu	0,072

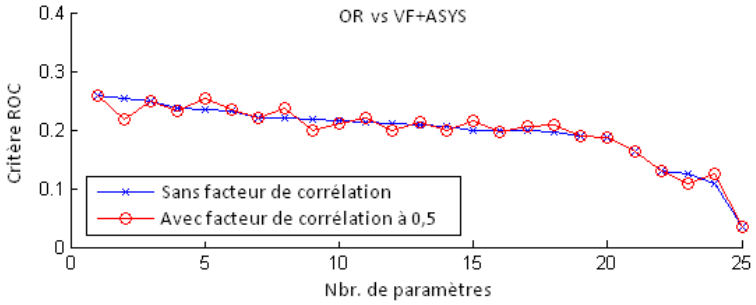


Fig. 10.6 – Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF+ASYS du Group1, au cours de l'ajout de nouveau paramètres avec et sans facteur de corrélation.

TABLE 10.3 – Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF+ASYS du Group1.

	Sans facteur de corrélation		Avec facteur de corrélation à 0,5	
	Paramètre	Critère	Paramètre	Critère
1	AMSA	0,259	**AMSA**	0,259
2	MS	0,254	**PSA**	0,218
3	PSA	0,248	**Bd**	0,248
4	MdS	0,237	DFAFreq	0,231
5	DFAAmp	0,235	MS	0,254
6	Bd	0,231	DFAAmp	0,235
7	PF	0,221	PF	0,221
8	PtPA	0,220	MdS	0,237
9	DFAFreq	0,218	DFASlope1	0,199
10	ScEAmp	0,216	E	0,211
11	MPtPA	0,212	PtPA	0,220
12	E	0,211	CF	0,199
13	RMSA	0,208	MPtPA	0,212
14	MdPtPA	0,205	MP	0,198
15	CF	0,199	ScEAmp	0,216
16	DFASlope1	0,199	DFASlope2	0,196
17	MP	0,198	MdPtPA	0,205
18	DFASlope2	0,196	RMSA	0,208
19	CP	0,189	CP	0,189
20	LAC	0,187	LAC	0,187
21	ScESlope1	0,163	ScESlope1	0,163
22	SF	0,130	SF	0,130
23	ScEFreq	0,126	MdF	0,108
24	MdF	0,108	ScEFreq	0,126
25	Bu	0,034	Bu	0,034

Une *Analyse en Composantes Principales* (ACP) a également été appliquée aux 25 paramètres prédicteurs. Après avoir confronté les différents critères de détermination du nombre optimal de composantes principales à retenir, la dimension du problème a été réduite de 25 à 4 paramètres décorrélés. Soit $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA} = (pc1, pc2, pc3, pc4)$ ce nouveau vecteur de paramètres. Les quatre premières composantes principales ont permis d'expliquer 92% de la variance totale du GroupA, la première d'entre elles expliquant à elle seule 57,4% de la variance totale et la deuxième d'entre elles expliquant à elle seule 24,3% de la variance totale (figure 10.7). La représentation des paramètres projetés dans le plan factoriel (1,2) est illustrée par la figure 10.8.

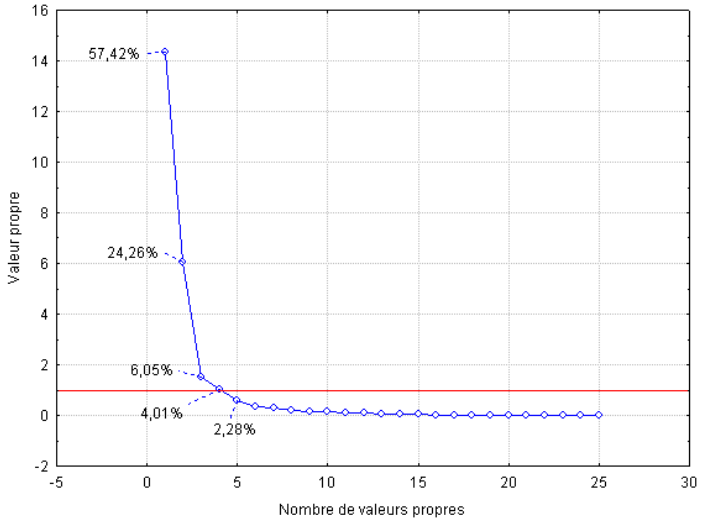


Fig. 10.7 – Choix du nombre de composantes principales.

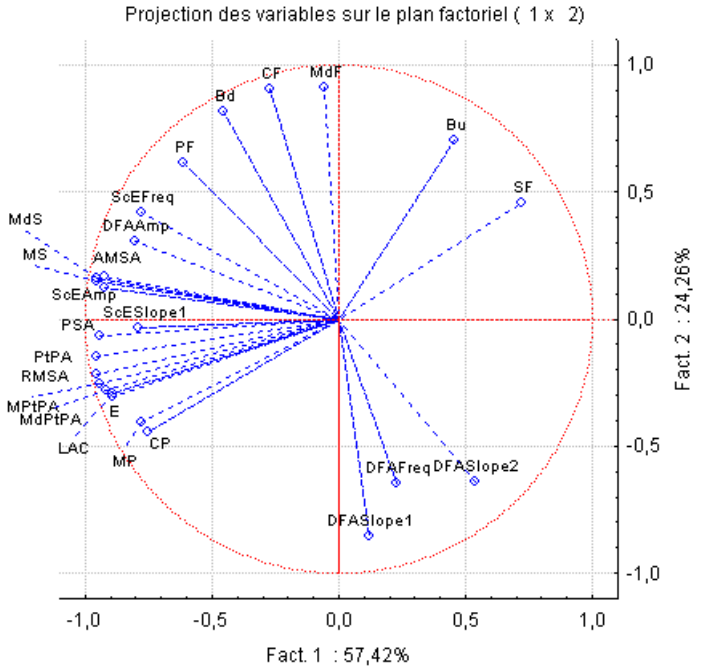


Fig. 10.8 – Projection des variables sur le plan factoriel (1,2).

Pour le GroupB, une ACP a également permis de réduire la dimension de 25 à 4 paramètres décorrélés. Soit $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB} = (Pc1, Pc2, Pc3, Pc4)$ ce nouveau vecteur de paramètres. Les quatre premières composantes principales ont permis d'expliquer 90% de la variance totale du GroupA, la première d'entre elles expliquant à elle seule 57% de la variance totale et la deuxième d'entre elles expliquant à elle seule 21,5% de la variance totale (figure 10.9). La représentation des paramètres projetés dans le plan factoriel (1,2) est illustrée par la figure 10.10.

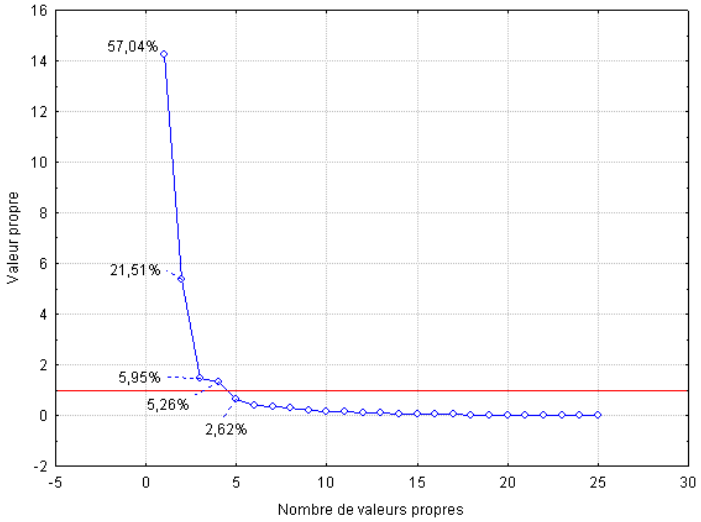


Fig. 10.9 – Choix du nombre de composantes principales.

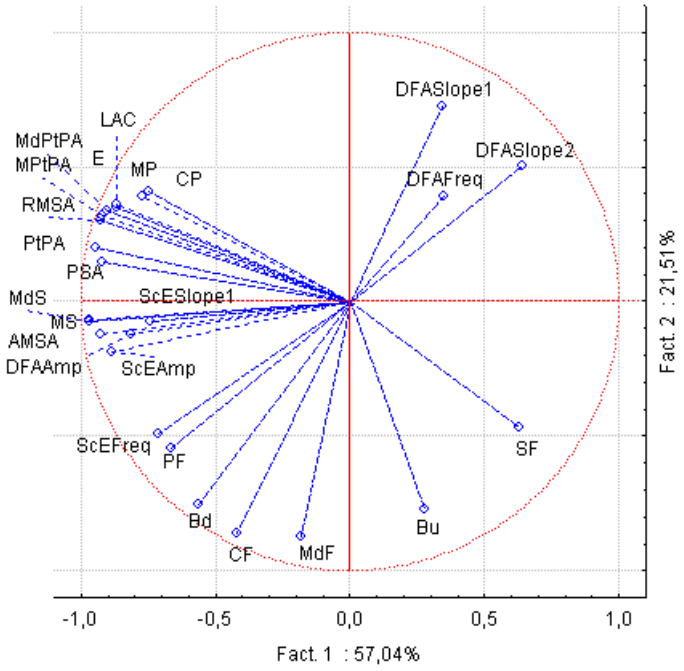


Fig. 10.10 – Projection des variables sur le plan factoriel (1,2).

10.2.2 Mélange de gaussiennes

Comme déjà expliqué au chapitre 9.4 et par l'organigramme 10.1, le choix du nombre optimal de gaussiennes est basé sur le tracé des courbes de log-vraisemblance moyenne en fonction du nombre et du type de gaussiennes. Le tableau 10.4 présente pour chacun des quatre vecteurs prédicteurs, le nombre optimal de gaussiennes et le type de covariance qui ont été déterminés par exploitation des tracés 10.11 et 10.12. Rappelons que si la covariance est diagonale avec tous ces éléments identiques alors le type de la covariance est 1 sinon elle est diagonale et de type 2.

TABLE 10.4 – Nombre optimal de gaussiennes et leur type de covariance déterminés pour la discrimination du GroupA (OR *versus* VF) et du GroupB (OR *versus* VF+ASYS) par les vecteurs de paramètres prédicteurs.

	1^{ers} chocs (Group1)	
Vecteurs prédicteurs	Nombre de gaussiennes $(NG\omega_1, NG\omega_2)$	Type de covariance $(\Sigma\omega_1, \Sigma\omega_2)$
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$	(3,1)	(1,1)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$	(1,1)	(2,2)
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$	(2,4)	(1,2)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$	(1,3)	(2,2)

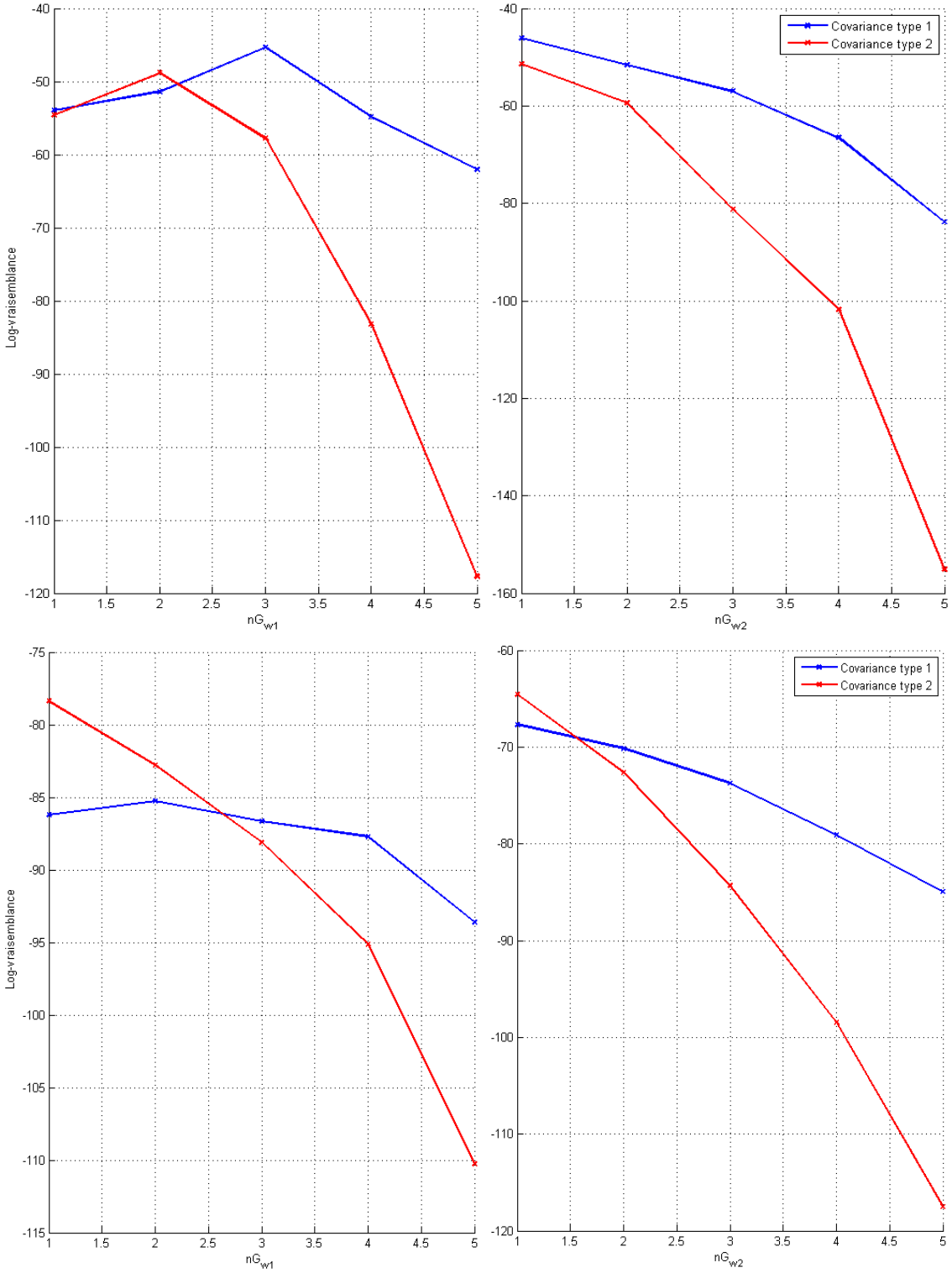


Fig. 10.11 – Discrimination du GroupA : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$.

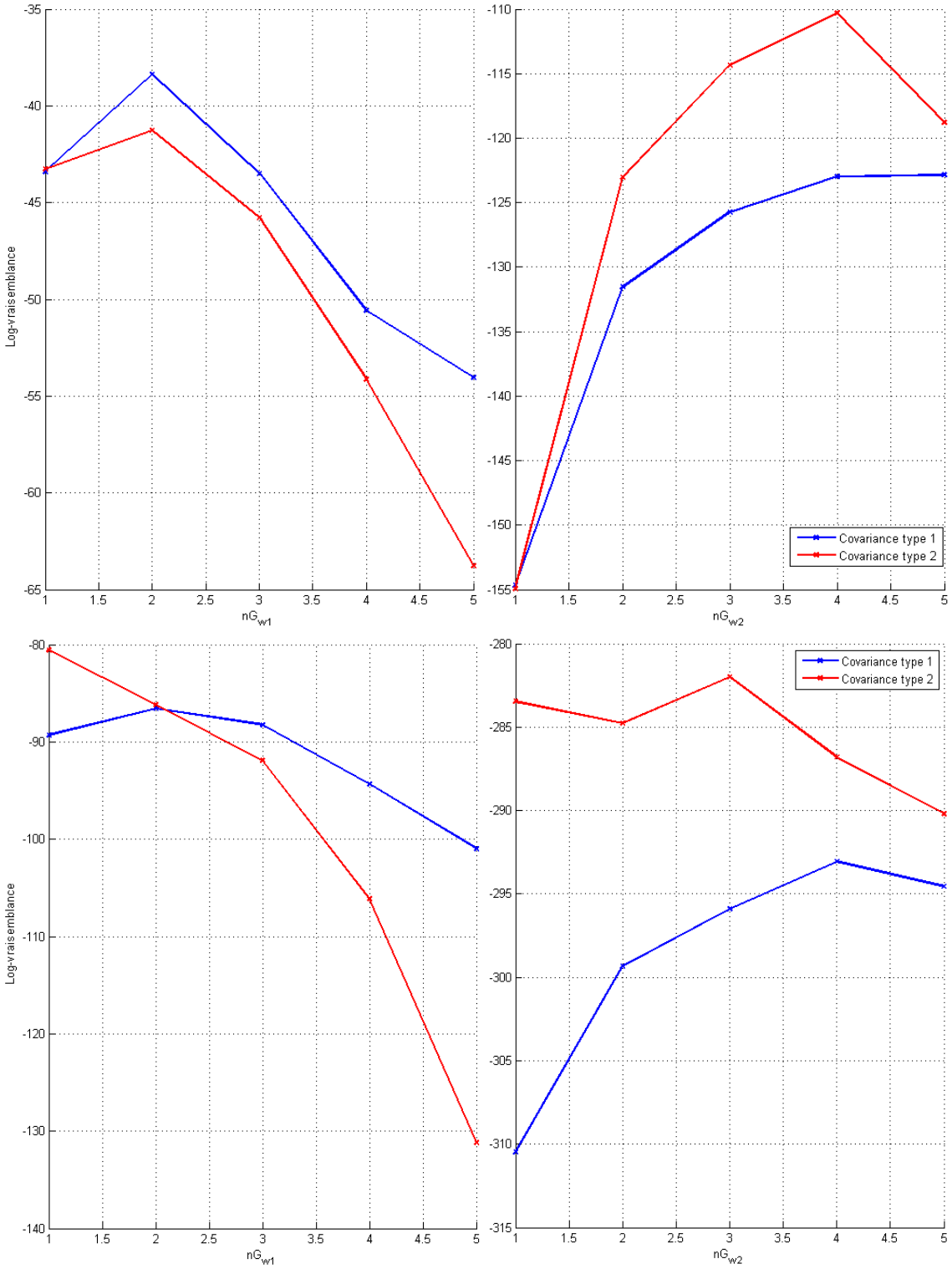


Fig. 10.12 – Discrimination du GroupB : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$.

10.2.3 Performances acquises

Les quatre vecteurs prédicteurs ont également été utilisés par le modèle prédicteur de contrôle : l'analyse quadratrique discriminante (« *Quadratic Discriminant Analysis* » (QDA)) décrite au chapitre 9.4.5.

Les courbes « *Receiver Operating Characteristic* » (ROC) de l'illustration 10.13 présentent les performances des deux modèles de prédiction (GMM et QDA) appliqués aux vecteurs prédicteurs $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$ pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF. Le tableau 10.5 récapitule le point de meilleures performances (Se, Sp) pour chacune des courbes ROC.

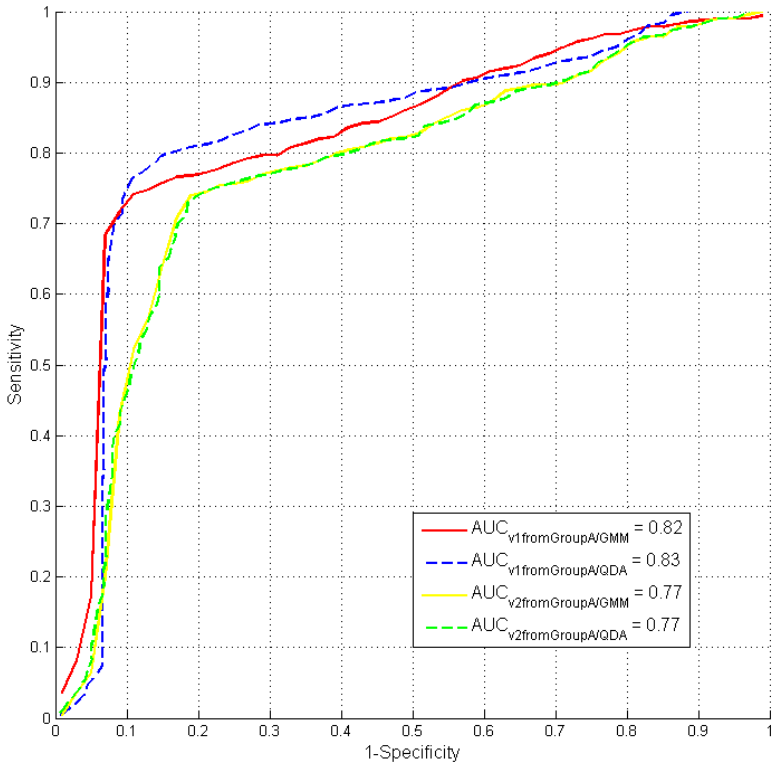


Fig. 10.13 – Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF.

TABLE 10.5 – Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes.

	GMM			QDA		
Vecteurs prédicteurs	Se(%)	Sp(%)	AUC	Se(%)	Sp(%)	AUC(IC 95%)
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$	**74,1**	**89,1**	**0,82(0,79-0,84)**	79,5	85,6	0,83(0,81-0,86)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$	73,6	89,1	0,77(0,73-0,79)	73,6	89,1	0,77(0,75-0,80)

Les courbes ROC de l'illustration 10.14 présentent les performances des deux modèles de prédiction (GMM et QDA) appliqués aux vecteurs prédicteurs $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$ pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS. Le tableau 10.6 récapitule le point de meilleures performances (Se, Sp) pour chacune des courbes ROC.

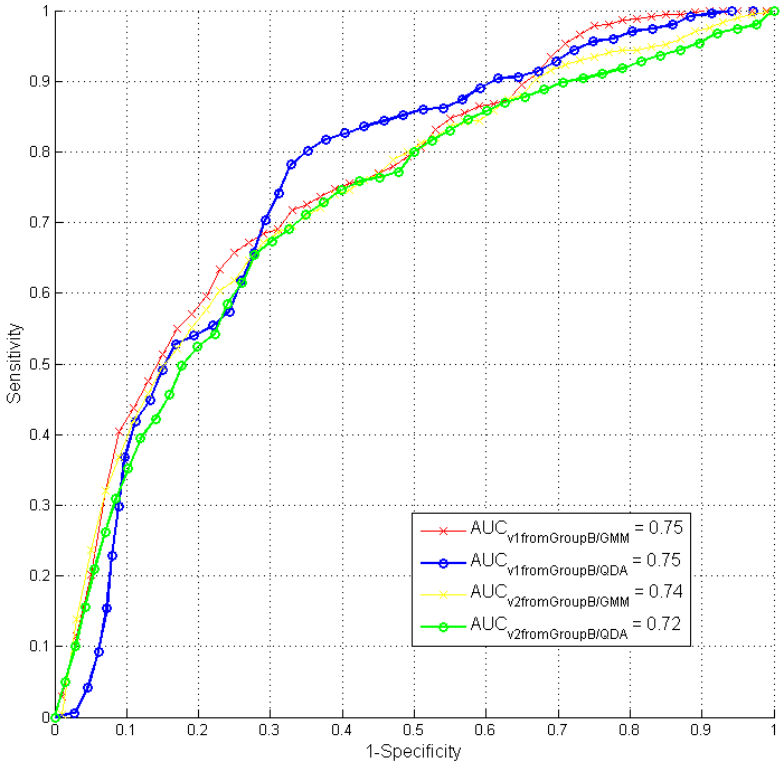


Fig. 10.14 – Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS.

TABLE 10.6 – Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes.

	GMM			QDA		
Vecteurs prédicteurs	Se(%)	Sp(%)	AUC	Se(%)	Sp(%)	AUC(IC 95%)
$\overrightarrow{v}$ *1 du GroupB*	**65,5**	**75**	**0,75(0,74-0,78)**	77,3	67,3	0,75(0,74-0,78)
$\overrightarrow{v}$ *2 du GroupB*	67,3	71,4	0,74(0,71-0,76)	65,5	72,7	0,72(0,71-0,76)

10.2.4 Discussion

Sur les données du Group1, le modèle de classification bayésienne par GMM ne montre pas un grand avantage par rapport au modèle de classification de contrôle (QDA). Une explication possible est la faible taille de la base de données qui rend la détermination du nombre optimal de gaussiennes difficile. Le GroupA compte d'ailleurs encore moins d'observations que le GroupB. Rappelons tout d'abord que le modèle de classification bayésienne par QDA approxime une densité normale multidimensionnelle à chaque classe avec une matrice de covariance diagonale estimée séparément sur chaque classe. Pour le vecteur de paramètres prédicteurs $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$ les performances obtenues par GMM et QDA sont identiques. Ceci s'explique par le nombre de gaussiennes estimé à 1 avec une covariance de type 2 pour les deux classes. Ainsi, comme pour le QDA, les GMM vont approximer une densité normale multidimensionnelle à chaque classe. Ceci permettant de valider le modèle prédicteur par GMM.

Le tableau 10.4 présente un nombre optimal de gaussiennes assez faible allant de 1 à 4 composantes. Pour le GroupA, le nombre de gaussiennes est de manière générale plus faible que pour le GroupB, ce qui peut paraître logique puisque la taille du GroupA est plus petite que celle du GroupB. Le nombre de gaussiennes a été déterminé par la méthode de recherche du maximum de la log-vraisemblance moyenne obtenue par validation croisée. Pour un certain nombre de cas la courbe

de log-vraisemblance était décroissante, le maximum étant alors déterminé pour une seule gaussienne. Dans ces cas, il est donc bien certain que le modèle de classification bayésienne par GMM ne montre pas un grand avantage par rapport au modèle de classification de contrôle.

En attendant une base de données de taille plus importante on suggère de confirmer les résultats jusqu'ici obtenus en appliquant une autre méthode de détermination du nombre optimal de composante des GMM, à savoir : le critère de sélection de modèles « *Bayesian Information Criterion* » (BIC) [150]. Le principe serait d'appliquer l'algorithme de K-means avec plusieurs K et choisir le K qui donne le meilleur BIC.

Concernant la taille de la base de données, on aurait pu prendre en considération tous les chocs d'une même intervention. On aurait ainsi pu accroître la taille de la base de 136 chocs à 518 chocs. Cependant en considérant plusieurs chocs successifs d'un même patient il semblerait qu'une composante aléatoire appelée par Gundersen *et al.* [65, 66] « intra-patient correlation » vienne perturber l'analyse. L'état de l'art (au chapitre 3.2) mentionne un nombre considérable de travaux qui ont porté sur l'analyse de grande base de données prenant en compte l'intégralité des chocs administrés à chaque patient. Ces bases ont pour la plupart été crées à partir d'interventions qui ont suivi le protocole « *European Resuscitation Council* » (ERC) 2000 recommandant jusqu'à trois chocs successifs. Certaines études ont publié des résultats obtenus à partir d'une petite base de données de patient en VF [45, 47] mais peu d'entres elles ont seulement considéré le premier choc de chaque patient [52]. Malgré notre petite base de signaux, nous avons obtenu de faibles intervalles de confiance pour les valeurs d'AUC, ce qui confirme le caractère robuste du modèle de classification développé. En comparaison à Lin *et al.* [52] qui ont conduit une étude dans des conditions pratiquement similaires aux nôtres. Il ont utilisé 155 premiers chocs (37 OR et 118 VF+ASYS), ont défini OR comme étant un succès et ont tenté de discriminer les deux classes OR *versus* VF+ASYS en utilisant un seul paramètre prédicteur DFASlope2. Ils ont atteint un AUC de 0,65 avec un intervalle de confiance à 95% de 0,54-0,75.

La base de données que nous avons analysé comporte 136 signaux. Cette base a été obtenue après avoir supprimé 14 valeurs extrêmes telles qu'elles ont été décrites à la section 6.4.3. Ainsi les signaux, dont au moins un des 25 paramètres évalués est une valeur extrême, ont été supprimés de l'analyse. Cette méthode est effectivement trop drastique. Dans une prochaine étape on devrait certainement envisager de ne pas supprimer ces valeurs dites « aberrantes ».

Quel que soit le modèle de classification et le groupe à discriminer (GroupA ou GroupB), le vecteur de paramètres prédicteurs issu de l'ACP ne fournit pas de meilleures performances en terme d'AUC. L'évaluation des composantes principales est basée sur le calcul de combinaisons linéaires des 25 paramètres d'origine. C'est pourquoi, pour une question pratique d'implémentation, un tel vecteur de paramètres décorrelés issus d'une ACP ne sera choisi sans avoir au-préalablement réduit le nombre de paramètres d'origine.

Cette première analyse basée uniquement sur les premiers chocs a permis de démontrer la capacité de la classification bayésienne par GMM pour discriminer OR de VF (GroupA) ou OR de VF+ASYS (GroupB). Le paramètre prédicteur $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA} = (DFAAmp, DFAFreq, DFASlope2, MS)$ parvient à discriminer le GroupA avec une Se = 74,1% et une Sp = 89,1% pour un AUC = 0,82 avec un IC à 95% de 0,79-0,84. Le paramètre prédicteur $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB} = (AMSA, Bd, PSA)$ parvient à discriminer le GroupB avec une Se = 65,5% et une Sp = 75% pour un AUC = 0,75 avec un IC à 95% de 0,74-0,78.

Nous avons décidé de considérer l'étude du GroupB, mais également du GroupA puisque nous suspections que le sous-groupe ASYS soit une zone grise plus difficile à discriminer des deux autres sous-groupes OR et VF. Nous sommes conscients que le rythme ASYS à 5 s post-choc représente 60% des chocs étudiés du Group1. C'est pourquoi, les observations qui ont été faites sur le GroupA du Group1 doivent être considérées comme une première étape qui demande confirmation par analyse d'une base de données de plus grande taille.

La différentiation entre OR et ASYS est relativement médiocre comme l'indiquent les courbes

ROC. Quelques hypothèses peuvent être formulées pour expliquer cette mauvaise discrimination comparativement à celle, bien meilleure, entre OR et VF seules. On peut tout d'abord remettre en cause l'annotation à 5 s post-choc. En effet, lors de la procédure d'annotation on a pu remarquer que pour un grand nombre de chocs, l'annotation à 5 s fut difficile. En effet directement après l'artefact de choc sur l'*Électrocardiogramme* (ECG), 2 à 3 s sont souvent nécessaires pour un retour du signal à la ligne de base. Le signal n'est alors exploitable que sur 2 à 3 s précédant le marqueur 5 s post-choc. Pour conforter l'annotation à 5 s, on pourrait envisager l'observation du signal quelques secondes au-delà des 5 s post-choc. Cependant dans les 10 s post-choc le massage cardiaque à souvent repris, impliquant des artefacts sur les signaux, qui sont alors illisibles surtout dans le cas d'ASYS. Dans un certain nombre de cas, l'annotation à 5 s était ASYS puis à 15 s et au-delà l'annotation était à OR. Se pose alors la question de la définition du succès d'une défibrillation. Un succès de défibrillation doit-il être défini par un rythme OR à 5 s, 15 s, 30 s, 60 s ou 120 s post-choc ? Rappelons que pour la base de données étudiée, nous n'avons aucune indication sur la présence de pouls.

Une perspective intéressante serait de comparer les performances obtenues en considérant un succès de défibrillation par un rythme OR respectivement à 5 s, 15 s, 30 s, 60 s et 120 s. En utilisant notre annotation « Rythme ROOR à 60 s », on pourrait même envisager de définir un succès de défibrillation dès lors qu'il y a eu un rythme OR dans les 60 s post-choc. On pourrait également supposer que le rythme post-choc à 5 s ASYS est une issue de défibrillation d'un rythme de VF pré-choc d'amplitude trop faible. Il a été vu au chapitre 7.3 que le module de détection de VF du Fred Easy® (FE) 2G recommande le choc sur une VF dès lors que son amplitude est supérieure à 161 μV : en-deçà de 161 μV, il s'agit d'asystolie, entre 150 μV et 202 μV il s'agit de VF à fine maille (« *fine VF* » en anglais) et au-delà de 188 μV il s'agit de VF à grosse maille (« *coarse VF* » en anglais). Il serait peut-être intéressant d'ajouter une annotation pré-choc sur la VF afin de distinguer s'il s'agit d'une « *fine VF* » ou d'une « *coarse VF* ».

10.3 Analyse des autres chocs (Group2)

Le Group2 comprend 382 deuxièmes et autres chocs extraits des 402 chocs additionnels décrits dans le tableau 6.2 au chapitre 6. En effet, seuls les chocs ayant une issue de défibrillation dont le rythme à 5 s a pu être annoté à « *Organized Rhythm* » (OR), « *Ventricular Fibrillation* » (VF) ou *Asystolie* (ASYS) ont été retenus pour cette analyse du Group2. Les 20 chocs dont le rythme à 5 s post-choc a été annoté *Indéterminé* (IND) n'ont donc pas été pris en compte.

Dans ce groupe Group2 on distingue deux sous-groupes : GroupA et GroupB. GroupA ne comporte que les chocs dont l'issue à 5 s est avec succès si OR et sans succès si VF. GroupB comporte toutes les issues possibles à 5 s dont issue avec succès si OR et issue sans succès si VF ou ASYS.

Dans les deux groupes (voir table 10.7) la classe succès du choc ω_1 est représentée par l'issue à 5 s annotée OR. Par contre pour GroupA et GroupB la classe non succès du choc ω_2 est représentée soit par l'issue à 5 s annotée VF soit par l'issue à 5 s annotée VF ou ASYS.

TABLE 10.7 – Pour le Group2, nombre de rythmes à 5 s post-choc et leur classification dans les classes succès (ω_1) et non-succès (ω_2).

Annotation	Nombre de rythmes	GroupA	GroupB
OR	131	ω_1	ω_1
VF	108	ω_2	ω_2
ASYS	143		

10.3.1 Paramètres prédicteurs sélectionnés

Les vecteurs de paramètres prédicteurs déterminés pour le GroupA et le GroupB lors de l'analyse du Group1, ont été appliqués à présent au Group2 :

- pour le GroupA : $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA} = (DFAAmp, DFAFreq, DFASlope2, MS)$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA} = (pc1, pc2, pc3, pc4)$;
- pour le GroupB : $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB} = (AMSA, Bd, PSA)$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB} = (Pc1, Pc2, Pc3, Pc4)$.

10.3.2 Mélange de gaussiennes

Comme précédemment nous avons procédé au choix du nombre optimal de gaussiennes. Le tableau 10.8 présente pour chacun des quatre vecteurs prédicteurs, le nombre optimal de gaussiennes et le type de covariance qui ont été déterminés par exploitation des tracés 10.15 et 10.16. Rappelons que si la matrice de covariance est diagonale avec tous ces éléments identiques alors le type de covariance est 1 sinon elle est diagonale et de type 2.

TABLE 10.8 – Nombre de gaussiennes optimum et leur type de covariance déterminés pour la discrimination du GroupA (OR *versus* VF) et GroupB (OR *versus* VF+ASYS) par les vecteurs de paramètres prédicteurs.

	Autres chocs (Group2)	
Vecteurs prédicteurs	Nombre de gaussiennes $(NG\omega_1, NG\omega_2)$	Type de covariance $(\Sigma\omega_1, \Sigma\omega_2)$
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$	(5,5)	(1,2)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$	(4,3)	(2,2)
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$	(4,5)	(2,2)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$	(3,3)	(2,2)

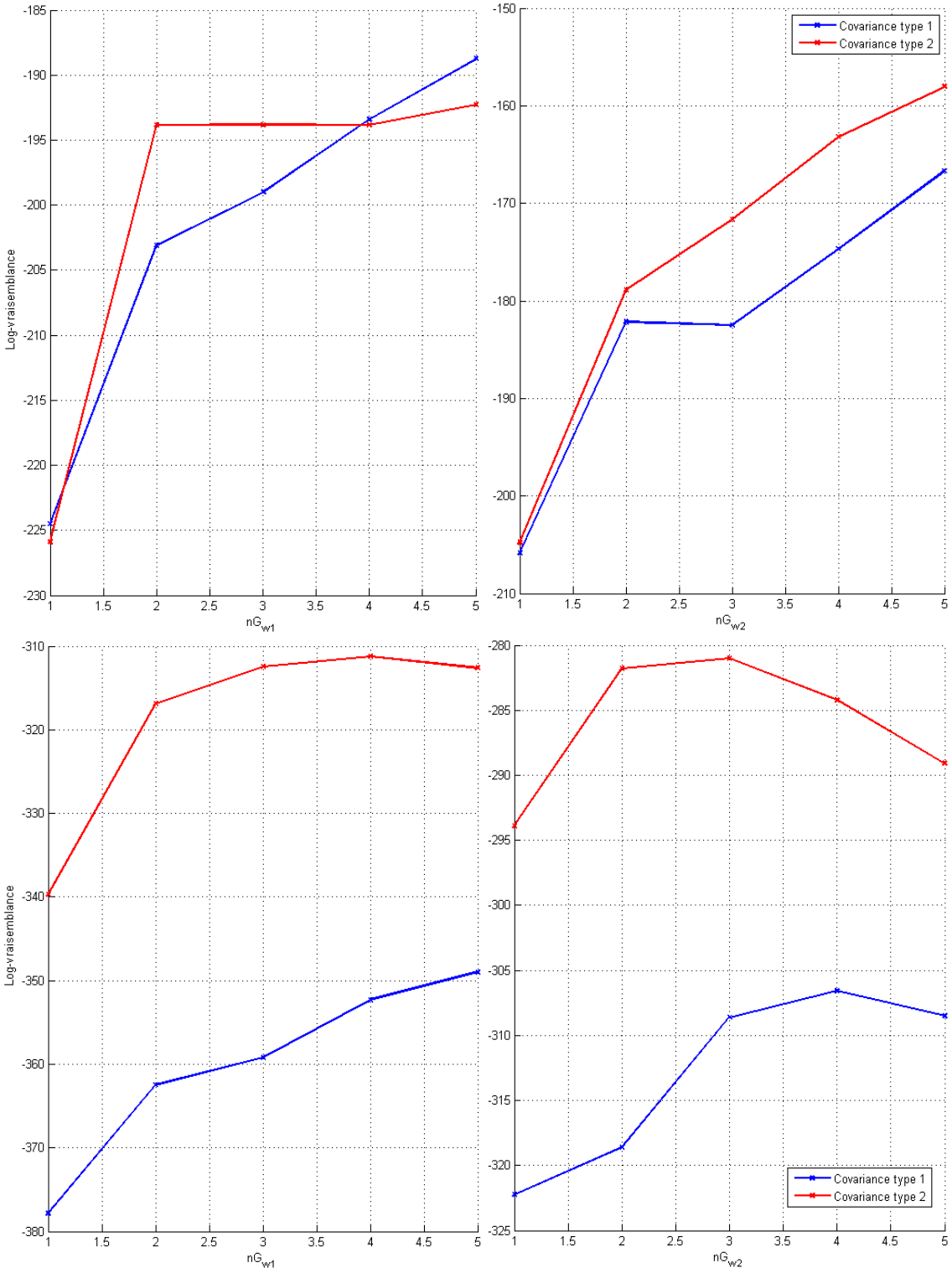


Fig. 10.15 – Discrimination du GroupA : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$.

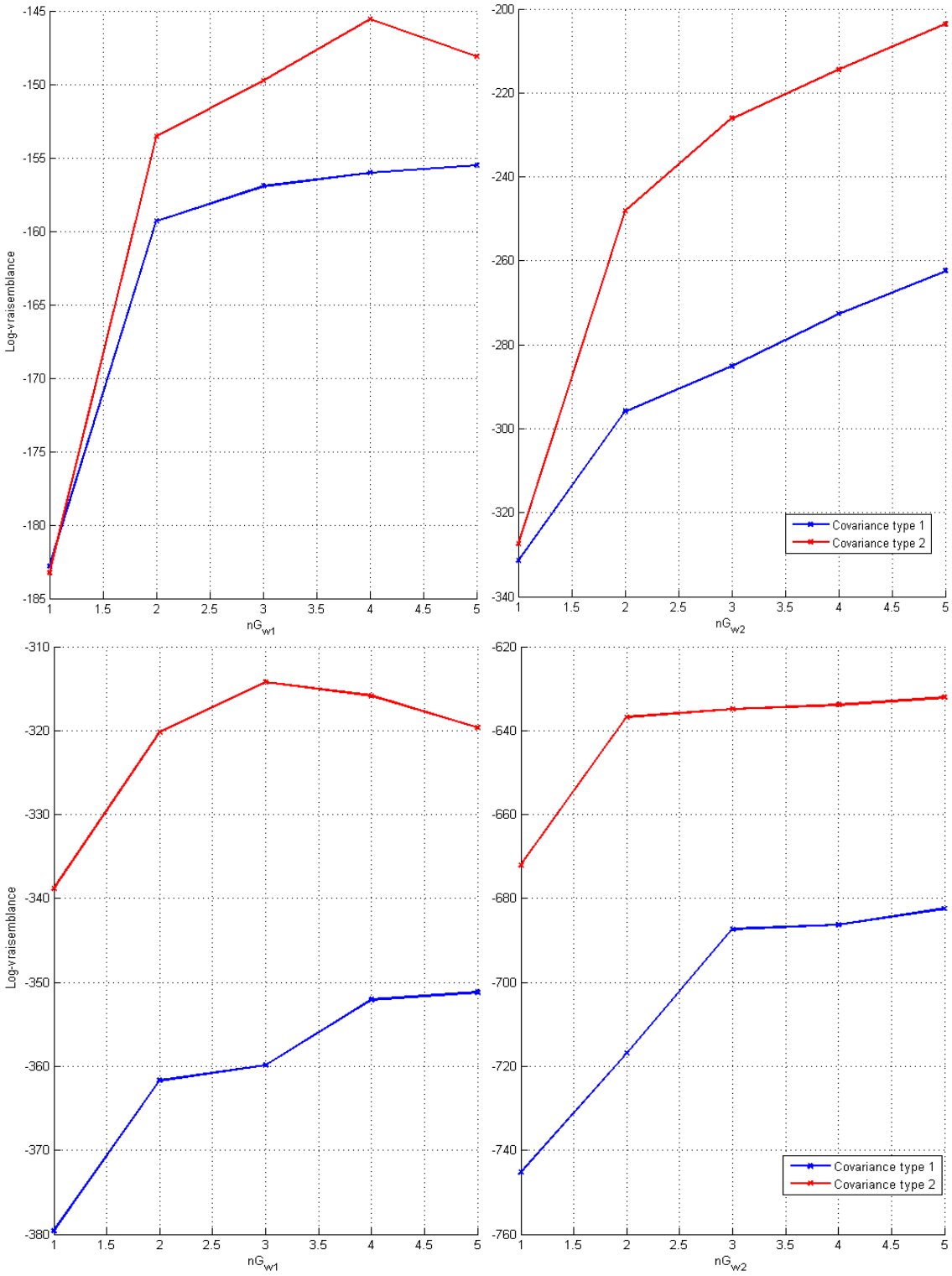


Fig. 10.16 – Discrimination du GroupB : choix du nombre optimal de gaussiennes pour les deux classes ω_1 et ω_2 et du type de covariance (type 1 ou 2) par détermination du maximum de la courbe de la log-vraisemblance moyenne lorsque le vecteur prédicteur est $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ ou $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$.

10.3.3 Performances

Les quatre vecteurs prédicteurs ont également été utilisés par le modèle prédicteur de contrôle (« *Quadratic Discriminant Analysis* » (QDA)) décrite au chapitre 9.4.5.

Les courbes « *Receiver Operating Characteristic* » (ROC) de l'illustration 10.17 présentent les performances des deux modèles de prédiction (« *Gaussian Mixture Model* » (GMM) et QDA) appliqués aux vecteurs prédicteurs $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$ pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF. Le tableau 10.9 récapitule le point de meilleures performances (*Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp)) pour chacune des courbes ROC.

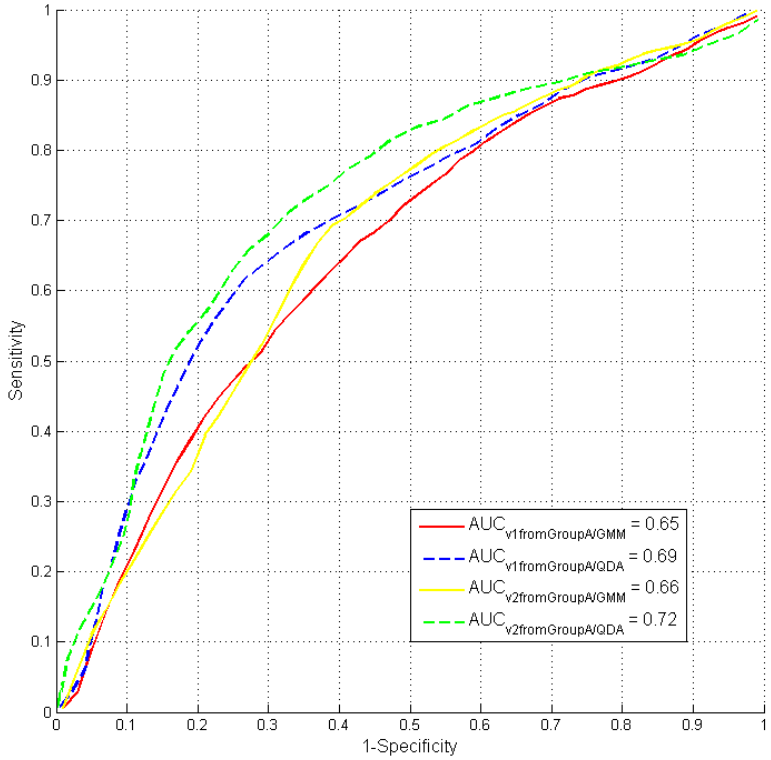


Fig. 10.17 – Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basée sur deux vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF.

TABLE 10.9 – Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes.

	GMM			QDA		
Vecteurs prédicteurs	Se(%)	Sp(%)	AUC	Se(%)	Sp(%)	AUC(IC 95%)
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupA}$	**60**	**63,6**	**0,65(0,63-0,66)**	63,6	71,4	0,69(0,69-0,72)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupA}$	66,4	63,6	0,66(0,65-0,68)	66,3	72,7	0,72(0,72-0,74)

Les courbes ROC de l'illustration 10.18 présentent les performances des deux modèles de prédiction (GMM et QDA) appliqués aux vecteurs prédicteurs $\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$ et $\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$ pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS. Le tableau 10.10 récapitule le point de meilleures performances (Se, Sp) pour chacune des courbes ROC.

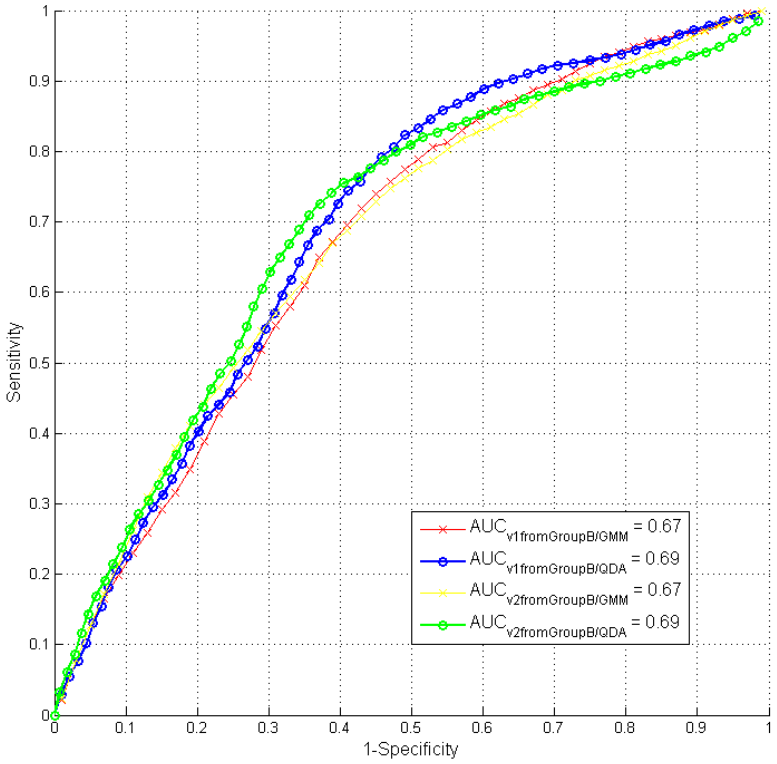


Fig. 10.18 – Courbes ROC et leurs AUC illustrant les performances de la classification bayésienne par GMM et par QDA basées sur 2 vecteurs de paramètres prédicteurs pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS.

TABLE 10.10 – Meilleures performances en Se et Sp extraites des courbes ROC précédentes.

	GMM			QDA		
Vecteurs prédicteurs	Se(%)	Sp(%)	AUC	Se(%)	Sp(%)	AUC(IC 95%)
$\overrightarrow{v}_{1\ du\ GroupB}$	**64,8**	**63,2**	**0,67(0,66-0,68)**	72,1	60,9	0,69(0,69-0,71)
$\overrightarrow{v}_{2\ du\ GroupB}$	66,4	61,8	0,67(0,66-0,68)	70	65,5	0,69(0,68-0,71)

Les deux derniers tracés de courbes ROC (figures 10.19 et 10.20) permettent de mener une comparaison entre le Group1 et le Group2, en observant les performances de la classification bayésienne par GMM pour la discrimination du GroupA : OR *versus* VF et pour la discrimination du GroupB : OR *versus* VF+ASYS .

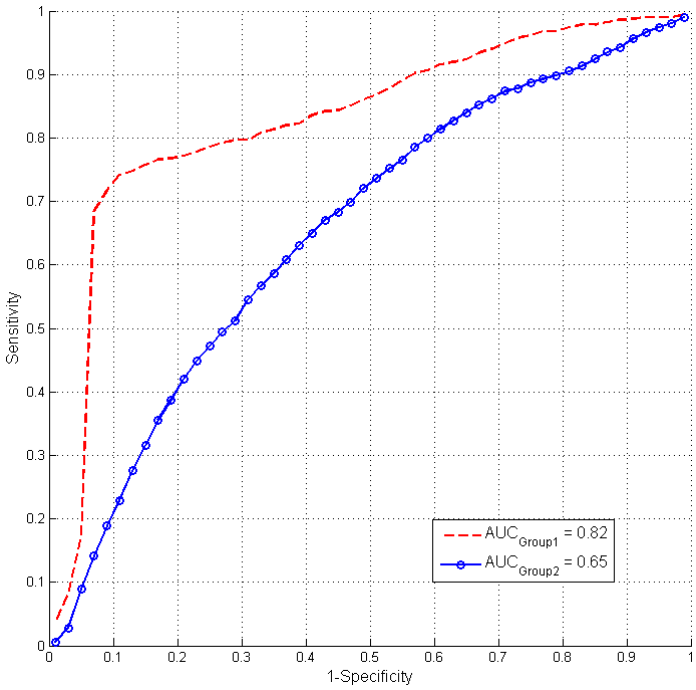


Fig. 10.19 – Courbes ROC et leurs AUC comparant les performances de la classification bayésienne par GMM pour la discrimination par le vecteur $\overrightarrow{v}_1$ du GroupA : OR *versus* VF pour les deux groupes de données : premiers chocs (Group1) et Autres chocs (Group2).

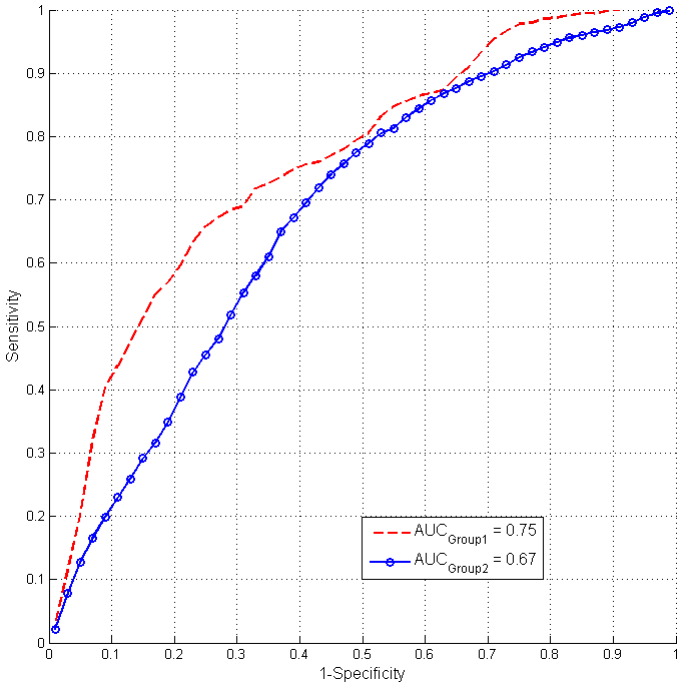


Fig. 10.20 – Courbes ROC et leurs AUC comparant les performances de la classification bayésienne par GMM pour la discrimination par le vecteur $\overrightarrow{v}_1$ du GroupB : OR *versus* VF+ASYS pour les deux groupes de données : premiers chocs (Group1) et Autres chocs (Group2).

10.3.4 Discussion

Par rapport au Group1, le tableau 10.8 du Group2 présente un nombre optimal de gaussiennes plus élevé allant de 1 à 5 composantes. Les courbes ROC illustrées en 10.19 et en 10.20 permettent une comparaison des performances de la classification bayésienne par GMM obtenues pour les deux groupes Group1 et Group2. Que ce soit pour discriminer le GroupA = OR *versus* VF (figure 10.17 et table 10.9) ou le GroupB = OR *versus* VF+ASYS (figure 10.18 et table 10.10), on assiste à une baisse des performances du modèle. La discrimination du GroupA voit son *« Area Under The ROC Curve »* (AUC) baisser de 0,82 à 0,65 et la discrimination du GroupB voit son AUC baisser de 0,75 à 0,67. Les courbes ROC de la figure 10.19 laissent effectivement supposer la présence d'une composante aléatoire certainement caractéristique d'une corrélation intra-patient et qui affecterait le pouvoir discriminant des paramètres prédicteurs. Comme nous l'avions déjà introduit dans la discussion au chapitre 10.2, des travaux de Gundersen *et al.* [65, 66] ont attiré notre attention sur les précautions à prendre lors de l'étude de données longitudinales. Dans le cas du Group2, nous étudions effectivement des données longitudinales puisque plusieurs chocs peuvent provenir d'un même patient. Une perspective de travaux supplémentaires serait d'analyser les chocs séparément : premiers chocs, deuxièmes chocs, troisièmes chocs, etc... Le nombre de groupes de chocs doit être limité de telle sorte que chacun des groupes ait approximativement le même effectif. Le premier histogramme de l'illustration 10.21 montre les effectifs de chaque groupe contenant les premiers chocs jusqu'aux 19es chocs. On s'aperçoit que sur les 139 patients, très rapidement le nombre de patients ayant eu deux chocs et trois chocs diminue de 109 à 71 respectivement. Les histogrammes de l'illustration 10.21 mettent également en évidence la présence d'interventions comprenant jusqu'à 18-19 chocs. Le deuxième histogramme de l'illustration 10.21 montre que parmi les 139 patients, 39 d'entre eux n'ont eu qu'un seul et unique choc électrique.

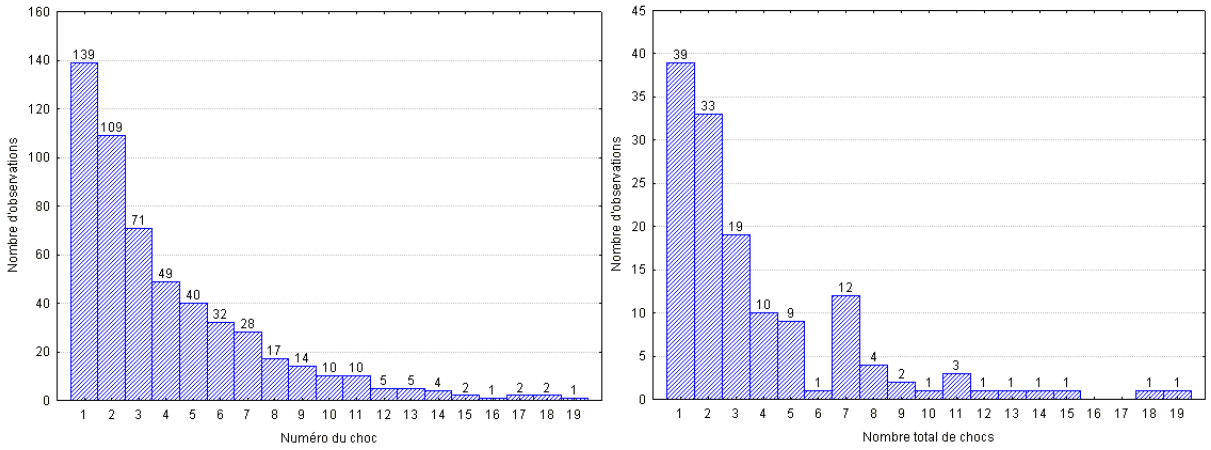


Fig. 10.21 – Histogramme présentant l'effectif pour chacun des groupes de chocs et histogramme présentant le nombre de patients en fonction du nombre total de chocs.

Afin de pouvoir trouver une explication à cette chute de performance lorsque le modèle de classification est appliqué au Group2, nous avons voulu vérifier quel est le classement des paramètres prédicteurs lorsque la fonction *« Matlab^{TM} rankfeatures »* est appliquée au Group2 pour d'une part discriminer les classes OR et VF et d'autre part discriminer les classes OR et VF+ASYS. Par analyse des figures 10.22 et 10.23 et des tables 10.11 et 10.12, il apparaît que les 4 meilleurs paramètres prédicteurs sont *« Root Mean Square Amplitude »* (RMSA), *« Mean Peak-to-Peak Amplitude »* (MPtPA), *« Median Slope »* (MdS), *« Logarithm of the Absolute Correlations »* (LAC) pour discriminer OR *versus* VF et RMSA, MPtPA, *« Median Frequency »* (MdF), MdS pour discriminer OR *versus* VF+ASYS.

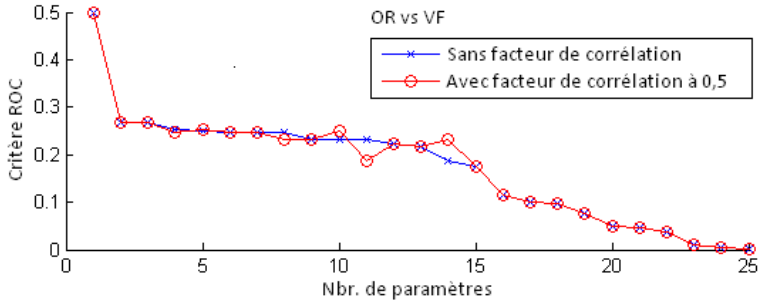


Fig. 10.22 – Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF du Group2, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation.

TABLE 10.11 – Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF du Group2.

	Sans facteur de corrélation		Avec facteur de corrélation à 0,5	
	Paramètre	Critère	Paramètre	Critère
1	RMSA	0,500	**RMSA**	0,500
2	MPtPA	0,269	**MPtPA**	0,269
3	MdS	0,267	**MdS**	0,267
4	MdF	0,253	**LAC**	0,247
5	MdPtPA	0,249	MdF	0,253
6	SF	0,248	PtPA	0,247
7	LAC	0,247	SF	0,248
8	PtPA	0,247	DFAFreq	0,232
9	PF	0,233	PF	0,233
10	DFAFreq	0,232	MdPtPA	0,249
11	AMSA	0,231	ScEAmp	0,186
12	E	0,223	E	0,223
13	ScEFreq	0,216	ScEFreq	0,216
14	ScEAmp	0,186	AMSA	0,231
15	MP	0,175	MP	0,175
16	DFASlope1	0,115	DFASlope1	0,115
17	PSA	0,101	PSA	0,101
18	CF	0,097	CF	0,097
19	ScESlope1	0,077	ScESlope1	0,077
20	CP	0,050	CP	0,050
21	Bu	0,046	Bu	0,046
22	DFASlope2	0,038	DFASlope2	0,038
23	Bd	0,010	Bd	0,010
24	MS	0,004	MS	0,004
25	DFAAmp	0,000	DFAAmp	0,000

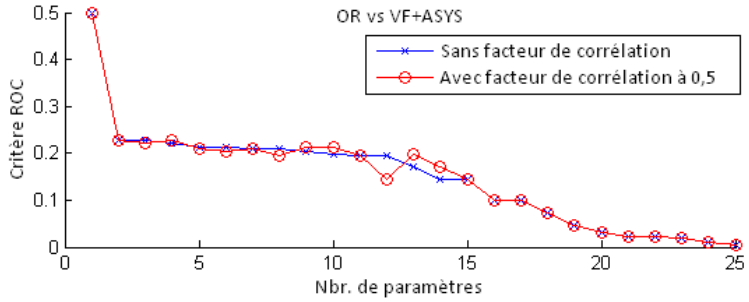


Fig. 10.23 – Evolution du critère ROC de séparabilité des classes OR et VF+ASYS du Group2, au cours de l'ajout de nouveaux paramètres avec et sans facteur de corrélation.

TABLE 10.12 – Classement des paramètres prédicteurs par la fonction « *Matlab*^{TM} *rankfeatures* » ROC (sans et avec facteur de corrélation) pour discriminer les classes OR et VF+ASYS du Group2.

	Sans facteur de corrélation		Avec facteur de corrélation à 0,5	
	Paramètre	Critère	Paramètre	Critère
1	RMSA	0,500	**RMSA**	0,500
2	MPtPA	0,229	**MPtPA**	0,229
3	MdS	0,228	**MdF**	0,223
4	MdF	0,223	**MdS**	0,228
5	MdPtPA	0,214	LAC	0,209
6	SF	0,213	PF	0,202
7	LAC	0,209	PtPA	0,209
8	PtPA	0,209	DFAFreq	0,196
9	PF	0,202	SF	0,213
10	AMSA	0,199	MdPtPA	0,214
11	DFAFreq	0,196	E	0,195
12	E	0,195	ScEAmp	0,144
13	ScEFreq	0,170	AMSA	0,199
14	MP	0,145	ScEFreq	0,170
15	ScEAmp	0,144	MP	0,145
16	DFASlope1	0,100	DFASlope1	0,100
17	CF	0,100	CF	0,100
18	PSA	0,073	PSA	0,073
19	Bd	0,045	Bd	0,045
20	ScESlope1	0,030	ScESlope1	0,030
21	Bu	0,023	DFASlope2	0,023
22	DFASlope2	0,023	Bu	0,023
23	CP	0,020	CP	0,020
24	DFAAmp	0,011	DFAAmp	0,011
25	MS	0,003	MS	0,003

Conclusion

Dans cet ultime chapitre, nous récapitulons les différentes contributions de ces travaux de thèse dont l'objectif était d'analyser les signaux d'arrêts cardiaques de « *Ventricular Fibrillation* » (VF) en cas d'intervention d'urgence avec défibrillateur automatisé afin d'une part optimiser les temps de pause péri-choc et d'autre part prédire l'efficacité de défibrillation. Les différentes méthodes proposées dans le présent manuscrit ont montré leurs potentiels dans le contexte d'utilisation en laboratoire R&D. L'application des méthodes au contexte clinique est l'étape ultérieure. Cependant, les études menées jusqu'à présent et les premiers résultats obtenus ont mis en évidence des limitations et plusieurs points doivent encore être approfondis. Les différentes perspectives de ces travaux font l'objet de la dernière partie de ce chapitre.

Conclusions

Les travaux engagés sur notre problématique se sont répartis en quatre parties. Dans la première partie, les notions essentielles de la rythmologie et surtout de l'*Arrêt Cardio-Respiratoire* (ACR) ont été revues. Un état de l'art détaillé a ensuite été dressé sur la problématique spécifique à la prédiction de l'efficacité de défibrillation. De cet état de l'art, nous avons extraits les principaux paramètres prédicteurs et nous avons tiré une direction de recherche privilégiée, à savoir : le classifieur de Bayes utilisant les modèles de mélange de gaussiennes (« *Gaussian Mixture Model* » (GMM)), qui a été largement développé en quatrième partie de ce manuscrit. Les tableaux du chapitre 3.2 récapitulent de manière exhaustive les performances atteintes par d'autres équipes de recherche ayant travaillé sur le sujet que ce soit sur le modèle humain (26 références bibliographiques) ou le modèle animal (15 références bibliographiques). Ces tableaux regroupent les informations quant au nombre d'individus, au nombre de chocs, à la fréquence d'échantillonnage, à la durée d'analyse, aux paramètres de l'*Électrocardiogramme* (ECG) évalués et aux résultats en termes d'« *Area Under The ROC Curve* » (AUC) et/ou *Sensibilité* (Se), *Spécificité* (Sp). Ces informations ont permis de nous situer par rapport aux études déjà menées par les autres équipes de recherche.

La deuxième partie a été consacrée aux bases de données dont il a été fait usage au cours de cette thèse. La constitution de banque de données de signaux ECG de référence est l'une des clefs de l'avancement des travaux de conception d'algorithmes de décision/prédiction. Concernant la problématique de prédiction d'efficacité de défibrillation, malgré un investissement et un nombre de démarches non négligeables, certaines méthodes de recueil de signaux n'ont pas pu aboutir, il a donc fallu rapidement envisager d'autres alternatives pour la création de base de données, décrites au chapitre 6.2. Cette étape préliminaire du projet a pris beaucoup plus de temps que prévu, tant au niveau du recueil qu'au niveau de l'annotation. L'utilisation de signaux Holter d'arrêt cardiaque avec VF (encore trop peu nombreux) n'a pas permis à ce jour d'émettre des hypothèses sur les morphologies de VF à détecter. L'utilisation d'une base de signaux d'arrêts cardiaques extrahospitaliers a donc été nécessaire. Ce type de données n'a cependant pas permis d'étudier toute l'évolution de la forme du signal en fonction du temps car le délai « collapsus du patient - branchement du *Défibrillateur Automatisé Externe* (DAE) » est au mieux estimé à plusieurs dizaines de secondes près. Concernant la problématique d'optimisation des délais péri-choc, des bases de données ont été constituées et annotées pour permettre dans un premier temps de confirmer la présence réelle de délais de pause péri-choc lors de la procédure

de *Réanimation Cardio-Pulmonaire* (RCP) et dans un deuxième temps de développer le module de détection de *« Real End of Chest Compressions »* (REoCC) et du processus de détection de VF rapide (*« Analyzing Whilst Compressing »* (AWC)).

Les livrables de cette deuxième partie sont donc quatre bases de données caractérisées, étiquetées et totalement anonymisées accompagnées de leur protocole d'annotation et de test de validation des modules de détection/prédiction.

L'idée conductrice de ce travail de thèse était d'améliorer le taux de survie à un arrêt cardiaque extra-hospitalier. Une première voie d'investigation du sujet d'étude était de proposer un fonctionnement de défibrillateur optimal afin de réduire les temps de pause péri-choc durant la procédure de réanimation. Pour ce faire, la troisième partie a permis d'exposer le principe de fonctionnement d'un nouveau processus (AWC) de fonctionnement combiné des différents modules de détection embarqués dans le DAE (détection de VF, détection de massage cardiaque, détection d'interférences électromagnétiques). Les travaux relatifs à cette partie ont ainsi permis l'évolution et la complexification du module de détection de VF indemne de tout artefact et ont également contribué à la conception de nouveaux modules, tels que la détection de REoCC et la détection de VF pendant le massage cardiaque. Rappelons que la période de massage cardiaque est habituellement impossible à analyser du fait de la présence d'artefacts sur le signal utile. Les fonctionnalités que propose l'AWC sont dans l'esprit des nouvelles recommandations de l'*« European Resuscitation Council »* (ERC)-*« American Heart Association »* (AHA) 2010, en terme de réduction des interruptions de massage cardiaque à moins de 5-10 s. En connaissance de l'état de l'art sur le sujet un tel processus n'a pas encore été proposé à ce jour.

Chacun des modules de détection et de filtrage abordés dans cette troisième partie ont fait l'objet d'un projet d'entreprise auquel j'ai pu apporter mes contributions au sein de l'équipe R&D Schiller Médical, ce qui a permis de valoriser mes travaux de thèse dans le domaine de la recherche appliquée.

La dernière et quatrième partie du manuscrit a été consacrée à la deuxième voie d'investigation du sujet d'étude : la prédiction de l'efficacité de défibrillation. L'objectif est de préconiser un choc électrique uniquement si son succès est garanti. Diminuer le nombre de chocs « futiles » permettra encore plus de réduire les délais de pause péri-choc.

Un classifieur bayésien utilisant le modèle de mélange de gaussiennes GMM a été proposé pour représenter les distributions conditionnelles de classe $P(\overrightarrow{v}/Success\ à\ 5\ s)$ et $P(\overrightarrow{v}/Non\ Success\ à\ 5\ s)$ connaissant les combinaisons $\overrightarrow{v}$ de paramètres les plus prédicteurs de l'issue de défibrillation à 5 s post-choc. Par rapport à d'autres travaux déjà publiés, cette méthode permet l'utilisation de séparateurs non-linéaires et non plus de simples séparations par un hyper-plan. Un autre apport par rapport à la bibliographie existante a été l'utilisation de l'*« Expectation Maximization »* (EM) combiné aux GMM, un algorithme scientifique formalisé et justifié théoriquement pour mener à bien la procédure d'apprentissage des paramètres de la densité de probabilité des GMM.

L'onde de VF a été étudiée par extraction de paramètres issus du domaine temporel, fréquentiel et de la dynamique non-linéaire. La VF a ainsi été analysée en tant que processus stochastique, ceci visant à montrer que la VF d'apparence chaotique comprend de l'ordre. En effet, l'imprévisibilité du processus stochastique ne signifie pas qu'il soit complètement aléatoire.

Les résultats issus de l'analyse de deux groupes de signaux de VF pré-choc (Group1 = les premiers chocs et Group2 = les deuxièmes et autres chocs) a permis de mettre en évidence une différence évidente d'efficacité de classification des deux rythmes 5 s post-choc (*« Organized Rhythm »* (OR) *versus* VF) pour le Group2. Ces résultats ont conforté une constatation réalisée auparavant dans la littérature quant à la présence de correlation intra-patient. Ce qui suggérerait de manier avec précaution les données dites longitudinales, c'est-à-dire plusieurs chocs provenant d'un même patient. Notre étude a d'ailleurs permis de mettre en évidence des paramètres prédicteurs totalement différents pour le Group1 et pour le Group2.

De manière générale, l'ensemble des méthodes proposées a permis d'atteindre des résultats prometteurs pour à la fois réduire les temps de pause péri-choc et prédire le succès de la défibrillation à

5 s post-choc de défibrillation et ainsi espérer améliorer le taux de survie à un arrêt cardiaque.

Nous venons de récapituler les points clés détaillés dans ce mémoire, ainsi que les principales remarques évoquées lors des travaux réalisés sur notre problématique. A présent, nous donnons quelques directions pour de futures recherches concernant les deux problématiques de ce sujet de thèse.

Perspectives

Concernant les travaux menés sur la première problématique de réduction des délais de pause péri-choc, les perspectives sont à présent essentiellement d'ordre clinique. Ainsi pour montrer l'utilité de ce nouveau processus d'AWC, il faudra lancer une étude en collaboration avec les centres de secours (*Service Départemental d'Incendie et de Secours* (SDIS), *Brigade de Sapeurs-Pompiers de Paris* (BSPP), etc...). Le processus d'AWC complet sera a terme implémenté dans des DSAs prototypes. Cette phase d'intégration des algorithmes embarqués a déjà été débutée. L'intégration achevée, les DSAs prototypes nécessiteront encore de passer une batterie de tests de validation afin de vérifier leur adéquation aux spécifications fixées. Pour ce faire, le processus de test existant devra également être amélioré en vue d'une validation du fonctionnement concomitant des différents algorithmes de l'AWC. Il reste cependant une question ouverte relative à l'efficacité du filtrage adaptatif du 16 Hz lors du processus d'AWC, question qui nécessite encore des investigations.

Exposons à présent les perspectives relatives à la deuxième problématique de prédiction de l'efficacité de défibrillation. Tout d'abord d'avantage de signaux ECG de patients en arrêt cardiaque avec VF devraient être collectés. Il serait intéressant d'inclure, à ces bases de données, des informations additionnelles d'ordre étiologiques ou encore concernant le délai « collapsus du patient - branchement du DAE ». En effet, avant toute tentative d'amélioration du modèle de prédiction établi, il serait nécessaire de confirmer les résultats jusqu'ici obtenus à partir d'une nouvelle base de données indépendante, ceci bien que nous ayons déjà utilisé une procédure de validation-croisée (décrite dans le protocole opératoire du chapitre 10.1).

Les résultats de prédiction d'efficacité de défibrillation de nos travaux ont été obtenus en définissant le succès par un retour à un rythme organisé à 5 s post-choc (soit présence de un ou plusieurs complexes QRS jusqu'à 5 s après le choc). Les annotations ayant également été réalisées à 15, 30, 60 et 120 s post-choc, il serait intéressant de mener le même type d'étude en modifiant la définition du succès de défibrillation. On pourrait même envisager de définir un succès de défibrillation dès lors qu'il y a eu un rythme organisé dans les 60 s post-choc : ceci correspond à notre annotation *« Return Of Organized Rhythm »* (ROOR) (vue au chapitre 6.3). Une limitation majeure dans la définition de notre succès de défibrillation par rapport aux autres études de l'état de l'art est l'absence d'information quant au retour d'un pouls palpable.

Les différentes étapes de l'élaboration du module de prédiction, exposées au chapitre 9 laisse un nombre de perspectives d'amélioration ouvertes. Concernant l'évaluation des paramètres 9.2, dans le domaine fréquentiel plusieurs bandes de fréquences différentes pourraient être exploitées. De plus la transformée en ondelettes pourrait être une représentation alternative à celle fournie par la transformée de Fourier. Ce qui permettrait d'extraire du signal de VF des informations locales d'ordre fréquentiel mais également temporel.

En ce qui concerne la durée de la période d'analyse pré-choc : une étude pourrait être menée afin d'évaluer la longueur de signal de VF à analyser pour atteindre les meilleurs performances.

Comme nous avons pu le voir, les méthodes d'estimations bayésiennes permettent l'introduction de connaissances *a priori* provenant d'informations connues sur les signaux ou apprises sur des données d'entraînement. Les performances obtenues pour prédire le succès de la défibrillation à 5 s post-premier choc sont prometteuses. Cependant, en attendant une base de données de taille plus importante, on suggère de confirmer les résultats en appliquant une autre méthode de détermination du nombre

optimal de composantes des GMM : par exemple par évaluation du critère de sélection de modèle « *Bayesian Information Criterion* » (BIC). Le principe serait d'appliquer l'algorithme de K-means avec plusieurs K et choisir le K qui donne le meilleur BIC. Ces méthodes d'estimations bayésiennes autorisent également une adaptation en ligne et souvent incrémentale au fur et à mesure de l'acquisition de nouvelles données. Ceci est particulièrement intéressant dans le cas de signaux non stationnaires et peut faire partie des perspectives d'amélioration.

D'autres techniques de classifications pourraient être mises en place pour pouvoir mener une comparaison en terme de performance : en particulier la méthode à histogramme, puisqu'elle se rapproche le plus de notre technique et qu'elle a déjà été utilisée et publiée dans le domaine d'étude.

Parallèlement à l'amélioration du modèle de prédiction, on pourrait envisager d'analyser les signaux Holter d'arrêt cardiaque qui nous a été possible de récupérer (en cardiologie de Brabois ou des bases de données PhysioNet) et qui ont été décrits au chapitre 6.2. L'évolution des paramètres prédicteurs au cours du temps pourrait être quantifiée durant les 10 premières minutes depuis l'initiation de la VF. Une étude d'évolution temporelle pourrait également s'opérer sur les signaux ECG acquis par les défibrillateurs Schiller. L'initiation de la VF n'étant pas enregistrée par les DAE, l'étude serait plutôt à envisager à l'issue d'un massage cardiaque ou durant la courte période d'insufflation afin de pouvoir quantifier l'effet de la RCP sur les paramètres prédicteurs.

Les différents modules proposés durant ces travaux peuvent être utilisés ensemble. Concernant le fonctionnement combiné du module de prédiction d'efficacité de défibrillation et de l'AWC au sein du processus de décision d'un DAE, deux alternatives ont été introduites par la figure 9.3 au chapitre 9.2. Soit la prédiction fait suite à la détection de VF sur ECG indemne d'artefact (Analyse 2), soit elle se fait directement à la suite de la détection de VF en présence de massage cardiaque (Analyse 1). Pour cette seconde alternative, une étude de faisabilité doit être menée au préalable.

Bibliographie

[1] *The Netter Collection of Medical Illustrations*, volume 5 -The Heart. Ciba Pharmaceutical Company, 1992.

[2] H. Blangy, C. De Chillou, N. Sadoul, and E. Aliot. Défibrillateurs semi-automatiques et mort subite de l'athlète. *Cardio et Sport : La revue pratique de la cardiologie de l'effort*, 5, 2005.

[3] R.W. Koster, M.A. Baubin, L.L. Bossaert, A. Caballero, P. Cassan, M. Castrén, C. Granja, A.J. Handley, K.G. Monsieurs, G.D. Perkins, V. Raffay, and C. Sandroni. European Resuscitation Council Guidelines for Resuscitation 2010 Section 2. Adult basic life support and use of automated external defibrillators. *Resuscitation*, 81(10) :1277–1292, 2010.

[4] S. Tufféry. *Data mining et statistique décisionnelle*. Editions technip edition, 2007.

[5] A.R. Webb. *Statistical pattern recognition*. John Wiley and Sons (2nd edition), 2002.

[6] S. Theodoridis and K. Koutroumbas. *Pattern recognition*. Academic Press, 2006.

[7] B. Aehlert. *L'ECG rendu facile*. Maloine, 2009.

[8] R.E. Kerber, L.B. Becker, J.D. Bourland, R.O. Cummins, A.P. Hallstrom, M.B. Michos, G. Nichol, J.P. Ornato, W.H. Thies, R.D. White, and B.D. Zuckerman. Automatic External Defibrillators for Public Access Defibrillation : Recommendations for Specifying and Reporting Arrhythmia Analysis Algorithm Performance, Incorporating New Waveforms, and Enhancing Safety : A Statement for Health Professionals From the American Heart Association Task Force on Automatic External Defibrillation, Subcommittee on AED Safety and Efficacy. *Circulation*, 95(6) :1677–1682, 1997.

[9] R.O. Cummins, J.P. Ornato, W.H. Thies, and P.E. Pepe. Improving survival from sudden cardiac arrest : the "chain of survival" concept. A statement for health professionals from the Advanced Cardiac Life Support Subcommittee and the Emergency Cardiac Care Committee, American Heart Association. *Circulation*, 83(5) :1832–1847, 1991.

[10] J.P. Nolan, J. Soar, D.A. Zideman, D. Biarent, L.L. Bossaert, C. Deakin, R.W. Koster, J. Wyllie, and B. Böttiger. European Resuscitation Council Guidelines for Resuscitation 2010 Section 1. Executive summary. *Resuscitation*, 81(10) :1219–1276, 2010.

[11] C.D. Deakin, J.P. Nolan, K. Sunde, and R.W. Koster. European Resuscitation Council Guidelines for Resuscitation 2010 Section 3. Electrical therapies : Automated external defibrillators, defibrillation, cardioversion and pacing. *Resuscitation*, 81(10) :1293–1304, 2010.

[12] S. Menetre and J.P. Didon. A New Criterion for Assessment of Arrhythmia Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole upper Threshold Value. In *American Heart Association, Inc., Resuscitation Science Symposium*, volume 118, page S1477, New-Orleans, 2008. Circulation.

[13] V. Krasteva, I. Jekova, S. Menetre, T. Stoyanov, I. Dotsinsky, and J.P. Didon. A New VF Detection Method During Cardio Pulmonary Resuscitation That Minimizes Hands-off Time. In *American Heart Association, Inc., Resuscitation Science Symposium*, page 120 :S640, Orlando, 2009. Circulation.

[14] I. Jekova, V. Krasteva, S. Menetre, T. Todor Stoyanov, I. Christov, R. Fleischhackl, J.J. Schmid, and J.P. Didon. Bench study of the accuracy of a commercial AED arrhythmia analysis algorithm in the presence of electromagnetic interferences. *Physiological Measurement*, 30(7) :695, 2009.

[15] J.P. Didon, S. Menetre, I. Jekova, and V. Krasteva. Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation . In *American Heart Association, Inc., Resuscitation Science Symposium*, Chicago, 2010. Circulation.

[16] D.E. Newby, N.R. Grubb, and N. Mansencal. *Cardiologie*. Elsevier, 2006.

[17] M.S. Runge, F.H. Netter, and M.E. Ohman. *Netter's Cardiology*. Elsevier - Health Sciences Division, 2005.

[18] A.R. Houghton, D. Gray, and F. Jan. *Maîtriser l'ECG*. Masson, 2005.

[19] D. Yannopoulos, S. McKnite, T.P. Aufderheide, G. Sigurdsson, R.G. Pirrallo, D. Benditt, and K.G. Lurie. Effects of incomplete chest wall decompression during cardiopulmonary resuscitation on coronary and cerebral perfusion pressures in a porcine model of cardiac arrest. *Resuscitation*, 64(3) :363–372, 2005.

[20] C.D. Deakin and J.P. Nolan. European Resuscitation Council Guidelines for Resuscitation 2005 : Section 3. Electrical therapies : Automated external defibrillators, defibrillation, cardioversion and pacing. *Resuscitation*, 67 :S25–S37, 2005.

[21] P. Fenici, A. H. Idris, K.G. Lurie, S. Ursella, and A. Gabrielli. What is the optimal chest compression-ventilation ratio ? *Current Opinion in Critical Care*, 11 :204–11, 2005.

[22] T. Eftestol, K. Sunde, and P.A. Steen. Effects of Interrupting Precordial Compressions on the Calculated Probability of Defibrillation Success During Out-of-Hospital Cardiac Arrest. *Circulation*, 105(19) :2270–2273, 2002.

[23] A.W. Diack, W.S. Welborn, R.G. Rullman, C.W. Walter, and M.A. Wayne. An automatic cardiac resuscitator for emergency treatment of cardiac arrest. *Medical Instrumentation*, 13(2) :78–83, 1979.

[24] T. Yu, M.H. Weil, W. Tang, S. Sun, K. Klouche, H. Povoas, and J. Bisera. Adverse Outcomes of Interrupted Precordial Compression During Automated Defibrillation. *Circulation*, 106(3) :368–372, 2002.

[25] L.J. Morrison, P. Dorian, J. Long, M. Vermeulen, B. Schwartz, B. Sawadsky, J. Frank, B. Cameron, R. Burgess, J. Shield, P. Bagley, V. Mausz, J.E. Brewer, and B.B. Lerman. Out-of-hospital cardiac arrest rectilinear biphasic to monophasic damped sine defibrillation waveforms with advanced life support intervention trial (ORBIT). *Resuscitation*, 66(2) :149–157, 2005.

[26] L. Wik, T.B. Hansen, F. Fylling, T. Steen, P. Vaagenes, B.H. Auestad, and P.A. Steen. Delaying defibrillation to give basic cardiopulmonary resuscitation to patients with out-of-hospital ventricular fibrillation : a randomized trial. *JAMA*, 289(11) :1389–95, 2003.

[27] S. Einav, C. Weissman, J. Kark, C. Lotan, and I. Matot. Future shock : automatic external defibrillators. *Current Opinion in Anesthesiology*, 18(2) :175–180, 2005.

[28] T.D. Valenzuela, D.J. Roe, G. Nichol, L.L. Clark, D.W. Spaite, and R.G. Hardman. Outcomes of Rapid Defibrillation by Security Officers after Cardiac Arrest in Casinos. *The New England Journal of Medicine*, 343(17) :1206–1209, 2000.

[29] R.L. Page, J.A. Joglar, R.C. Kowal, J.D. Zagrodzky, L.L. Nelson, K. Ramaswamy, S.J. Barbera, M.H. Hamdan, and D.K. McKenas. Use of Automated External Defibrillators by a U.S. Airline. *The New England Journal of Medicine*, 343(17) :1210–1216, 2000.

[30] A. Capucci, D. Aschieri, M.F. Piepoli, G.H. Bardy, E. Iconomu, and M. Arvedi. Tripling Survival From Sudden Cardiac Arrest Via Early Defibrillation Without Traditional Education in Cardiopulmonary Resuscitation. *Circulation*, 106(9) :1065–1070, 2002.

[31] L.A. Cobb, C.E. Fahrenbruch, T.R. Walsh, M.K. Copass, M. Olsufka, M. Breskin, and A.P. Hallstrom. Influence of Cardiopulmonary Resuscitation Prior to Defibrillation in Patients With Out-of-Hospital Ventricular Fibrillation. *JAMA*, 281(13) :1182–1188, 1999.

[32] W.D. Weaver, L.A. Cobb, D. Dennis, R. Ray, A.P. Hallstrom, and M.K. Copass. Amplitude of ventricular fibrillation waveform and outcome after cardiac arrest. *Annals of Internal Medicine*, 102(1) :53–5, 1985.

[33] G. Martin, J. Cosin, M. Such, A. Hernandez, and P. Llamas. Relation between power spectrum time course during ventricular fibrillation and electromechanical dissociation. Effects of coronary perfusion and nifedipine. *European Heart Journal*, 7(7) :560–9, 1986.

[34] K. B. Kern, H. S. Garewal, A. B. Sanders, W. Janas, J. Nelson, D. Sloan, W. A. Tacker, and G. A. Ewy. Depletion of myocardial adenosine triphosphate during prolonged untreated ventricular fibrillation : effect on defibrillation success. *Resuscitation*, 20(3) :221–9, 1990.

[35] R. V. Ditchey, Y. Goto, and J. Lindenfeld. Myocardial oxygen requirements during experimental cardiopulmonary resuscitation. *Cardiovascular Research*, 26(8) :791–7, 1992.

[36] J. Xie, M.H. Weil, S. Sun, W. Tang, Y. Sato, X. Jin, and J. Bisera. High-Energy Defibrillation Increases the Severity of Postresuscitation Myocardial Dysfunction. *Circulation*, 96(2) :683–688, 1997.

[37] H. Yamaguchi, M.H. Weil, W. Tang, T. Kamohara, X. Jin, and J. Bisera. Myocardial dysfunction after electrical defibrillation. *Resuscitation*, 54(3) :289–296, 2002.

[38] I. Jekova, F. Mougeolle, and A. Valance. Defibrillation shock success estimation by a set of six parameters derived from the electrocardiogram. *Physiological Measurement*, 25(5) :1179–1188, 2004.

[39] A. Amann, K. Rheinberger, U. Achleitner, A.C. Krismer, W. Lingnau, K.H. Lindner, and V. Wenzel. The prediction of defibrillation outcome using a new combination of mean frequency and amplitude in porcine models of cardiac arrest. *Anesthesia and Analgesia*, 95(3) :716–22, 2002.

[40] H.P. Povoas, M.H. Weil, W. Tang, J. Bisera, K. Klouche, and A. Barbatsis. Predicting the success of defibrillation by electrocardiographic analysis. *Resuscitation*, 53(1) :77–82, 2002.

[41] F.A. Hamprecht, U. Achleitner, A.C. Krismer, K.H. Lindner, V. Wenzel, H.U. Strohmenger, W. Thiel, W.F. van Gunsteren, and A. Amann. Fibrillation power, an alternative method of ECG spectral analysis for prediction of countershock success in a porcine model of ventricular fibrillation. *Resuscitation*, 50(3) :287–96, 2001.

[42] M. Podbregar, M. Kovacic, A. Podbregar-Mars, and M. Brezocnik. Predicting defibrillation success by 'genetic' programming in patients with out-of-hospital cardiac arrest. *Resuscitation*, 57(2) :153–9, 2003.

[43] Z. Yang, Z. Yang, W. Lu, R.G. Harrison, T. Eftestol, and P.A. Steen. A probabilistic neural network as the predictive classifier of out-of-hospital defibrillation outcomes. *Resuscitation*, 64(1) :31–6, 2005.

[44] C.G. Brown and R. Dzwonczyk. Signal analysis of the human electrocardiogram during ventricular fibrillation : frequency and amplitude parameters as predictors of successful countershock. *Annals of Emergency Medicine*, 27(2) :184–8, 1996.

[45] H.U. Strohmenger, K.H. Lindner, and C.G. Brown. Analysis of the Ventricular Fibrillation ECG Signal Amplitude and Frequency Parameters as Predictors of Countershock Success in Humans. *Chest*, 111(3) :584–589, 1997.

[46] H.U. Strohmenger, T. Eftestol, K. Sunde, V. Wenzel, M. Mair, H. Ulmer, K.H. Lindner, and P.A. Steen. The Predictive Value of Ventricular Fibrillation Electrocardiogram Signal Frequency and Amplitude Variables in Patients with Out-Of-Hospital Cardiac Arrest. *Anesthesia and Analgesia*, 93(6) :1428–1433, 2001.

[47] A. Neurauter, J. Kramer-Johansen, J. Eilevstjonn, H. Myklebust, V. Wenzel, K.H. Lindner, T. Eftestol, P.A. Steen, and H.U. Strohmenger. Estimation of the duration of ventricular fibrillation using ECG single feature analysis. *Resuscitation*, 73(2) :246–252, 2007.

[48] A. Neurauter, T. Eftestol, J. Kramer-Johansen, B.S. Abella, K. Sunde, V. Wenzel, K.H. Lindner, J. Eilevstjonn, H. Myklebust, P.A. Steen, and H.U. Strohmenger. Prediction of countershock success using single features from multiple ventricular fibrillation frequency bands and feature combinations using neural networks. *Resuscitation*, 73(2) :253–63, 2007.

[49] A. Neurauter, T. Eftestol, J. Kramer-Johansen, B.S. Abella, V. Wenzel, I.M. Lindner, J. Eilevstjonn, H. Myklebust, P.A. Steen, F. Sterz, B. Jahn, and H. U. Strohmenger. Improving countershock success prediction during cardiopulmonary resuscitation using ventricular fibrillation features from higher ECG frequency bands. *Resuscitation*, 79(3) :453–459, 2008.

[50] F.A. Hamprecht, D. Jost, M. Ruttimann, F. Calamai, and J.J. Kowalski. Preliminary results on the prediction of countershock success with fibrillation power. *Resuscitation*, 50(3) :297–9, 2001.

[51] G. Ristagno, W. Tang, S. Sun, F. Geheb, and M.H. Weil. Prediction Of Successful Defibrillation In Human Victims Of Out Of Hospital Cardiac Arrest. In *Circulation*, volume 116, page II 436 b, October 2007.

[52] L.Y. Lin, M.T. Lo, P.C. Ko, C. Lin, W.C. Chiang, Y.B. Liu, K. Hu, J.L. Lin, W.J. Chen, and M.H. Ma. Detrended fluctuation analysis predicts successful defibrillation for out-of-hospital ventricular fibrillation cardiac arrest. *Resuscitation*, 81(3) :297–301, 2010.

[53] C.W. Callaway, L.D. Sherman, V.N. Mosesso, T.J. Dietrich, E. Holt, and M.C. Clarkson. Scaling Exponent Predicts Defibrillation Success for Out-of-Hospital Ventricular Fibrillation Cardiac Arrest. *Circulation*, 103(12) :1656–1661, 2001.

[54] L.D. Sherman, T.D. Rea, C Fahrenbruch, and R. Phelps. Predictive Characteristics of Six ECG Waveform Measures on Out of Hospital Ventricular Fibrillation Arrest. In *Circulation*, volume 120, November 2009.

[55] L.D. Sherman, T.D. Rea, J.D. Waters, J.J. Menegazzi, and C.W. Callaway. Logarithm of the absolute correlations of the ECG waveform estimates duration of ventricular fibrillation and predicts successful defibrillation. *Resuscitation*, 78(3) :346–354, 2008.

[56] L.D. Sherman, J.T. Niemann, T.D. Rea, J.P. Rosborough, J.D. Waters, and J.J. Menegazzi. Electrocardiogram Waveform Analysis Reveals Probability of Return of Spontaneous Circulation in Both Swine and Human Subjects. In *Circulation*, volume 118, pages S 1475–1476, October 2008.

[57] J. N. Watson, N. Uchaipichat, P.S. Addison, G.R. Clegg, C. E. Robertson, T. Eftestol, and P.A. Steen. Improved prediction of defibrillation success for out-of-hospital VF cardiac arrest using wavelet transform methods. *Resuscitation*, 63(3) :269–75, 2004.

[58] J.N. Watson, P.S. Addison, G.R. Clegg, P.A. Steen, and C.E. Robertson. Wavelet transform-based prediction of the likelihood of successful defibrillation for patients exhibiting ventricular fibrillation. *Measurement Science and Technology*, 16 :L1–L6, 2005.

[59] J.N. Watson, P.S. Addison, G. Clegg, P.A. Steen, and C.E. Robertson. Practical issues in the evaluation of methods for the prediction of shock outcome success in out-of-hospital cardiac arrest patients. *Resuscitation*, 68(1) :51–59, 2006.

[60] K.G. Monsieurs, H. De Cauwer, F.L. Wuyts, and L.L Bossaert. A rule for early outcome classification of out-of-hospital cardiac arrest patients presenting with ventricular fibrillation. *Resuscitation*, 36(1) :37–44, 1998.

[61] J.H. Indik, M. Peters, Craig, R.L. Donnerstein, P. Ott, K.B. Kern, and D.D. Berg. Direction of signal recording affects waveform characteristics of ventricular fibrillation in humans undergoing defibrillation testing during ICD implantation. *Resuscitation*, 78(1) :38–45, 2008.

[62] T. Eftestol, K. Sunde, S. Ole Aase, J.H. Husoy, and P.A. Steen. Predicting outcome of defibrillation by spectral characterization and nonparametric classification of ventricular fibrillation in patients with out-of-hospital cardiac arrest. *Circulation*, 102(13) :1523–9, 2000.

[63] T. Eftestol, H. Losert, J. Kramer-Johansen, L. Wik, F. Sterz, and P.A. Steen. Independent evaluation of a defibrillation outcome predictor for out-of-hospital cardiac arrested patients. *Resuscitation*, 67(1) :55–61, 2005.

[64] T.M. Olasveengen, T. Eftestol, K. Gundersen, L. Wik, and K. Sunde. Acute ischemic heart disease alters ventricular fibrillation waveform characteristics in out-of hospital cardiac arrest. *Resuscitation*, 80(4) :412–7, 2009.

[65] K. Gundersen, J.T. Kvaloy, J. Kramer-Johansen, and T. Eftestol. Identifying approaches to improve the accuracy of shock outcome prediction for out-of-hospital cardiac arrest. *Resuscitation*, 76(2) :279–284, 2008.

[66] K. Gundersen, J.T. Kvaloy, J. Kramer-Johansen, T.M. Olasveengen, J. Eilevstjonn, and T. Eftestol. Using within-patient correlation to improve the accuracy of shock outcome prediction for cardiac arrest. *Resuscitation*, 78(1) :46–51, 2008.

[67] H. Endoh, S. Hida, S. Oohashi, Y. Hayashi, H. Kinoshita, and T. Honda. Prompt prediction of successful defibrillation from 1-s ventricular fibrillation waveform in patients with out-of-hospital sudden cardiac arrest. *Journal of Anesthesia*, 25(1) :34–41, 2011.

[68] R. Dzwonczyk, C.G. Brown, and H.A. Werman. The median frequency of the ECG during ventricular fibrillation : its use in an algorithm for estimating the duration of cardiac arrest. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(6) :640–646, 1990.

[69] C.G. Brown, R.F. Griffith, P. Van Ligten, J. Hoekstra, G. Nejman, L. Mitchell, and R. Dzwonczyk. Median frequency - a new parameter for predicting defibrillation success rate. *Annals of Emergency Medicine*, 20(7) :787–789, 1991.

[70] H.U. Strohmenger, K.H. Lindner, A. Keller, I.M. Lindner, and E.G. Pfenninger. Spectral analysis of ventricular fibrillation and closed-chest cardiopulmonary resuscitation. *Resuscitation*, 33(2) :155–61, 1996.

[71] U. Achleitner, V. Wenzel, H.U. Strohmenger, K.H. Lindner, M.A. Baubin, A.C. Krismer, V.D Mayr, and A. Amann. The beneficial effect of basic life support on ventricular fibrillation mean frequency and coronary perfusion pressure. *Resuscitation*, 51(2) :151–8, 2001.

[72] A. Amann, U. Achleitner, H. Antretter, J.O. Bonatti, A.C. Krismer, K.H. Lindner, J. Rieder, V. Wenzel, W.G. Voelckel, and H.U. Strohmenger. Analysing ventricular fibrillation ECG-signals and predicting defibrillation success during cardiopulmonary resuscitation employing N(alpha)-histograms. *Resuscitation*, 50(1) :77–85, 2001.

[73] C.W. Callaway, L.D. Sherman, M.D. Scheatzle, and J.J. Menegazzi. Scaling structure of electrocardiographic waveform during prolonged ventricular fibrillation in swine. *Pacing and Clinical Electrophysiology*, 23(2) :180–91, 2000.

[74] L.D. Sherman. The frequency ratio : an improved method to estimate ventricular fibrillation duration based on Fourier analysis of the waveform. *Resuscitation*, 69(3) :479–86, 2006.

[75] J.H. Indik, R.L. Donnerstein, K.B. Kern, S. Goldman, M.G. Gaballa, and R.A. Berg. Ventricular fibrillation waveform characteristics are different in ischemic heart failure compared with structurally normal hearts. *Resuscitation*, 69(3) :471–477, 2006.

[76] J.H. Indik, M. Shanmugasundaram, D. Allen, A. Valles, K.B. Kern, R.W. Hilwig, M. Zuercher, and R.A. Berg. Predictors of resuscitation outcome in a swine model of VF cardiac arrest : A comparison of VF duration, presence of acute myocardial infarction and VF waveform. *Resuscitation*, 80(12) :1420–1423, 2009.

[77] J.H. Indik, D. Allen, M. Shanmugasundaram, M. Zuercher, R.W. Hilwig, R.A. Berg, and K.B. Kern. Predictors of resuscitation in a swine model of ischemic and nonischemic ventricular fibrillation cardiac arrest : superiority of amplitude spectral area and slope to predict a return of spontaneous circulation when resuscitation efforts are prolonged. *Critical Care Medicine*, 38(12) :2352–7, 2010.

[78] C.G. Brown, R. Dzwonczyk, H.A. Werman, and R.L. Hamlin. Estimating the duration of ventricular fibrillation. *Annals of Emergency Medicine*, 18(11) :1181–1185, 1989.

[79] G.A. Ewy, C.F. Dahl, M. Zimmerman, and C. Otto. Ventricular fibrillation masquerading as ventricular standstill. *Critical Care Medicine*, 9(5) :392, 1981.

[80] M.L. Weisfeldt and L.B. Becker. Resuscitation After Cardiac Arrest : A 3-Phase Time-Sensitive Model. *JAMA*, 288(23) :3035–3038, 2002.

[81] C.M. Gilmore, T.D. Rea, L.J. Becker, and M.S. Eisenberg. Three-Phase Model of Cardiac Arrest : Time-Dependent Benefit of Bystander Cardiopulmonary Resuscitation. *The American Journal of Cardiology*, 98(4) :497–499, 2006.

[82] J. Eilevstjonn, J. Kramer-Johansen, and K. Sunde. Shock outcome is related to prior rhythm and duration of ventricular fibrillation. *Resuscitation*, 75(1) :60–67, 2007.

[83] A. Marn-Pernat, M.H. Weil, W. Tang, A. Pernat, and J. Bisera. Optimizing timing of ventricular defibrillation. *Critical Care Medicine*, 29(12) :2360–5, 2001.

[84] T. Eftestol, L. Wik, K. Sunde, and P.A. Steen. Effects of cardiopulmonary resuscitation on predictors of ventricular fibrillation defibrillation success during out-of-hospital cardiac arrest. *Circulation*, 110(1) :10–5, 2004.

[85] T. Eftestol, K. Sunde, S.O. Aase, J.H. Husoy, and P.A. Steen. "Probability of successful defibrillation" as a monitor during CPR in out-of-hospital cardiac arrested patients. *Resuscitation*, 48(3) :245–54, 2001.

[86] M. Noc, M.H. Weil, W. Tang, S. Sun, A. Pernat, and J. Bisera. Electrocardiographic prediction of the success of cardiac resuscitation. *Critical Care Medicine*, 27(4) :708–14, 1999.

[87] J.N. Watson, P.S. Addison, G.R. Clegg, M. Holzer, F. Sterz, and C.E. Robertson. A novel wavelet transform based analysis reveals hidden structure in ventricular fibrillation. *Resuscitation*, 43(2) :121–7, 2000.

[88] P.S. Addison, J.N. Watson, G.R. Clegg, M. Holzer, F. Sterz, and C.E. Robertson. Evaluating arrhythmias in ECG signals using wavelet transforms. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 19(5) :104–109, 2000.

[89] J. Jalife and R. Gray. Drifting vortices of electrical waves underlie ventricular fibrillation in the rabbit heart. *Acta Physiologica Scandinavica*, 157(2) :123–31, 1996.

[90] F.X. Witkowski, L.J. Leon, P.A. Penkoske, W.R. Giles, M.L. Spano, W.L. Ditto, and A.T. Winfree. Spatiotemporal evolution of ventricular fibrillation. *Nature*, 392(6671) :78–82, 1998.

[91] F. Fenton and A. Karma. Vortex dynamics in three-dimensional continuous myocardium with fiber rotation : Filament instability and fibrillation. *Chaos*, 8(1) :20–47, 1998.

[92] A.V. Panfilov. Spiral breakup as a model of ventricular fibrillation. *Chaos*, 8(1) :57–64, 1998.

[93] D.T. Kaplan and R.J. Cohen. Is fibrillation chaos ? *Circulation Research*, 67(4) :886–892, 1990.

[94] M. Small, D. Yu, R.G. Harrison, C. Robertson, G. Clegg, M. Holzer, and F. Sterz. Deterministic nonlinearity in ventricular fibrillation. *Chaos*, 10(1) :268–277, 2000.

[95] D. Yu, M. Small, R ;G. Harrison, C. Robertson, G. Clegg, M. Holzer, and F. Sterz. Measuring temporal complexity of ventricular fibrillation. *Physics Letters A*, 265(1-2) :68–75, 2000.

[96] L.D. Sherman, C.W. Callaway, and J.J. Menegazzi. Ventricular fibrillation exhibits dynamical properties and self-similarity. *Resuscitation*, 47(2) :163–73, 2000.

[97] J.J. Menegazzi, C.W. Callaway, L.D. Sherman, D.P. Hostler, H.E. Wang, K.C. Fertig, and E.S. Logue. Ventricular fibrillation scaling exponent can guide timing of defibrillation and other therapies. *Circulation*, 109(7) :926–31, 2004.

[98] E. Aramendi, J. Ruiz, S.R Ruiz de Gauna, U. Irusta, A. Lazkano, and J. Gutierrez. A simple effective filtering method for removing CPR caused artefacts from surface ECG signals. In *Computers in Cardiology*, pages 547–550, 2005.

[99] K. Rheinberger, T. Steinberger, K. Unterkofler, M. Baubin, A. Klotz, and A. Amann. Removal of CPR Artifacts From the Ventricular Fibrillation ECG by Adaptive Regression on Lagged Reference Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(1) :130–137, 2008.

[100] J.H. Husoy, J. Eilevstjonn, T. Eftestol, S.O. Aase, H. Myklebust, and P.A. Steen. Removal of cardiopulmonary resuscitation artifacts from human ECG using an efficient matching pursuit-like algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(11) :1287–1298, 2002.

[101] J. Eilevstjonn, T. Eftestol, S.O. Aase, H. Myklebust, J.H. Husoy, and P.A. Steen. Feasibility of shock advice analysis during CPR through removal of CPR artefacts from the human ECG. *Resuscitation*, 61(2) :131–41, 2004.

[102] A. Amann, G. Mayr, and H.U. Strohmenger. N(alpha)-histogram analysis of the ventricular fibrillation ECG-signal as predictor of countershock success. *Chaos, Solitons and Fractals*, 11 :1205–1212, 2000.

[103] E.J.F. Carlisle, J.D. Allen, W.G. Kernohan, J. Anderson, and A.A.J. Adgey. Fourier analysis of ventricular fibrillation of varied aetiology. *European Heart Journal*, 11(2) :173–181, 1990.

[104] J.H. Indik, R.L. Donnerstein, R.A. Berg, R.W. Hilwig, M.D. Berg, and K.B. Kern. Ventricular fibrillation frequency characteristics are altered in acute myocardial infarction. *Critical Care Medicine*, 35(4) :1133–8, 2007.

[105] L.D. Sherman, J.T. Niemann, J.P. Rosborough, and J.J. Menegazzi. Four Electrocardiogram Waveform Measures Quantify Differences between Electrically Induced and Ischemically Induced Ventricular Fibrillation. In *Circulation*, volume 118, page S 1456, October 2008.

[106] T.M. Olasveengen, T. Eftestol, K. Gundersen, P.A. Steen, L. Wik, and K. Sunde. Ventricular fibrillation characteristics are different in patients with coronary heart disease compared to patients with a primary arrhythmia. In *Resuscitation*, volume 77, page S16. Elsevier/north-Holland Biomedical Press, 2008.

[107] A.G. Shvedko, M.D. Warren, S. Shome, J. Stinstra, and A.V. Zaitsev. Influence of the skeletal muscle activity on time and frequency domain properties of the body surface ECG during evolving ventricular fibrillation in the pig. *Resuscitation*, 78(2) :215–223, 2008.

[108] J.J. Menegazzi, J.C. Rittenberger, B.P. Suffoletto, E.S. Logue, D.D. Salcido, J.C. Reynolds, and L.D. Sherman. Effects of pre-arrest and intra-arrest hypothermia on ventricular fibrillation and resuscitation. *Resuscitation*, 80(1) :126–32, 2009.

[109] R.O. Duda, P.E. Hart, and D. Stork. *Pattern classification*. 2001.

[110] American Heart Association Database (AHADB). Physionet : http://www.physionet.org/physiobank/database/ahadb/.

[111] Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database (CUDB). Physionet : http://www.physionet.org/physiobank/database/cudb/.

[112] MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database (VFDB). Physionet : http://www.physionet.org/physiobank/database/vfdb/.

[113] Medical electrical equipment Part 2-4 : Particular requirements for the safety of cardiac defibrillators, 2002.

[114] J. H. Indik, D. Allen, M. Shanmugasundaram, K.B. Kern, R.W. Hilwig, and R.A. Berg. Predictors of Resuscitation in a Swine Model of VF Cardiac Arrest : Superiority of Amplitude Spectral Area (AMSA) to Predict a Return of Spontaneous Circulation When Resuscitation Efforts Are Prolonged. In *Circulation*, volume 120, page S671, 2009.

[115] J.H. Indik, D. Allen, M. Gura, C. Dameff, R.W. Hilwig, and K.B. Kern. Predictors of Resuscitation in a Swine Model of Vf Cardiac Arrest : Amplitude Spectral Area (AMSA) and Slope Predict a Return of Spontaneous Circulation Independent of the Presence of a Prior Non-Acute Myocardial Infarction. In *Circulation*, volume 122, page A12820, 2010.

[116] Sudden Cardiac Death Holter Database (SCDHDB). Physionet : http://www.physionet.org/pn3/sddb/.

[117] Telemetric and Holter ECG Warehouse. THEW : http://thew-project.org/.

[118] P. Jermyn, M. Dixon, and B.J. Read. Preparing clean views of data for data mining. In *Proceedings of 12th ERCIM Workshop on Database Research*, 1999.

[119] R.A. Berg, A.B. Sanders, K.B. Kern, R.W. Hilwig, J.W. Heidenreich, M.E. Porter, and G.A. Ewy. Adverse Hemodynamic Effects of Interrupting Chest Compressions for Rescue Breathing

During Cardiopulmonary Resuscitation for Ventricular Fibrillation Cardiac Arrest. *Circulation*, 104(20) :2465–2470, 2001.

[120] D.P. Edelson, B.S. Abella, J. Kramer-Johansen, L. Wik, H. Myklebust, A.M. Barry, R.M. Merchant, T.L. Vanden Hoek, P.A. Steen, and L.B. Becker. Effects of compression depth and pre-shock pauses predict defibrillation failure during cardiac arrest. *Resuscitation*, 71(2) :137–145, 2006.

[121] R.A. Berg, R.W. Hilwig, D.D. Berg, R.A. Samson, J.H. Indik, and K.B. Kern. Immediate post-shock compressions improve outcome from prolonged ventricular fibrillation. *Resuscitation*, 78(1) :71–76, 2008.

[122] R.E. Sell, R. Sarno, B. Lawrence, E.M. Castillo, R. Fisher, C. Brainard, and J.V. Dunford. Minimizing pre- and post-defibrillation pauses increases the likelihood of return of spontaneous circulation (ROSC). . *Resuscitation*, 81(7) :822–825, 2010.

[123] A.H. Travers, T.D. Rea, B.J. Bobrow, D.P. Edelson, R.A. Berg, M.R. Sayre, M.D. Berg, L. Chameides, R.E. O'Connor, and R.A. Swor. Part 4 : CPR Overview : 2010 American Heart Association Guidelines for Cardiopulmonary Resuscitation and Emergency Cardiovascular Care. *Circulation*, 122(18 suppl 3) :S676–684, 2010.

[124] S. Ruiz de Gauna, J. Ruiz, U. Irusta, E. Aramendi, T. Eftestol, and J. Kramer-Johansen. A method to remove CPR artefacts from human ECG using only the recorded ECG. *Resuscitation*, 76(2) :271–278, 2008.

[125] Y. Li and W. Tang. Techniques for artefact filtering from chest compression corrupted ECG signals : Good, but not enough. *Resuscitation*, 80(11) :1219–1220, 2009.

[126] J. P. Didon. *Method, apparatus and computer programme for defibrillation delivery decision*, volume Brevet Européen N° EP 2 172 245 A1. France, 2010.

[127] V. Krasteva, I. Jekova, I. Dotsinsky, and J.P. Didon. Shock advisory system for heart rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation using a single ECG input of automated external defibrillators. *Annals of Biomedical Engineering*, 38(4) :1326–36, 2010.

[128] I. Jekova and V. Krasteva. Real time detection of ventricular fibrillation and tachycardia. *Physiological Measurement*, 25(5) :1167, 2004.

[129] V. Krasteva and I. Jekova. Assessment of ECG frequency and morphology parameters for automatic classification of life-threatening cardiac arrhythmias. *Physiological Measurement*, 26(5) :707, 2005.

[130] N.V. Thakor, J.G. Webster, and W.J. Tompkins. Estimation of QRS complex power spectra for design of a QRS filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 31(11) :702–6, 1984.

[131] R. H. Clayton, A. Murray, and R. W. F. Campbell. Changes in the surface electrocardiogram during the onset of spontaneous ventricular fibrillation in man. *European Heart Journal*, 15(2) :184–188, 1994.

[132] K. Minami, H. Nakajima, and T. Toyoshima. Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 46(2) :179–85, 1999.

[133] S. Kuo and R. Dillman. Computer detection of ventricular fibrillation. *Computing in Cardiology*, pages 347–349, 1978.

[134] C.J. Schlimp, M. Breiteneder, and W. Lederer. Safety aspects for public access defibrillation using automated external defibrillators near high-voltage power lines. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, 48(5) :595–600, 2004.

[135] C.J. Schlimp, M. Breiteneder, J. Seifert, and W. Lederer. Interference of 16.7-Hz electromagnetic fields on measured electrocardiogram. *Bioelectromagnetics*, 28(5) :402–5, 2007.

[136] Commission decision concerning the technical specification for interoperability relating to the energy subsystem of the trans-European high-speed rail system, 2002.

[137] I. Christov and G. Iliev. Public access defibrillation : Suppression of 16.7 Hz interference generated by the power supply of the railway systems. *BioMedical Engineering OnLine*, 4(1) :16, 2005.

[138] I. Jekova and V. Krasteva. Subtraction of 16.67 Hz railroad net interference from the electrocardiogram : application for automatic external defibrillators. *Physiological Measurement*, 26(6) :987, 2005.

[139] C. K. Peng, S. V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H. E. Stanley, and A. L. Goldberger. Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review E*, 49(2) :1685, 1994.

[140] T. Higuchi. Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 31(2) :277–283, 1988.

[141] I. Guyon, S. Gunn, M. Nikravesh, and L.A. Zadeh. *Feature extraction : Foundations and applications*. Springer edition, 2006.

[142] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, Sixth Series*, 2 :559–572, 1901.

[143] H. Hotteling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24 :417–441, 498–520, 1933.

[144] H.F. Kaiser. The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20 :141–151, 1960.

[145] J.L. Horn. A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30 :179–185, 1965.

[146] R.B. Cattell. The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1 :245–276, 1966.

[147] D. Karlis, G. Saporta, and A. Spinakis. A simple rule for the selection of principal components. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 32(3) :643–666, 2003.

[148] G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*. Editions Technip, 2006.

[149] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman. *The Elements of Statistical Learning*. Springer, 2009.

[150] G. Schwartz. Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6 :461–464, 1978.

Annexes

Annexe 1
Résumé/Poster : AHA - ReSSS New-Orleans - Circulation 2008

« A New Criterion for Assessment of Arrhythmia Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole upper Threshold Value »

S. Ménétré, J.-P. Didon

(Circulation. 2008;118:S_1477.)
© 2008 American Heart Association, Inc.
Resuscitation Science Symposium
Abstract P147: A New Criterion for Assessment of Arrhythmia Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole upper Threshold Value

Sarah Menetre; Jean-philippe Didon
Schiller Med Sas, Wissembourg, France

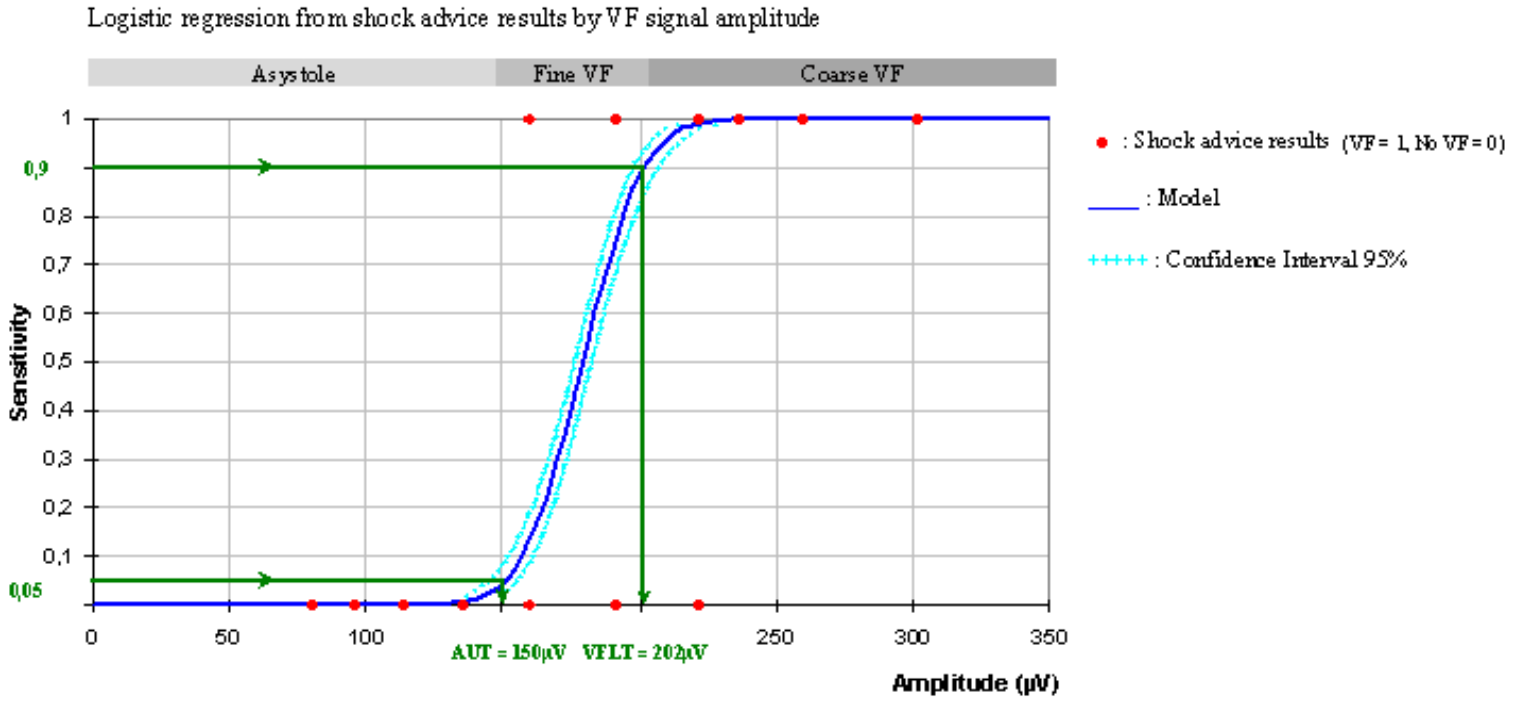
Purpose : The majority of the lower amplitude rhythms encountered during automatic external defibrillator (AED) operations are, by order of decreasing magnitude : coarse VF, fine VF, asystole. As recommended by literature for rhythm recognition algorithms of AEDs : Coarse VF should be detected with more than 90% sensitivity if its amplitude is higher than 200µV. Asystole should be detected with more than 95% specificity. Asystole amplitude level is not defined in current standards. Each manufacturer should specify the amplitude threshold separating fine VF and asystole. The purpose of this study is to present a new way of quantifying the transitions of a VF detector from coarse VF to fine VF and from fine VF to asystole by defining thresholds.

Methods : Ten signals of different amplitudes are obtained using a reference VF signal (1mV median peak to peak) from an ECG simulator. The range of amplitudes from 80µV to 300µV is input to an AED and for each of 1,210 analysis periods, shock advice recommendation is recorded. The plot of sensitivity in function of VF amplitude is built using a logistic regression model. The value of VF amplitude corresponding to a 90% sensitivity is called VF lower threshold (VFLT). The value of asystole amplitude corresponding to a 95% specificity is called asystole upper threshold (AUT).

Results : VF lower threshold and asystole upper threshold are presented (95% Confidence Intervals) : VFLT=202µV (198, 207), AUT=150µV (145, 155) (see figure).

Conclusion : This study proposes a new way of quantifying the transitions of a VF detector from coarse VF to fine VF and from fine VF to asystole by defining respectively VF lower threshold (VFLT) and asystole upper threshold (AUT).

Figure 1



A New Criterion For Assessment of VF Detection Algorithm Performance for Low Amplitude Signals : Asystole Upper Threshold

S. Ménétré MSc, J.P. Didon PhD

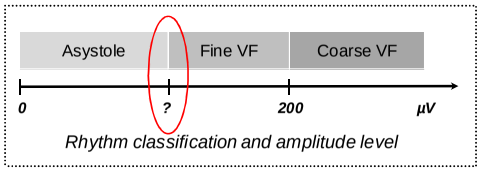
Schiller Médical SAS, Wissembourg, France

Background

The way each Automated External Defibrillators manufacturers specify the amplitude threshold separating Fine FV and Asystole is not defined by the standards [1-3].

Standards [2], [3] and American Heart Association (AHA) [1] recommend :

- **Coarse Ventricular Fibrillation (VF)** :
  - Sensitivity ≥ 90 %,
  - peak-to-peak amplitude > 200 µV.
- **Asystole** :
  - Specificity ≥ 95 %,
  - undefined amplitude level.



Rhythm classification and amplitude level

Purpose

- To present a new way of quantifying the transition :
  - from **Coarse VF** to **Fine VF,**
  - from **Fine VF** to **Asystole,**

  by defining standardized thresholds.

Material

Defibrillator

US patented AED FRED Easy from Schiller Medical SAS (France), linked to an ECG generator.



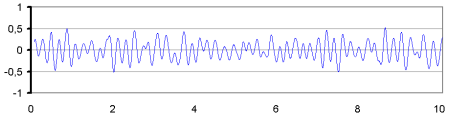
ECG generator

A test bench outfitted with :

- a PC,
- an Analog/Digital board (NI, PCI-MOI-16 E-4),
- an opto-electronic isolation board.

Low amplitude signals database

A reference VF signal from SYMBIO® ECG simulator of 1mV amplitude and of 1,210 s duration.



10 signals of different amplitudes are obtained using different levels of attenuation of the reference VF signal :

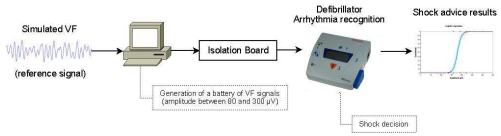
Amplitude (µV)	File name	Duration (s)
300	VF_300	1,210
260	VF_260	1,210
240	VF_240	1,210
220	VF_220	1,210
190	VF_190	1,210
160	VF_160	1,210
130	VF_130	1,210
110	VF_110	1,210
90	VF_90	1,210
80	VF_80	1,210

Each file is of 1,210 s = 121 analysis period of 10 s.

Method

Test Bench Diagram :
VF generation, analysis and interpretation

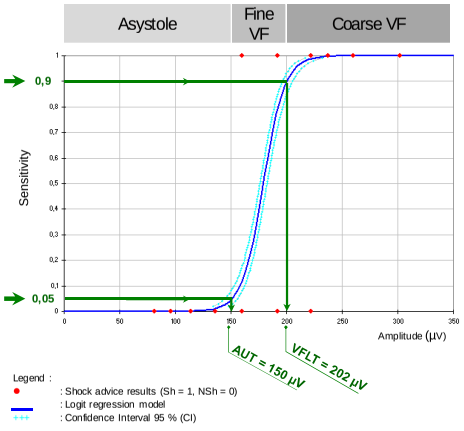
The range of amplitudes from 80 µV to 300 µV is input to an AED and for each analysis period the shock recommendation result is recorded (Shockable (Sh) / Non Shockable (NSh)).



Results

File name	True Positive (TP)	False Negative (FN)
VF_300	121	0
VF_260	121	0
VF_240	121	0
VF_220	119	2
VF_190	95	26
VF_160	17	104
VF_130	0	121
VF_110	0	121
VF_90	0	121
VF_80	0	121

Logit regression model from shock advice results by VF signal amplitude



VF amplitude corresponding to a 90 % sensitivity
→ VF lower threshold (VFLT)

Asystole amplitude corresponding to a 95 % specificity
→ Asystole upper threshold (AUT)

Thresholds (Lower CI, Upper CI)

- VF lower threshold (VFLT) = 202 µV (198, 207),
- asystole upper threshold (AUP) = 150 µV (145, 155).

Limitations

This study hypothesizes that the transition from VF to asystole is modeled by a simple decrease in signal amplitude.
A more accurate model should consider the shift towards low frequency, which is know to be present in long duration VF.

Conclusion

This study proposes a way of quantifying the transitions :

Coarse VF → FineVF : ***VF Lower Threshold***
Fine VF → Asystole : ***Asystole Upper Threshold***

In our case :

VF Lower Threshold :	202 µV (198, 207)
Asystole Upper Threshold :	150 µV (145, 155)

References

[1] : **Automatic External Defibrillators for Public Access Defibrillation : Recommendations for Specifying and Reporting Arrhythmia Analysis Algorithm Performance, Incorporating New Waveforms and Enhancing Safety.** Circulation 1997;95:1677-1682.

[2] : **Automatic External Defibrillators and Remote-Control Defibrillators.** Association for the Advancement of Medical Instrumentation. AAMI DF39 1993.

[3] : Standard IEC 60601-2-4 2002.

Annexe 2
Résumé/Poster : AHA - ReSSS Orlando - Circulation 2009

« A New VF Detection Method During Cardio Pulmonary Resuscitation That Minimizes Hands-off Time »

V. Krasteva, I. Jekova, S. Ménétré, T. Stoyanov, I. Dotsinsky et J.P. Didon

(Circulation. 2009;120:S640.)
© 2009 American Heart Association, Inc.
Insights into the Mechanism and Treatment of AF and Other Arrhythmias
Abstract 2452: A New VF Detection Method During Cardio Pulmonary Resuscitation That Minimizes Hands-off Time
Vessela Krasteva1; Irena Jekova1; Sarah Ménétré2; Todor Stoyanov3; Ivan Dotsinsky3; Jean-Philippe Didon4
1 Cntr of Biomedical Engineering, Sofia, Bulgaria
2 Schiller Med SAS, Wissembourg, France
3 Cntr of Biomedical Engineering, Sofia, Bulgaria
4 Schiller Med SAS, Wissembourg, France

Background: Chest compressions (CC) and Defibrillation with Automated External Defibrillator (AED) is the optimum treatment for ventricular fibrillation (VF) patients. Minimum 'hands-off' intervals are required to improve the success rate of defibrillation. In support of such life-saving practice, we developed a two-stage shock advisory system, which takes a decision to pause cardiac massage in a first stage, and to prepare a shock in a second stage. We tested whether the system would meet the AHA recommendations for shock advisory decision in AEDs (specificity (Sp)>95 % for Non Shockable Rhythms (NS), sensitivity (Se)>90 % for VF).

Methods: Recordings of 168 OHCA interventions with AEDs (FredEasy, Schiller Medical SAS, France) were retrospectively processed. 825 ECG segments were identified for analysis, consisted of 10-seconds with CC artefacts followed by 3-seconds with no CC artefacts. Independent reviewers annotated the rhythm seen on the noise-free segment. The annotation is then accepted for the total 10s+3s ECG episode. Annotated ECG segments include: 670 NS (386 asystoles (ASYS), 284 other non shockable rythms (ONS)), 155 VF, with artifact and rhythm distributions reflecting those found in the 168 patients. AED analysis algorithm works in two stages. The first stage analyses 10 seconds of ECG with CC artefacts, the decision can be 'Continue CC' or 'Prepare Shock'. The second stage relies on a short-time ECG analysis with no CC artifacts during the 3 seconds following the end of CC. The decision can be 'Shock' or 'Cancel Shock'.

Results: The first stage of the algorithm correctly advises 'Continue CC' for 83.7% of ASYS (323/386) and 87% of ONS (247/284). The warning 'Prepare Shock' is correct for 94.2% of VF (146/155). The second stage advises 'Cancel Shock' for 97.4% of ASYS (376/386) and 99.7% of ONS (283/284). Shock is recommended in 99.4% of VF (154/155).

Conclusions: The first stage of the algorithm avoids CC pauses in about 85% of the non-shockables rhythms (NS), improving the chances of resuscitation. The sensitivity during CC (94%) is above AHA recommendations. The final decision for shock delivery taken by the second stage with short-time ECG analysis is exceeding the AHA recommendations for both Sp (98% for NS) and Se (99.4%).

Annexe 3
Publication :
Physiological Measurement 2009

« Bench study of the accuracy of a commercial AED arrhythmia analysis algorithm in the presence of electromagnetic interferences »

I. Jekova, V. Krasteva, S. Ménétré, T. Stoyanov, I. Christov, R. Fleischhackle, J.J. Schmid et J.-P. Didon

IOP PUBLISHING PHYSIOLOGICAL MEASUREMENT

Physiol. Meas. **30** (2009) 695–705 doi:10.1088/0967-3334/30/7/012

Bench study of the accuracy of a commercial AED arrhythmia analysis algorithm in the presence of electromagnetic interferences

Irena Jekova[1,5], Vessela Krasteva[1], Sarah Ménétré[2], Todor Stoyanov[1], Ivaylo Christov[1], Roman Fleischhackl[3], Johann-Jakob Schmid[4] and Jean-Philippe Didon[2]

[1] Centre of Biomedical Engineering, Bulgarian Academy of Sciences, Acad. G. Bonchev Str. Bl 105, 1113 Sofia, Bulgaria
[2] Schiller Medical SAS, 4 rue L. Pasteur, F-67160 Wissembourg, France
[3] Department of Emergency Medicine, Medical University of Vienna, Waehringer Guertel 18-20/6D, 1090 Vienna, Austria
[4] Schiller AG Altgasse 68, PO Box 1052, CH-6341 Baar, Switzerland

E-mail: irena@clbme.bas.bg

Received 14 January 2009, accepted for publication 20 May 2009
Published12 June 2009
Online at stacks.iop.org/PM/30/695

Abstract

This paper presents a bench study on a commercial automated external defibrillator (AED). The objective was to evaluate the performance of the defibrillation advisory system and its robustness against electromagnetic interferences (EMI) with central frequencies of 16.7, 50 and 60 Hz. The shock advisory system uses two 50 and 60 Hz band-pass filters, an adaptive filter to identify and suppress 16.7 Hz interference, and a software technique for arrhythmia analysis based on morphology and frequency ECG parameters. The testing process includes noise-free ECG strips from the internationally recognized MIT-VFDB ECG database that were superimposed with simulated EMI artifacts and supplied to the shock advisory system embedded in a real AED. Measurements under special consideration of the allowed variation of EMI frequency (15.7–17.4, 47–52, 58–62 Hz) and amplitude (1 and 8 mV) were performed to optimize external validity. The accuracy was reported using the American Heart Association (AHA) recommendations for arrhythmia analysis performance. In the case of artifact-free signals, the AHA performance goals were exceeded for both sensitivity and specificity: 99% for ventricular fibrillation (VF), 98% for rapid ventricular tachycardia (VT), 90% for slow VT, 100% for normal sinus rhythm, 100% for asystole and 99% for other non-shockable rhythms. In the presence of EMI, the specificity for some non-shockable rhythms (NSR, N) may be affected in some specific cases of a low signal-to-noise ratio and extreme frequencies, leading to a drop in the

[5] Author to whom any correspondence should be addressed.

0967-3334/09/070695+11$30.00 © 2009 Institute of Physics and Engineering in Medicine Printed in the UK

specificity with no more than 7% point. The specificity for asystole and the sensitivity for VF and rapid VT in the presence of any kind of 16.7, 50 or 60 Hz EMI simulated artifact were shown to reach the equivalence of sensitivity required for non-noisy signals. In conclusion, we proved that the shock advisory system working in a real AED operates accurately according to the AHA recommendations without artifacts and in the presence of EMI. The results may be affected for specificity in the case of a low signal-to-noise ratio or in some extreme frequency setting.

Keywords: ECG signals, recognition of shockable and non-shockable rhythms, VF detection, robustness against EMI, automated external defibrillators

Introduction

Automated external defibrillators (AEDs) are designed to provide life-saving shocks within the first decisive minutes after cardiac arrest. The possible absence of any medical professionals in an out-of-hospital setting requires not only the best ease-of-use (Eames *et al* 2003), but also a high accuracy for arrhythmia recognition for the underlying shock decision of the device (Kerber *et al* 1997).

Artifacts caused by electromagnetic interference (EMI) are known to reduce the ECG-signal quality and impair proper analysis. The identified possible sources of EMI in the out-of-hospital setting are (i) high-voltage power lines and transformers, operating with the mains frequencies of 50 or 60 Hz, and (ii) power lines and generators for the railway networks in several countries with a frequency of 16.7 Hz (Commission decision 2002/733/EC, Kanz *et al* 2004). Strong EMI may overlap with the ECG (Schlimp *et al* 2004, 2007), and probable errors in the rhythm analysis may lead to inappropriate shock decisions.

Although the study of Stolzenberg *et al* (2002) did not encounter any significant errors in the ECG analysis of AEDs, some authors have reported a reduced performance of commercial AEDs, which caused false positive shock decisions in the presence of sinus rhythms in humans (Fleischhackl *et al* 2006) or false negative decisions that prevented the delivery of a necessary shock on shockable rhythms in simulators (Kanz *et al* 2004). A complete validation of the arrhythmia recognition (AR) algorithm for robustness against the influence of environmental EMI is needed, since the systematic measurements of AR accuracy with a variety of ECG recordings that reproduce real-life conditions in the presence of EMI artifacts are missing.

In light of this, the objective of our study was to evaluate the performance of a defibrillation advisory system working in a real AED and its robustness against EMI with central frequencies of 16.7, 50 and 60 Hz. The tests followed the American Heart Association (AHA) recommendations for reporting the AR performance (Kerber *et al* 1997) by using noise-free ECG strips from the internationally recognized MIT-VFDB ECG database. Additionally, they were superimposed with simulated EMI artifacts. Measurements under special consideration of the allowed variation of frequency (Commission decision 2002/733/EC) were performed to optimize external validity.

Material and methods

This observational prospective simulation study took place in the Schiller Laboratories, Wissembourg, France.

ECG signals

The validation uses ECG signals that are extracted from the MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database, MIT-VFDB. The recordings are subsets of the general databases recognized as standard in ECG testing. These subsets were chosen because they contain a wide variety of shockable and non-shockable rhythms.

All ECG strips were independently annotated by three cardiologists. The annotations follow the classification scheme defined in the AHA recommendations (Kerber *et al* 1997):

Shockable rhythms:

- **'**VF': coarse ventricular fibrillation with an amplitude of >200 μV;
- 'VT-hi': rapid ventricular tachycardia with a rate of >150 bpm. VT rushes last more than 8 s among the annotated strip;

Non-shockable rhythms:

- 'NSR': normal sinus rhythm (P-QRS-T is visible);
- 'N': other arrhythmia, including supraventricular tachycardia, sinus bradycardia, atrial fibrillation and flutter, heart block, idioventricular rhythms and premature ventricular contractions;
- 'Asyst': asystole; ECG signal with a peak-to-peak amplitude of <100 μV, lasting more than 4 s;

Intermediate rhythms:

- 'VT-lo': slow ventricular tachycardia with a rate of <150 bpm; VT rushes $>$ three beats (triplets);
- 'Fine VF': any VF signal with an amplitude in the range 100–200 μV, between asystole and VF;

Auxiliary annotation:

- 'Noise': additional annotation combined to any rhythm annotation to define the eventual presence of baseline wandering (BLW), electromyogram noise (EMG), pacemaker impulses (PM).

EMI artifacts

The robustness to EMI was evaluated by adding stationary noise templates to noise-free ECG strips. The stationary noise sinusoidal templates have the following characteristics:

- *Frequency*: 16.7 Hz (limits 15.7 and 17.4 Hz), 50 Hz (limits 47 and 52 Hz), 60 Hz (limits 58 and 62 Hz) (Comission decision 2002/733/EC);
- Amplitude: Two peak-to-peak noise amplitudes were tested: A1 $=$ 1 mV, A2 $=$ 8 mV. The A1 amplitude level was chosen to reach a signal-to-noise ratio of about 1 for most of the ECG signals in the database. The noise amplitude level A2 was added to the standard ECG signals from the database to reach the highest amplitude that can be processed without distortion because of electronic limitations of the AED.

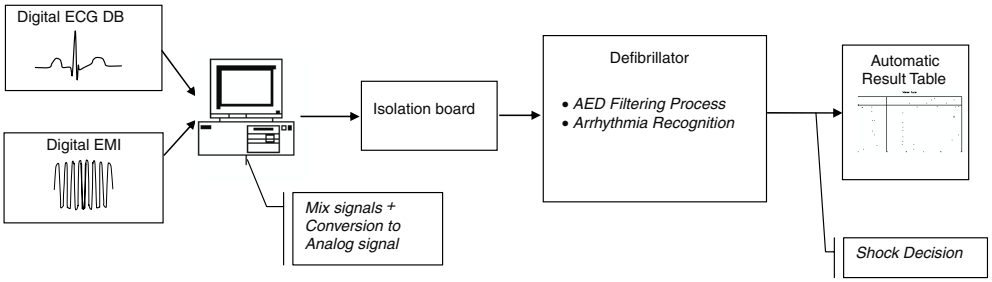


Figure 1. Diagram of the test bench focusing on ECG generation, analysis and interpretation (digital communication ways are not displayed).

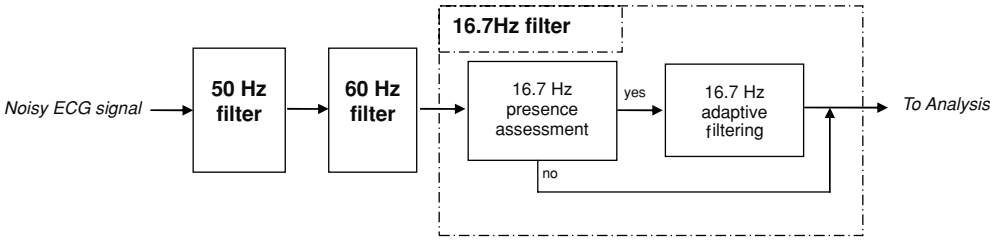


Figure 2. Filtering process of the AED. In the first step, the interferences of 50 and 60 Hz are rejected. In the second step, the 16.7 Hz interference is filtered, if present.

Test bench

The test bench for the extensive assessment of the AR algorithm (figure 1) consisted of

(i) one commercial AED (Fred Easy, Schiller Médical SAS, France);
(ii) a computer, outfitted with an analog/digital board (A/D board: National Instruments, PCI-MOI-16 E-4); and
(iii) an opto-electronic isolation board.

The test software extracted the ECG signals from the ECG database stored in the computer, and the digital signal samples were output using the A/D board at a frequency of 8 kHz. The analog signal was then delivered to the ECG input of the AED through an opto-electronic coupling to isolate the AED from the surrounding electromagnetic (EM) noise (PC power supply, etc). A serial communication line allowed the exchange of information between the test software and the AED. The test software initiated the AED analysis process, and the AED analysis results were sent back to the test software and stored in a results table. The analysis results were available every 10 s.

AED filtering process

Under real-life conditions, the preprocessing step aimed to suppress any kind of EMI that could impair the AR accuracy of the AED. During our observation, the normal filtering processes of the AED were used (see figure 2).

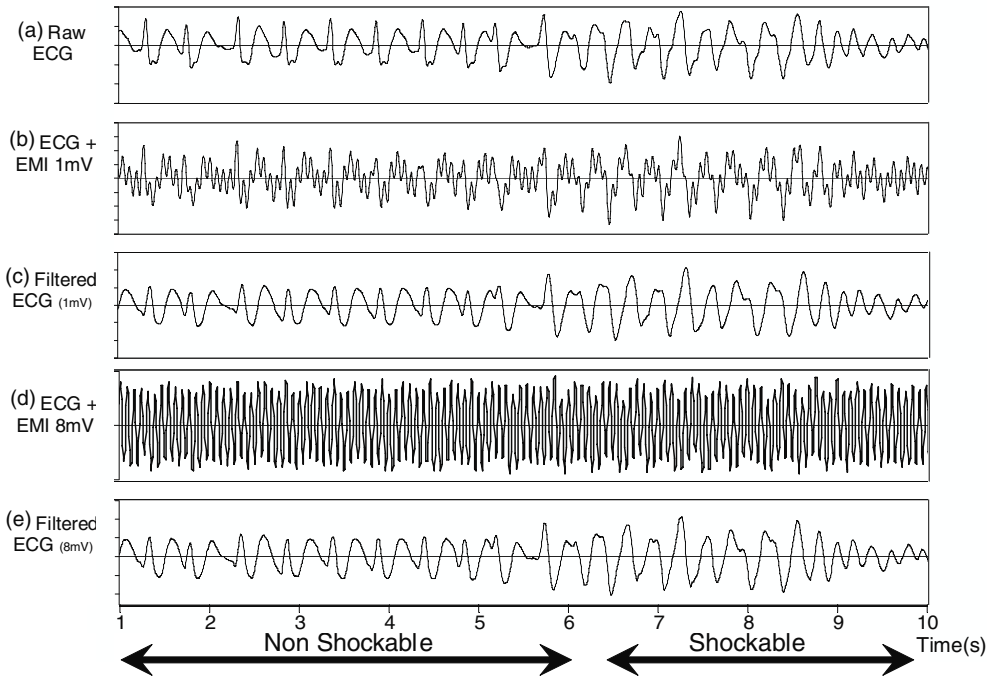


Figure 3. Ten seconds of raw ECG signal (a) corrupted by 16.7 Hz interferences of amplitudes 1 mV (b) and 8 mV (d), along with their respective filtered ECG ((c) and (e)).

50/60 Hz filtering. The first preprocessing step involved two digital filters for the online suppression of the power-line interference with frequencies of 50 and 60 Hz. Their frequency characteristics represent comb integer filters with first zeros rejecting 50 and 60 Hz.

16.7 Hz filtering. The second preprocessing step involved a procedure for online filtering of 16.7 Hz railway interference. First, the presence of 16.7 Hz interference in the input signal was estimated. An assessment of the interference frequency and amplitude was used to enable the adaptive filtering branch and to generate the reference signal used in the adaptive filter. This adaptive filtering procedure was previously described by Christov and Iliev (2005). At the end of the filtering process, the noise-free ECG strip was analyzed by the AR (see figure 3).

AED arrhythmia recognition algorithm

The AR algorithm makes a shock advisory decision by processing strips of a lead II-equivalent ECG channel. It implements three independent analysis modules, including

- analysis of the ECG frequency characteristics in a narrow frequency band (Jekova and Krasteva 2004);
- detection of significant peaks in the ECG signal and assessment of their morphological characteristics (Krasteva and Jekova 2005); and
- asystole detection; the asystole detection threshold defines signals below which signals are recognized as non-shockable.

Table 1. Performance goals for arrhythmia analysis algorithms (artifact free), as specified by the AHA recommendations (Kerber *et al* 1997). The test sample size used in this study corresponds to the validation data from MIT VF-DB, with supplementary strips for asystole and fine VF added as described in the text.

Rhythms	Min. test Sample size	Study test Sample size	Performance goal	LCL90
Shockable rhythms				
VF	200	302	Se > 90%	87%
VT-hi	50	198	Se > 75%	67%
Non-shockable rhythms				
NSR	100	1008	Sp > 99%	97%
N	30	1310	Sp > 95%	88%
Asyst.	100	242	Sp > 95%	92%
Intermediate rhythm				
VT-lo	25	443	Report only (Sp)	–

The rhythm classification was based on linear stepwise rules defined at design time by a statistical analysis over two internationally recognized ECG databases—the AHA fibrillation database (first channel of files 8001–8010) and the CUDB (Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database) and an internal database extracted from actual rescue interventions.

Statistics

The AED analysis results were either 'shock advised' or 'no shock advised'. Results were stored and compared to the related ECG annotations; an interpretation table was then built to collect the true positive (TP), true negative (TN), false positive (FP) and false negative (FN) cases. Sensitivity (Se) and specificity (Sp) statistical indices were deduced: Se = TP/(TP+FN), Sp = TN/(TN+FP).

The test sample size was defined to be in accordance with the AHA recommendations (Kerber *et al* 1997) and is presented with the performance goals' summary in table 1. An additional recommended parameter to measure the performance significance was single-sided 90% lower confidence limit (LCL90). This indicates if the computed Se and Sp have a small enough disparity relative to the number of analysis periods studied. This measurement is important in the case of results computed with the sample size smaller than recommended. Since the sample size used during these tests was higher than required, the LCL90 was not reported.

Validation data

ECG strips from the MIT-VFDB database that were free of artifacts were used as the validation dataset. Since the annotated files did not contain enough low-amplitude signals (asystole and fine VF), some additional data were used. For this purpose, ten signals of variable amplitudes were generated by amplitude scaling of a reference VF signal (1 mV median peak to peak, SYMBIO® ECG simulator). A range of amplitudes from 80 μV to 200 μV were scanned to define the specificity for asystole. According to a number of authors (Amann *et al* 2002, Pepe *et al* 2004; Daizell and Adgey 1991), the definition of fine VF should be related to clinical relevance and cannot be addressed in this paper. Therefore, no accuracy results will be reported for fine VF.

Table 2. Observed performance and AHA performance goal for a commercial AED with noise-free ECG signals.

Rhythms	Observed performance	Performance goal
VF	99.0%	Se > 90%
VT-hi	98.0%	Se > 75%
NSR	100%	Sp > 99%
N	99.2%	Sp > 95%
Asyst	100%	Sp > 95%
VT-lo	90.0%	Report only

Table 3. AED performance observed for interferences with frequencies around 16.7 Hz (15.7, 16.7, 17.4 Hz), 50 Hz (47, 50, 52 Hz) and 60 Hz (58, 60, 62 Hz) and amplitude levels of 1 and 8 mV.

Rhythms	F = 15.7 Hz Amp.: 1 mV	F = 15.7 Hz Amp.: 8 mV	F = 16.7 Hz Amp.: 1 mV	F = 16.7 Hz Amp.: 8 mV	F = 17.4 Hz Amp.: 1 mV	F = 17.4 Hz Amp.: 8 mV	Performance goal
VF	99.0%	99.7%	99.0%	99.7%	99.3%	99.7%	Se > 90%
VT-hi	98.0%	97.0%	99.5%	98.5%	98.0%	97.5%	Se > 75%
NSR	98.4%[a]	93.1%[a]	99.2%	99.5%	99.3%	99.9%	Sp > 99%
N	91.4%[a]	94.0%[a]	95.7%	97.5%	96.6%	97.9%	Sp > 95%
Asyst	100%	100%	100%	100%	100%	100%	Sp > 95%
VT-lo	52.6%	52.4%	57.3%	55.5%	58.9%	58.7%	Report only
Rhythms	F = 47 Hz Amp.: 1 mV	F = 47 Hz Amp.: 8 mV	F = 50 Hz Amp.: 1 mV	F = 50 Hz Amp.: 8 mV	F = 52 Hz Amp.: 1 mV	F = 52 Hz Amp.: 8 mV	Performance goal
VF	99.0%	99.3%	99.0%	99.0%	98.7%	98.7%	Se > 90%
VT-hi	98.5%	99.5%	98.0%	98.0%	97.5%	99.0%	Se > 75%
NSR	100%	98.8%[a]	100%	100%	100%	99.8%	Sp > 99%
N	99.2%	95.4%	99.2%	99.2%	99.3%	98.3%	Sp > 95%
Asyst	100%	100%	100%	100%	100%	100%	Sp > 95%
VT-lo	88.0%	74.3%	90.7%	87.1%	89.2%	83.3%	Report only
Rhythms	F = 58 Hz Amp.: 1 mV	F = 58 Hz Amp.: 8 mV	F = 60 Hz Amp.: 1 mV	F = 60 Hz Amp.: 8 mV	F = 62 Hz Amp.: 1 mV	F = 62 Hz Amp.: 8 mV	Performance goal
VF	98.7%	99.3%	98.7%	98.0%	99.0%	99.3%	Se > 90%
VT-hi	98.0%	99.5%	98.5%	99.0%	98.5%	98.5%	Se > 75%
NSR	100%	98.9%[a]	100%	97.4%[a]	100%	100%	Sp > 99%
N	99.2%	96.5%	99.2%	94.7%[a]	99.2%	99.2%	Sp > 95%
Asyst	100%	100%	100%	100%	100%	100%	Sp > 95%
VT-lo	89.4%	71.1%	89.8%	68.4%	88.5%	85.1%	Report only

[a] Performance that did not reach the AHA recommendations for noise-free signals.

Results

As a baseline overview, the performance of the AR algorithm tested with noise-free ECGs is presented in table 2. Next, the AR algorithm performance is reported for the same validation dataset superimposed with interference of two amplitude levels (1and 8 mV) and frequencies within the ranges around 16.7, 50 and 60 Hz (table 3).

Discussion

This study proposes a fully systematic way to assess a defibrillator's AR algorithm with interferences of different frequencies and amplitudes.

The backbone presents as a bench study on the quality of filtering 16.7, 50 and 60 Hz EMI. It investigates a single commercial AED coming out of the production process. This is a FRED EASY device for which the human–machine interface was mastered by the co-authors.

The choice of a bench study is related to the difficulty of creating and reproducing different real-life conditions for the use of AEDs under electromagnetic environment in order to test the accuracy of arrhythmia detection processes. Therefore, our method guarantees the reproducibility of the tests. Such a study involving corrupted signals from databases has never been published to our knowledge, although it helps to see both the limitations of current devices and the points of improvements for arrhythmia analysis processes. This method has the advantage of focusing on the AED itself without taking into consideration any external additional variables. External variables, such as size of pads, position of pads relatively to the electromagnetic field, strength of the electromagnetic field, will have an influence on the signal amplitude which is part of the topic treated by our study.

The evaluation of the accuracy of the shock advisory system using noise-free signals extracted from a standard ECG database showed that the built-in algorithm for shockable/non-shockable rhythm discrimination fully complies with the AHA recommendations (table 2). Performance goals were exceeded for both sensitivity and specificity (9% point for VF, 23% point for VT-hi, 1% point for NSR, 4% point for N, 5% point for asystole). With respect to VT-lo, the specificity obtained was 90%: the other 10% were regarded as shockable rhythm. The border between VT-lo and VT-hi was based on a heart rhythm frequency parameter in the signal processing AR algorithm. From a clinical point of view, the first condition to deliver an electrical shock occurs if the patient is unconscious. Thus, we considered the specificity result for VT-lo as an accurate interpretation of this traditionally difficult signal for arrhythmia recognition.

A preprocessing filtering process was embedded in the AED for noise reduction. An arrhythmia example with a transition to shockable rhythm is presented in figure 3, where one can observe that the ECG after filtering reproduces well the input signal waveform for both small and large 16.7 Hz EMI interferences. The quality of the results depends on these noise reduction steps.

The presence of EMI with frequencies around 16.7 Hz did not significantly influence the recognition of VF, VT-hi and asystole; therefore, the AED algorithm satisfies the recommendations defined for these rhythms (table 3). Under these special circumstances, this finding was also true for the specificity of NSR and N rhythms, estimated for the central frequency of 16.7 Hz (table 3) and the higher frequency band up to 17.4 Hz. However, for the low-frequency EMI of 15.7 Hz, the specificity was lower than expected. In the worst case, the results for NSR were 5.9% point lower (3.6% point for N). This could be explained by the presence of residual noise after the adaptive filter, due to the incorrect measurement of the EMI frequency at the lower limit (15.7 Hz). Such low frequencies overlap with the high-frequency components of the normal ventricular complexes, which appear in both NSR and N rhythms. Another possibility is that there is a slight impact of the adaptive filtering process on the ECG which could lead to potential changes in the QRS shape (widening of the QRS). This may be especially true for the lower frequency range (around 15.7 Hz) which is the very sensitive band of human ECG.

Even if this result shows room for improvement of the AR, the clinical relevance of this test must be questioned. In fact, the test performed here was much stricter than required in real life. According to the standards (Commission decision 2002/733/EC), such extreme EMI frequencies could possibly occur 5% of the time. In fact, the variation of frequency is more closely controlled in Europe than is stated in the standards. Nevertheless, the more complex the task gets (different rhythms, EMI, etc), the more the specificity drops. This issue must be clarified in the future.

The 50 Hz mains EMI within the range 47–52 Hz, 1–8 mV (table 3), did not deteriorate the sensitivity and specificity of the algorithm, and both considerably exceeded the AHA performance goals for all of the frequency–amplitude couples except one (47 Hz, 8 mV). In that particular case, only the specificity for NSR rhythms was affected, and the significance of the decrease relative to recommendations (0.2%) could be questionable. The same tendency for the accuracy drop was observed for VT-lo intermediate rhythms, especially for the same couple (47 Hz, 8 mV). These results suggest that the comb filter at 50 Hz suppresses EMI artifacts at 47–52 Hz, but its efficiency decreases in the low-frequency band (47 Hz) for the strong (saturation level) EMI.

The tests with the 60 Hz mains EMI within the range 58–62 Hz, 1–8 mV (table 3), proved the capability of the AED shock advisory algorithm to keep high sensitivity levels for all shockable rhythms, despite the interference amplitude. The same is valid also for asystole with a specificity of 100%. As for 50 Hz, the specificity results depend on the artifact amplitude. Namely, only a high amplitude (8 mV) level impacts NSR specificity at 58 and 60 Hz and N at 60 Hz, respectively, showing a performance of 0.1% point, 1.6% point and 0.3% point lower than expected by AHA recommendations for noise-free signals. The closer the amplitude of the saturation level, the higher the probability of false detection.

Limitations

This work is a bench study on the quality of filtering 16.7, 50, 60 Hz EMI investigating a single commercial AED. The main limitation of this study is linked to the fact that defining a relation between the simulated artifact and the external use of the defibrillator may be difficult. Every out-of-hospital cardiac arrest scene is unique, and estimating the transcription of the surrounding electromagnetic disturbances on the ECG is not straightforward. Additionally, the strength of the electromagnetic field around the device may influence its capacity to acquire signals correctly.

Among the different parameters that have a known impact on the ECG and the behavior of the device, some are related to the physical environment (EM field strength, EM uniformity), but others are related to clinical issues (position of the patient relative to the EM field, quality of pads contact, shaving, etc). The conditions of this study did not allow the problems listed above to be addressed. No statement regarding influence from quality and position of pads, indoor and outdoor influences and user- or patient-specific variables can be made except if this influence impacts the amplitude of the acquired signal.

Another limitation is related to fine VF. The method proposed for the assessment of asystole could allow us to define borders between this rhythm and fine VF. Nevertheless, the lack of consensus on the definition of fine VF and its medical treatment let us not to address it in this paper.

Conclusion

In conclusion, it has been shown that the shock advisory system complies with the AHA requirements for ECG arrhythmia recognition in the absence of artifacts, presenting 1–23% point higher accuracies than the recommendation goals. Literature investigations showed that several studies had been performed with devices in different public places, either with a simulator or patients. Among the limitations of these studies one can quote the difficulty to ensure the reproducibility of the test process. Indeed, the variability of electric field strength and its impact on the signal in the case of a test in a railway station, and the position of studied

devices, patients and pads are difficult to reproduce, especially if several devices are studied simultaneously.

This study's aim is to detect potential weaknesses in an existing arrhythmia detection algorithm when the analyzed ECG signal is corrupted with electromagnetic artifacts of different but defined frequencies (16.7, 50, 60 Hz) and amplitudes (1 and 8 mV).

After ensuring full compliance with AHA standards, we investigated how robust the filtering mechanisms are in regard to possible magnetic interferences possibly present in public locations.

In the presence of 16.7, 50 or 60 Hz EMI, it was shown that the specificity for some non-shockable rhythms may be affected, particularly in the case of a low signal-to-noise ratio or in the extreme frequency range. Nevertheless, the specificity and sensitivity of the AR for all central frequency EMI of a signal-to-noise ratio of about unity was above the AHA goal for noise-free signals.

Furthermore, the specificity for asystole and the sensitivity for VF and shockable VTs in the presence of any 16.7, 50 or 60 Hz EMI were shown to reach the equivalence of performance required for non-noisy signals. However, some kind of intermediate rhythms such as slow ventricular fibrillation or low-amplitude signals remain subject to further investigation.

Additionally to filtering processes, if AEDs are to be used in higher electromagnetic fields environments, special care has to be taken for an enhanced common-mode rejection ratio of the input stage or additional shielding of the analog parts of the AED.

Acknowledgments

We acknowledge and thank Dr Fontaine, cardiologist, electrophysiologist in 'Hôpital La Salpétrière, Paris'; Dr Trendafilova, cardiologist in the National Heart Hospital, Coronary Care Unit, Sofia, Bulgaria, and Dr Tritsch, anesthesiologist, emergency physician responsible for the 'Service D'Incendie et de Secours du Bas-Rhin', Strasbourg, France, for annotating the ECG database.

References

AHA American Heart Association ventricular arrhythmia ECG database *Emergency Care Research Institute, Plymouth Meeting*, PA, USA

Amann A, Rheinberger K, Achleitner U, Krismer A C, Lingnau W, Lindner K H and Wenzel V 2002 The prediction of defibrillation outcome using a new combination of mean frequency and amplitude in porcine models of cardiac arrest *Anesth. Analg.* **95** 716–22

Christov I and Iliev G 2005 Public access defibrillation: suppression of 16.7 Hz interference generated by the power supply of the railway systems *Biomed. Eng. Online* **4** 16

Comission decision 2002/733/EC of 30 May 2002 concerning the technical specification for interoperability relating to the energy subsystem of the trans-European high-speed rail system (notified under document number C(2002) 1949) *Official Journal of the European Communities* **L245** pp 280–369

CUDB database. http://physionet.org/physiobank/database/cudb

Daizell G and Adgey A 1991 Determinants of successful transthoracic, defibrillation and outcome in ventricular fibrillation *Br. Heart J.* **65** 311–6

Eames P, Larsen P and Galletly D 2003 Comparison of ease of use of three automated external defibrillators by untrained lay people *Resuscitation* **58** 25–30

Fleischhackl R *et al* 2006 Influence of electromagnetic fields on function of automated external defibrillators *Acad. Emerg. Med.* **13** 1–6

Jekova I and Krasteva V 2004 Real time detection of ventricular fibrillation and tachycardia *Physiol. Meas.* **25** 1167–78

Kanz K, Kay M, Biberthaler P, Russ W, Wessel S, Lackner C and Mutschler W 2004 Susceptibility of automated external defibrillators to train overhead lines and metro third rails *Resuscitation* **62** 189–98

Kerber R *et al* 1997 Automatic external defibrillators for public access defibrillation: recommendations for specifying and reporting arrhythmia analysis algorithm performance, incorporating new waveforms, and enhancing safety *Circulation* **95** 1677–82

Krasteva V and Jekova I 2005 Assessment of ECG frequency and morphology parameters for automatic classification of life-threatening cardiac arrhythmias *Physiol. Meas.* **26** 707–23

MIT-VFDB database. http://physionet.org/physiobank/database/vfib

Pepe P, Fowler R, Roppolo L and Wigginton J 2004 Clinical review: reappraising the concept of immediate defibrillatory attempts for out-of-hospital ventricular fibrillation *Crit. Care* **8** 41–5

Schlimp C, Breiteneder M and Lederer W 2004 Safety aspects for public access defibrillation using automated external defibrillators near high-voltage power lines *Acta Anaesthesiol. Scand.* **48** 595–600

Schlimp C, Breiteneder M, Seifert J and Lederer W 2007 Interference of 16.7-Hz electromagnetic fields on measured electrocardiogram *Bioelectromagnetics* **28** 402–5

Stolzenberg B, Kupas D, Wieczorek B and Sole D 2002 Automated external defibrillators appropriately recognize ventricular fibrillation in electromagnetic fields *Prehosp. Emerg. Care* **6** 65–6

Annexe 4
Résumé/Poster : AHA - ReSSS Chicago - Circulation 2010

« Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation »

J.-P. Didon, S. Ménétré, I. Jekova and V. Krasteva

(Circulation. 2010;122:A253.)
© 2010 American Heart Association, Inc.
Resuscitation Science Symposium
Session Title: Session VIII: Best Original Resuscitation Science
Abstract 253: Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation

Jean-philippe Didon; Sarah Menetre; Irena Jekova; Vessela Krasteva
Schiller Med SAS, Wissembourg, France; Cntr of Biomedical Engineering, Bulgarian Academy of Science, Sofia, Bulgaria

Background: The detection of ventricular fibrillation (VF) by Automated External Defibrillators (AED) during cardiopulmonary resuscitation (CPR) is influenced by artifacts from chest compressions (CC). CC-free ECG signals for accurate VF analysis are scarce and found mostly during the short-time 'hands-off' intervals. Therefore, an appropriate detection of the end of CC (EoCC) is important for immediate triggering of the VF analysis. The aim of this study is to present the accuracy of that part of a shock advisory system (SAS) which is designed for triggering of CC-free VF detection process at minimal delay.

Method: Recordings of 40 OHCA interventions with AEDs (FredEasy, Schiller Medical SAS, France) are retrospectively processed. 1400 EoCC events are identified by manual annotation of the time when the CC artifacts in both ECG and impedance (DZ) channels disappear after periods with CC contamination. The EoCC detections are obtained by running SAS process based on DZ channel analysis by measurements of waves and rates of CC artifacts.

Results: Since there is no standard for reporting the accuracy of EoCC detection algorithms, we evaluate the percentage of the EoCC detections provided within 4 confidence delays around the EoCC annotation. With the 565 EoCCs from the learning database, the algorithm reaches an accuracy of 79.3%, 86.5%, 92.2%, 95.6% for 0.3s, 0.5s, 0.7s, 1s delays respectively. A validation performed on 835 different EoCCs from a test database showed no significantly different results.

Conclusion: To our knowledge this is the first study reporting the minimal delay at which VF detection analysis can be triggered after EoCC. The collection of CC-free ECG is crucial for the VF detection accuracy, therefore the assessment of the triggering method guarantees a certain ECG quality. Our observations over EoCC events in real OHCA performed by different rescuers show different waveforms and durations of the DZ channel transition process just after EoCC. The SAS provides a minimal delay of 0.3s in about 79% of EoCCs and 90% of EoCCs are detected within a delay of 0.7s.

Author Disclosures: J. Didon: Employment; Significant; Schiller Médical SAS, France. S. Menetre: Schiller Médical SAS. I. Jekova: None. V. Krasteva: None.

Key Words: Device • Fibrillation • Cardiopulmonary resuscitation

Method for Minimal Delay Triggering of VF Detection During Cardio Pulmonary Resuscitation

Jean-Philippe Didon [1)]
Sarah Ménétré [1)]
Irena Jekova [2)]
Vessela Krasteva [2)]

Introduction

Observational studies in humans have shown that an increase in the duration of the **pre-shock pause** during **CardioPulmonary Resuscitation** (CPR) is associated with a reduction in the likelihood of shock success.
As proposed by the **AHA approach** (see scheme), a **«hands-off» time gain** is possible.

Our recent works aimed at developing a **Shock Advisory System** (SAS) for Automated External Defibrillators (AEDs), which detects the **End of Chest Compressions** (EoCC) to immediately trigger Ventricular Fibrillation (VF) analysis.

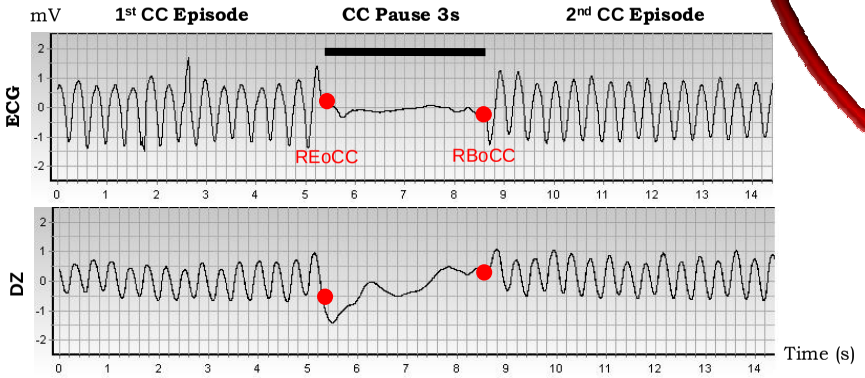
Objective

The aim of this study is to present the **accuracy** of the **EoCC detection module**, which is used for triggering of CC – free VF detection process at minimal delay.

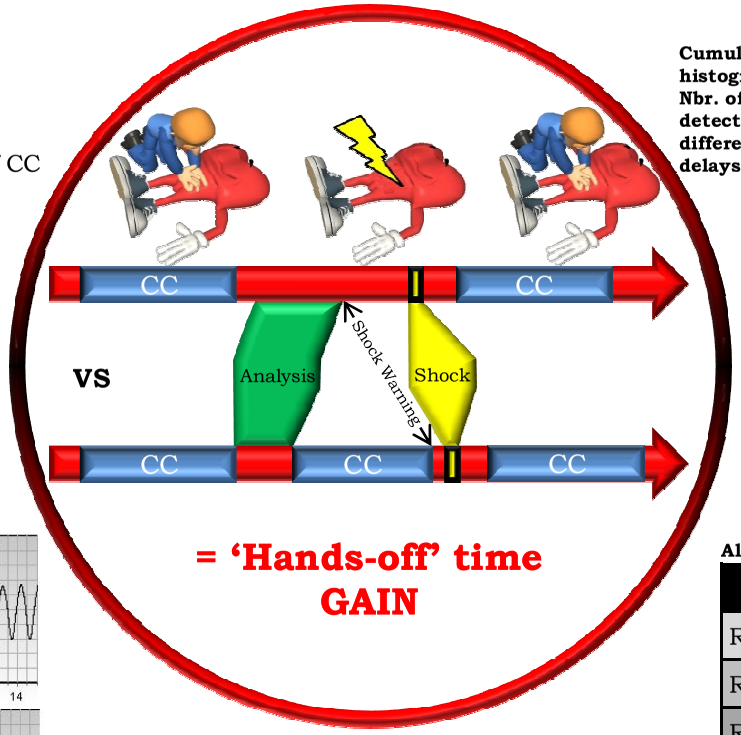
Material & Method

40 OHCA interventions with Fred Easy AEDs (Schiller Médical SAS France).

1400 Real EoCC are manually annotated . Both **ECG** and impedance (**DZ**) channel are used for annotation :
- 565 REoCC for **learning process**
- 835 REoCC for **validation process**

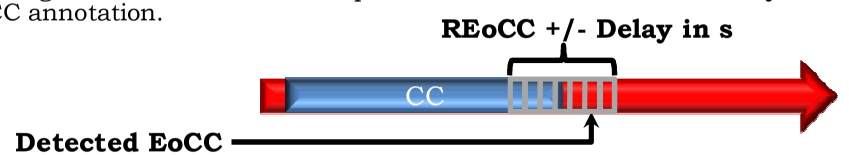


Algorithm :
EoCC detections are obtained by analysis of DZ channel and measurements of waves and rates of chest compression artefacts.

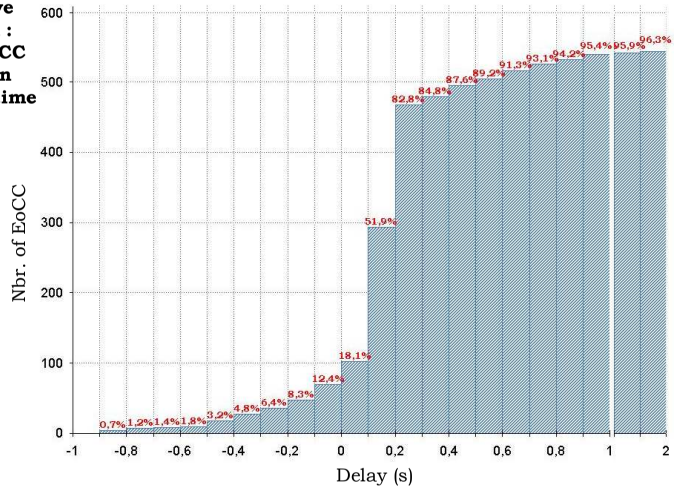


Results

Since there is no standard for reporting the accuracy of such an algorithm, the percentage of EoCC detections was provided within **4 confidence delays** around the REoCC annotation.



Cumulative histogram : Nbr. of EoCC detected in different time delays



Algorithm accuracy results

	Learning	Validation	p
REoCC +/- 0.3s	79.3 %	75,1%	0,108
REoCC +/- 0.5s	86.5 %	86,5%	0,960
REoCC +/- 0.7s	92.4 %	89,7%	0,115
REoCC +/- 1s	95.6 %	93,3%	0,080

Conclusion

Detection of EoCC is important for **minimal delay trigerring of VF detection**.
The current process provides :
- a minimal delay of **0.3s** in about **79 % of EoCCs,**
- a delay of **0.7s** in about **90 % of EoCCs.**

1) **Schiller Médical SAS**
4 rue L. Pasteur
F-67160 ,Wissembourg, France

2) **Bulgarian Academy of Sciences**
Centre of Biomedical Engineering
Acad. G. Bonchev str., Bl 105, 1113, Sofia, Bulgaria

Annexe 5
Résumé/Poster/Publication : Computing in Cardiology 2011 Hangzhou - CinC 2011

« Within-Patient Correlation Influence on Defibrillation Outcome Prediction using a Bayesian Classifier »

S. Ménétré, O. Pietquin, J.-P. Didon, J. Felblinger and C. de Chillou

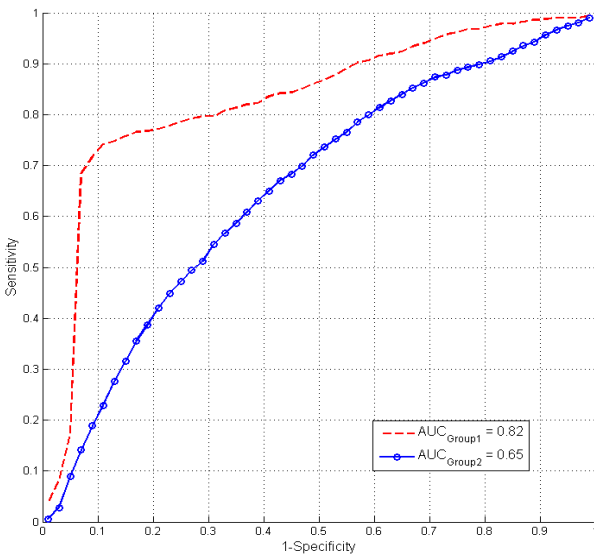
Within-Patient Correlation Influence on Defibrillation Outcome Prediction using a Bayesian Classifier

S Ménétré*, JP Didon, O Pietquin, C de Chillou, J Felblinger

Schiller Médical SAS, Wissembourg, France

In Out of Hospital Cardiac Arrest (OHCA), information is needed regarding the duration of the untreated Ventricular Fibrillation (VF). The non-invasive measurement of VF parameters allows prediction of a successful defibrillation in order to prioritize interventions: chest compression or defibrillation first. In this study, we evaluate the ability of a given outcome predicton model to discriminate "Success" *versus* "No success" at 5 s after shock. To build this model, predictors are extracted from Detrended Fluctuation Analysis (DFA) and a Gaussian Mixture Model (GMM) based bayesian classifier is applied. We examine whether it is reliable to use all successive shocks from one patient for the development of this model. As already reported by other research teams, successive shocks in one patient should be considered as dependent events.

A cross-validation analysis was performed independently on 136 first shocks (Group1) and 382 second and later shocks (Group2). At 5 s post-shock, an organized rhythm (OR) was considered as "Success" and VF was defined as "No success". A 4.1 s interval of pre-shock VF signal was analyzed using a set $\vec{v}$ of features from time and non-linear dynamics (DFA) domains. A GMM-based bayesian classifier, with probability density estimated by the Expectation-Maximization (EM) algorithm was applied in order to detect shocks with "Success" according to the probability $P(\vec{v} / Success)$.



ROC curves showing performance results obtained for Group1 and Group2

A decrease in performance of discrimination of OR *versus* VF at 5 s post-shock between Group1 and Group2 is observed with an Area Under the ROC Curve (AUC) of 0.82 (95% CI=0.79-0.84) and 0.65 (95% CI=0.63-0.66), respectively.

As a conclusion this defibrillation outcome prediction model should not be derived from all successive shocks of patients from the database. This corroborates the current hypothesis that within-patient correlation affects defibrillation outcome prediction accuracy.

Within-Patient Correlation Influence on Defibrillation Outcome Prediction using a Gaussian Mixture Model

S. Ménétré [1,2]
O. Pietquin [2,3]
J.-P. Didon [1]
J. Felblinger [2]
C. de Chillou [4]

Introduction

Several techniques have been developed to analyze Ventricular Fibrillation (VF) waveform of Out-of-Hospital Cardiac Arrest (OHCA) patients in an attempt to predict defibrillation outcome. Non-invasive predictors used alone or combined can be generally categorized into time, frequency and non-linear dynamics domains.
Gundersen *et al.* (Resuscitation, 2008) mentioned that **within-patient correlation** affects defibrillation outcome prediction accuracy. Nevertheless , in the literature, most of the predictor models have been developed on large databases including all shocks of each patient.

Objective

The aim of this study is to evaluate the **influence** of all successive shocks from each patient on defibrillation outcome prediction, when used for the development of a **Gaussian Mixture Model** (GMM)-based bayesian classification model to discriminate : **"Success" versus "No Success" at 5 s post-shock**.

Material

136 OHCA interventions with AEDs FRED®
(Schiller Médical SAS, France), collected by the fire brigades in the region of Nancy (France, July 2006-September 2009) without any patient identifiable data.

Group1 : 136 1st shocks **Group2 :** 382 2nd and later shocks.

5 s post-shock rhythms were manually annotated :
- Organized Rhythm (**OR**) : presence of one or more complexes
- Ventricular Fibrillation (**VF**) : disorganized rhythm with Peak-to-Peak (PtP) amplitude ≥ 200 µV
- Asystole (**ASYS**) : PtP amplitude < 100 µV during more than 4 s or VF with PtP amplitude < 200 µV

Table 1. *5 s post-shock rhythms definition.*

	Group1	Group2	Classification
OR	32	131	ω_1 « Success »
VF	22	108	ω_2 « No Success »
ASYS	82	143	

Method

ECG pre-processing and analysis :

Each 1,025 samples (**4.1 s** at 250 Hz) ECG epoch immediately before the shock was analyzed.
Pre-preprocessing consisted of a Butterworth 1st order band-pass 0.5-30 Hz filtering.

4 VF morphological features were evaluated in time domain and in non-linear dynamics domain.

The **predictor vector** used in both groups was : $\vec{v} = (MS, DFASlope2, DFAFreq, DFAAmp)$

- Mean Slope (**MS**)
- Detrended Fluctuation Analysis (**DFA**) describing the irregularity of ECG by measuring pattern of self-similarity.

DFA plot consists of 2 distinct regions of different slopes (DFASlope1 and **DFASlope2**).
The breakpoint with coordinates (**DFAFreq**, **DFAAmp**) gives the frontier between the 2 zones.

Classification method :

Representation of a set of class-conditional probability density functions by a **GMM** : $P(\vec{v}/\omega_l) = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k f(\vec{v}; \vec{\mu}_k, \Sigma_k)$
with "f" a multivariate gaussian density function
of mean μ_k, covariance matrix $\sum_k$ and weight α_k of the k^{th} component.

For learning GMM from the training data, the density estimation algorithm, **Expectation-Maximization** (EM), requires prior knowledge of the model order : optimal K for ω_1 and ω_2 is obtained so as to maximize the likelihood of the data given the model.

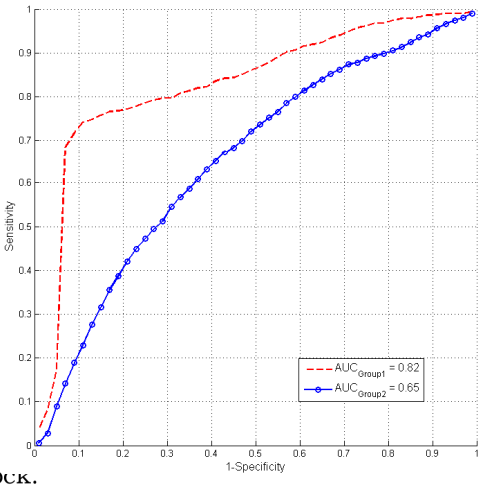
Bayes decision rule is used to classify the validation data : $P(\omega_l/\vec{v}) = \frac{P(\vec{v}/\omega_l)P(\omega_l)}{P(\vec{v})}$

Results

Table 2. *Best balance between sensitivity (Se) and specificity (Sp) extracted from ROC curves and the corresponding Area Under the Curves (AUC) with associated 95% confidence intervals (CIs).*

	Se	Sp	AUC (CI 95%)
Group1	**71.4**	**89.1**	**0.82 (0.79-0.84)**
Group2	60	63.6	0.65 (0.63-0.66)

Figure 1. *ROC curves considering data from Group1 (red dotted line) and Group2 (blue solid line with circles).*



Conclusion

When applying the **EM-GMM-based Bayesian classifier** to **longitudinal** data, AUC drops from **0.82 to 0.65**.
Within-patient correlation seems to affect the outcome prediction.
The proposed model predicts the 1st defibrillation outcome at 5 s post-shock.
Results should be confirmed with a more consistent database.
ASYS rhythm remains a **grey area**, which requires further investigations.

1) **Schiller Médical SAS**
4 rue L. Pasteur
F (France)-67160 ,Wissembourg,

2) **IADI INSERM U947**
University Hospital Nancy
F-54511, Vandoeuvre-lès-Nancy

3) **IMS Research Group, Supélec**
2 rue E. Belin
F-57070, Metz

4) **Department of Cardiology**
University Hospital
F-54511, Vandoeuvre-lès-Nancy

Within-Patient Correlation Influence on Defibrillation Outcome Prediction using a Gaussian Mixture Model

Sarah Ménétré[1,2,5], Olivier Pietquin[1,3], Jean-Philippe Didon[2], Jacques Felblinger[1,5], Christian de Chillou[4,5]

[1]IADI INSERM U947, University Hospital Nancy, F-54511 Vandoeuvre-lès-Nancy, France
[2]Schiller Médical SAS, 4 rue L. Pasteur, F-67160 Wissembourg, France
[3]IMS Research Group, Supélec, 2 rue E. Belin, F-57070 Metz, France
[4]Department of Cardiology, University Hospital, F-54511 Vandoeuvre-lès-Nancy, France
[5]Nancy University Henri Poincaré, F-54003 Nancy, France

Abstract

In this study, we examine whether it is reliable to use all successive shocks from one patient for the development of an outcome predictor model to discriminate "Success" versus *"No success". Vector of predictors* $\overrightarrow{v}$ *are extracted from time and non-linear dynamics domains and a Gaussian Mixture Model-based bayesian classifier, with probability density estimated by the Expectation-Maximization algorithm, is applied in order to detect shocks with "Success" according to the probability* $P(\overrightarrow{v}/Success)$*. A cross-validation analysis is performed independently on 136 first shocks (Group1) and 382 second and later shocks (Group2). At 5 s post-shock, an Organized Rhythm (OR) is considered as "Success" and VF is defined as "No success". A decrease in performance of discrimination of OR* versus *VF between Group1 and Group2 is observed with an Area Under the ROC Curve of 0.82 and 0.65, respectively. This corroborates the current hypothesis that within-patient correlation affects defibrillation outcome prediction accuracy.*

1. Introduction

Ventricular Fibrillation (VF) remains a most common arrhythmia in many instances of sudden cardiac death. Over the last few decades, techniques have been developed to analyze the surface electrocardiogram (ECG) associated with VF, in an attempt to obtain more information about the state of the myocardium and predict defibrillation outcome. There is no doubt that the duration of VF remains one of the principal determinants for the likelihood of successful defibrillation. For patient with witnessed cardiac arrest, rapid defibrillation is strongly recommended. When the duration of untreated VF exceeds 4 or 5 min., performing Cardiopulmonary Resuscitation (CPR) for 90 s or 3 min. is recommended before any defibrillation attempt [1, 2]. However, the exact duration of sudden onset VF is not always clear for rescuer, and therefore, there is a need for regarding the priority of intervention to be performed, namely immediate defibrillation or reperfusion by prior chest compressions. Thus far, several non-invasive predictors of successful defibrillation in VF waveform of ECG have been reported. These predictors can be generally categorized into time domain [3–6], frequency domain [7,8] and non-linear dynamics domain [9–12] and are used alone or combined [13,14]. Moreover most of the predictor models have been developed on large databases including all shocks of each patient. Nevertheless Gundersen *et al.* mentioned that within-patient correlation affects defibrillation outcome prediction accuracy [15, 16]. To our knowledge, since repeated shocks in one patient were considered as dependant events, only Lin *et al.* [12] have decided to collect for analysis just the initial ECG waveform before each first time defibrillation.

The objective of this study is to evaluate the influence of all successive shocks from each patient on defibrillation outcome prediction, when used for the development of an Expectation-Maximization Gaussian Mixture Model (EM-GMM)-based bayesian classification model to discriminate "Success" *versus* "No Success" at 5 s post-shock.

2. Material

2.1. Data collection

This study was applied to a collection of ECG recordings from 136 first shocks (Group1) and from 382 second and later shocks (Group2). All victims underwent an Out-of-Hospital Cardiac Arrest (OHCA) intervention with Automated External Defibrillators (AEDs) (Fred and Fred Easy, Schiller Medical SAS, France) used for first-aid by

fire fighters in the region of Nancy, France, between July 2006 and September 2009. These observational data were collected retrospectively without any patient identifiable information.

The Nancy Emergency Medical Service (EMC) is a two-tiered system serving urban, suburban and rural portions (714,000 inhabitants). AEDs were used by the first-tier, which consisted of fire brigades all trained in basic life support and defibrillation.

The FRED®Schiller Medical AEDs have a Pulsed Biphasic Defibrillation Waveform embedded and followed the ERC 2005 guidelines, with a fixed 150 J energy protocol. For each patient, the defibrillation pads of the AED were applied to the chest (lead II) and were also used for continuous recording in the AED memory.

2.2. Data annotation

For each patient, the first shock delivered on a VF rhythm was included in the Group1 and the second and later shocks were included in the Group2. The 5 s post-shock rhythms were annotated by two biomedical engineers and a cardiologist-electrophysiologist and are summarized in Table 1. The definition of the 5 s post-shock rhythms is :

- Organized Rhythm (OR) : presence of one or more complexes,
- Ventricular Fibrillation (VF) : Coarse VF with Peak-to-Peak (PtP) amplitude ≥ 200 μV,
- Asystole (ASYS) : PtP amplitude < 100 μV during more than 4 s or VF with PtP amplitude < 200 μV

A defibrillation was regarded as successful when VF was converted into an OR 5 s after the defibrillation. A conversion into VF was considered unsuccessful. Two classes were defined : ω_1 the "Success" class and ω_2 the "No success" class. Further will be discussed the reason why we consider to study ω_1=OR *versus* ω_2=VF, without considering the ASYS rhythms.

Table 1. 5 s post-shock rhythms included in Group1 and Group2 and the classification ω_1 *versus* ω_2 with ω_1 the "Success" class and ω_2 the "No success" class.

	Group1	Group2	Classification
OR	32	131	ω_1
VF	22	108	ω_2
ASYS	82	143	

3. Methods

3.1. ECG pre-processing and analysis

The sampling rate of the ECG recorded by the AED was 250 Hz. To obtain measurements that were free of artefacts, each 4.1 s (1,025 samples) ECG epoch immediately before the shock was analyzed. This analysis was conducted off-line using Matlab™(The Mathworks, Inc., Natick, MA, USA). Pre-processing of the ECG recording consisted of a Butterworth first order band-pass 0.5-30 Hz filtering. We evaluated 4 VF morphological features (see Table 2) : Mean Slope (MS) from time domain and Detrended Fluctuation Analysis (DFA) parameters from non-linear dynamics. DFA is related to fractal dimension, which is an index for describing the irregularity of signal by measuring patterns of self-similarity. Moreover DFA can be applied on non stationary data sets. DFA plot is not strictly linear but consists of 2 distinct regions of different slopes (DFASlope1 and DFASlope2). The breakpoint with coordinates (DFAFreq, DFAAmp) gives the frontier between the 2 zones.

Table 2. The 4 morphological features : 1 from time domain, 3 from non-linear dynamics.

Domain	Features
Time	Mean Slope (MS) [15, 17, 18]
Non-linear dynamics	DFA Slope (DFASlope2) [12, 19]
	DFA Frequency (DFAFreq)
	DFA Amplitude (DFAAmp)

3.2. Classification method

To approach the problem of classification we propose to first learn a set of class-conditional probability density functions, expressed as $P(\overrightarrow{v}/\omega)$, where $\overrightarrow{v}$ is the vector of predictors and ω is a class. An appropriate representation of a class-conditional probability is a Gaussian Mixture Model (GMM) [20]. A GMM is a density function that can be defined as a weighted sum of multivariate gaussian density functions $f(\overrightarrow{v}/\overrightarrow{\mu}_k, \Sigma_k)$ with mean $\overrightarrow{\mu}_k$, covariance matrix Σ_k and α_k the weight of the k^{th} component of the mixture (Equation 1).

$$P(\overrightarrow{v}/\omega) = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k f(\overrightarrow{v}/\overrightarrow{\mu}_k, \Sigma_k) \quad (1)$$

Expectation-Maximization (EM) algorithm combined to GMM is a reliable and scientifically well documented density estimation algorithm [20] (see Figure 1). EM is used

for fitting the GMM to a set of training data. In comparison with the standard histogram technique or its alternative the Kernel Density Estimation (KDE) used in other studies [21], EM solved the problem of bins width and smoothing parameter choice. As EM requires prior knowledge of the model order, the optimal K for each class was obtained so as to maximize the likelihood of the data given the model. Once we have learned $P(\overrightarrow{v}/\omega_i)$ with i=1,2 from the training data, we can use the Bayes decision rule (Equation 2) to classify observations from validation database.

$$P(\omega_i/\overrightarrow{v}) = \frac{P(\overrightarrow{v}/\omega_i)P(\omega_i)}{P(\overrightarrow{v})} \quad (2)$$

$P(\overrightarrow{v})$ is the prior probability. So the decision rule minimizes the probability of misclassification by deciding that $\overrightarrow{v}$ predicts a success if $P(\omega_1/\overrightarrow{v}) > P(\omega_2/\overrightarrow{v})$.

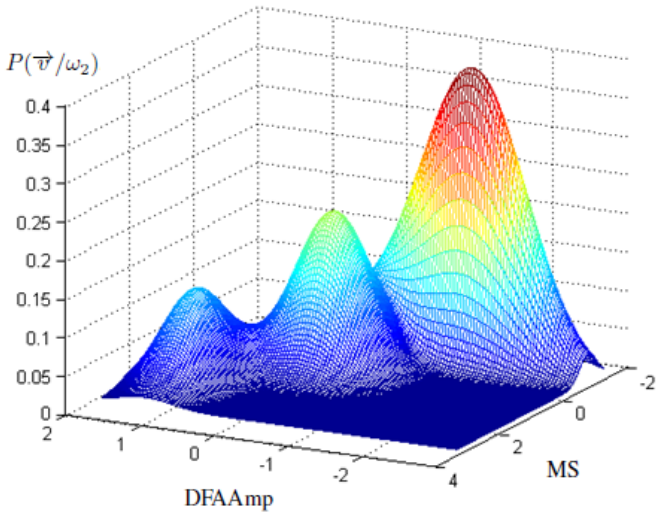


Figure 1. EM-GMM based estimate of the class conditional probability $P(\overrightarrow{v}/\omega_2)$ with $\overrightarrow{v} = (MS, DFAAmp)$.

3.3. Statistical analysis

A cross-validation, more precisely a N-times hold-out method, was run. At each iteration the data were split into two databases : 2/3 for training and 1/3 for testing. Receiver Operator Characteristics (ROC) curves, which represent classifier performance, Sensitivity (Se) and Specificity (Sp) across the range of possible thresholds of likelihood ratio, were constructed. The Area Under the ROC Curve (AUC) represents condensed information regarding discriminating power, usually taking a classifier to be good if AUC > 0.8 and poor if AUC < 0.7. AUC and associated 95% Confidence Intervals (CIs) were calculated.

4. Results

The predictor vector used to analyze both Group1 and Group2 was $\overrightarrow{v}$=(MS, DFASlope2, DFAFreq, DFAAmp). ROC curves enable to compare Group1 and Group2 by observation of the performances of the model to discriminate the 2 classes ω_1 and ω_2 (Figure 2). For each ROC curve the best balance between Se and Sp are shown in Table 3.

Table 3. Best balance between Se and Sp extracted from ROC curves of the EM-GMM-based bayesian classification and the corresponding AUC with associated 95% CIs.

	Se	Sp	AUC (CI 95%)
Group1	**71.4**	**89.1**	**0.82** **(0.79-0.84)**
Group2	60	63.6	0.65 (0.63-0.66)

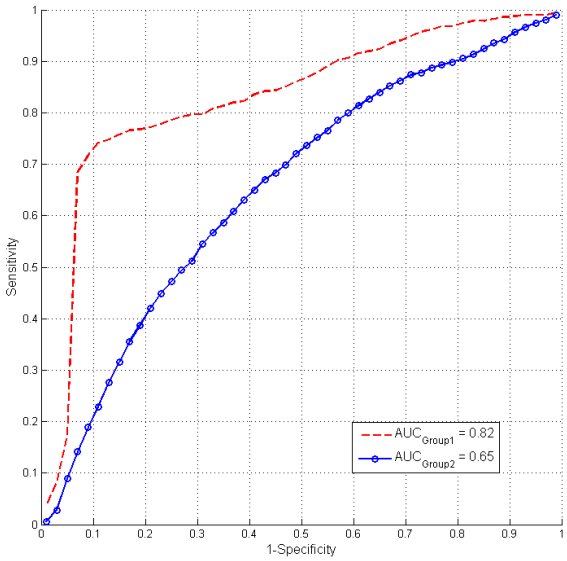


Figure 2. ROC curves for the classification OR *versus* VF considering data from Group1 (in red dotted line) or data from Group2 (in blue solid line with circles).

5. Discussion and conclusions

When considering successive shocks for each patient (Group2), to discriminate classes ω_1 and ω_2, we assist to a decrease in the performances. AUC drops from 0.82 (95% CI 0.79-0.84) to 0.65 (95% CI 0.63-0.66), that leads to suppose the presence of a random component, that is certainly characteristic of an intra-patient correlation. Indeed, Group2 is including longitudinal data, because several shocks are coming from a same patient over time.

It has been proposed to analyze OR *versus* VF, because it is suspected that ASYS subset is a grey area that is more difficult to discriminate. But ASYS shock outcome makes up 60% of the episodes for Group1 and 37% of the episodes for Group2, that's why the observations made on our results should be considered as a first step to be reconfirmed with a new and more consistent database.

The proposed Gaussian Mixture Model-based bayesian classifier hold promise for predicting the first defibrillation outcome at 5 s post-shock. When applying the classifier to longitudinal data, within-patient correlation affects the prediction accuracy. For clinical application, ASYS rhythm remains a grey area, which still requires further investigations.

References

[1] Cobb L, Fahrenbruch C, Walsh T, Copass M, Olsufka M, Breskin M, Hallstrom A. Influence of Cardiopulmonary Resuscitation Prior to Defibrillation in Patients With Out-of-Hospital Ventricular Fibrillation. JAMA 1999; 281(13):1182–1188.

[2] Wik L, Hansen T, Fylling F, Steen T, Vaagenes P, Auestad B, Steen P. Delaying defibrillation to give basic cardiopulmonary resuscitation to patients with out-of-hospital ventricular fibrillation: a randomized trial. JAMA 2003; 289(11):1389–95.

[3] Brown C, Dzwonczyk R. Signal analysis of the human electrocardiogram during ventricular fibrillation: frequency and amplitude parameters as predictors of successful countershock. Annals of Emergency Medicine 1996;27(2):184–8.

[4] Strohmenger H, Eftestol T, Sunde K, Wenzel V, Mair M, Ulmer H, Lindner K, Steen P. The Predictive Value of Ventricular Fibrillation Electrocardiogram Signal Frequency and Amplitude Variables in Patients with Out-Of-Hospital Cardiac Arrest. Anesthesia and Analgesia 2001;93(6):1428–1433.

[5] Sherman L, Rea T, Waters J, Menegazzi J, Callaway C. Logarithm of the absolute correlations of the ECG waveform estimates duration of ventricular fibrillation and predicts successful defibrillation. Resuscitation 2008; 78(3):346–354.

[6] Neurauter A, Eftestol T, Kramer-Johansen J, Abella B, Sunde K, Wenzel V, Lindner K, Eilevstjonn J, Myklebust H, Steen P, Strohmenger H. Prediction of countershock success using single features from multiple ventricular fibrillation frequency bands and feature combinations using neural networks. Resuscitation 2007;73(2):253–63.

[7] Brown C, Griffith R, Van Ligten P, Hoekstra J, Nejman G, Mitchell L, Dzwonczyk R. Median frequency - a new parameter for predicting defibrillation success rate. Annals of Emergency Medicine 1991;20(7):787–789.

[8] Povoas H, Weil M, Tang W, Bisera J, Klouche K, Barbatsis A. Predicting the success of defibrillation by electrocardiographic analysis. Resuscitation 2002;53(1):77–82.

[9] Callaway C, Sherman L, Mosesso V, Dietrich T, Holt E, Clarkson M. Scaling Exponent Predicts Defibrillation Success for Out-of-Hospital Ventricular Fibrillation Cardiac Arrest. Circulation 2001;103(12):1656–1661.

[10] Menegazzi J, Callaway C, Sherman L, Hostler D, Wang H, Fertig K, Logue E. Ventricular fibrillation scaling exponent can guide timing of defibrillation and other therapies. Circulation 2004;109(7):926–31.

[11] Podbregar M, Kovacic M, Podbregar-Mars A, Brezocnik M. Predicting defibrillation success by 'genetic' programming in patients with out-of-hospital cardiac arrest. Resuscitation 2003;57(2):153–9.

[12] Lin L, Lo M, Ko P, Lin C, Chiang W, Liu Y, Hu K, Lin J, Chen W, Ma M. Detrended fluctuation analysis predicts successful defibrillation for out-of-hospital ventricular fibrillation cardiac arrest. Resuscitation 2010;81(3):297–301.

[13] Watson JN, Uchaipichat N, Addison P, Clegg G, Robertson CE, Eftestol T, Steen P. Improved prediction of defibrillation success for out-of-hospital VF cardiac arrest using wavelet transform methods. Resuscitation 2004;63(3):269–75.

[14] Amann A, Rheinberger K, Achleitner U, Krismer A, Lingnau W, Lindner K, Wenzel V. The prediction of defibrillation outcome using a new combination of mean frequency and amplitude in porcine models of cardiac arrest. Anesthesia and Analgesia 2002;95(3):716–22.

[15] Gundersen K, Kvaloy J, Kramer-Johansen J, Eftestol T. Identifying approaches to improve the accuracy of shock outcome prediction for out-of-hospital cardiac arrest. Resuscitation 2008;76(2):279–284.

[16] Gundersen K, Kvaloy J, Kramer-Johansen J, Olasveengen T, Eilevstjonn J, Eftestol T. Using within-patient correlation to improve the accuracy of shock outcome prediction for cardiac arrest. Resuscitation 2008;78(1):46–51.

[17] Neurauter A, Kramer-Johansen J, Eilevstjonn J, Myklebust H, Wenzel V, Lindner K, Eftestol T, Steen P, Strohmenger H. Estimation of the duration of ventricular fibrillation using ECG single feature analysis. Resuscitation 2007; 73(2):246–252.

[18] Olasveengen T, Eftestol T, Gundersen K, Wik L, Sunde K. Acute ischemic heart disease alters ventricular fibrillation waveform characteristics in out-of hospital cardiac arrest. Resuscitation 2009;80(4):412–7.

[19] Peng C, Havlin S, Stanley H, Goldberger A. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. Chaos 1995;5(1):82–7.

[20] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2009.

[21] Eftestol T, Losert H, Kramer-Johansen J, Wik L, Sterz F, Steen P. Independent evaluation of a defibrillation outcome predictor for out-of-hospital cardiac arrested patients. Resuscitation 2005;67(1):55–61.

Address for correspondence:

Ménétré Sarah
Schiller Médical, 4 rue L. Pasteur, F-67160 Wissembourg, France
sarah.menetre@schiller.fr

Annexe 6
Paramètres prédicteurs issus de l'ECG

Domaine temporel

Moyenne de l'amplitude exprimée en mV (« *Mean Amplitude* » (MA)).

$$MA = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|ECG_i|} \tag{1}$$

N étant le nombre de points ECG évalués.

Domaine fréquentiel

Transformée de Fourier

Amplitude (A) exprimée en mV.

$$A = \sqrt{\sum_{i} PSD(f_i \in [2;20])} \tag{2}$$

Spectral Edge Frequency exprimée en Hz (SEF).
Ce paramètre correspond à la fréquence en-dessous de laquelle se situe x% de la puissance totale d'un signal (usuellement x est compris dans l'intervalle [75 ;95]).

Frequency Ratio (FR).

$$FR = \frac{\sum_i PSD(f_i \in [Bande\ de\ fréquences\ hautes])}{\sum_i PSD(f_i \in [Bande\ de\ fréquences\ basses])} \tag{3}$$

Ce paramètre correspond au quotient de l'énergie du spectre de puissance d'une bande de fréquences hautes par l'énergie d'une bande de fréquences basses.

Transformée en ondelettes

CWT (« *Continuous Wavelet Transform* » (CWT)).
Ce paramètre correspond à l'énergie, dans une certaine bande de fréquences du scalogramme.

$$CWT[1;3] = Energie\ dans\ la\ bande\ de\ fréquence\ [1\ ;3]\ Hz \tag{4}$$
$$CWT[3;10] = Energie\ dans\ la\ bande\ de\ fréquence\ [3\ ;10]\ Hz \tag{5}$$
$$CWT[10;32] = Energie\ dans\ la\ bande\ de\ fréquence\ [10\ ;32]\ Hz \tag{6}$$

COP (« *Cardioversion Outcome Prediction* » (COP)).
Ce paramètre correspond à l'entropie du scalogramme.

Domaine de la dynamique non-linéaire

Angular Velocity exprimée en $radians.s^{-1}$ (« *Angular Velocity* » (AV)).

Ce document a été préparé à l'aide de l'éditeur de texte WinEdt et du logiciel de composition typographique LaTeX.