

Table des matières

Remerciements	ii
Table des matières	iii
Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xvii
Glossaire	xix
Introduction générale	1
Chapitre 1 Notion de base sur le signal ECG	
Introduction.....	7
1.2 Anatomie du cœur	7
1.3 La genèse du signal électrique cardiaque	10
1.4. L'électrocardiographie.....	14
1.4.1 Historique.....	14
1.4.2. Le signal ECG.....	15
1.4.3 Les artefacts de l'ECG	17
1.5. La base de données MIT-BIH.....	18
1.5.1. Bloc de branche.....	18
1.5.1.1 Bloc de branche droit	19
1.5.1.2 Bloc de branche gauche	20
1.5.2. Battement auriculaire prématuré.....	20
1.5.3. Extrasystole ventriculaire.....	21
1.5.4. Battement stimulé (paced beat).....	22

1.5.4.1 La stimulation atriale	23
1.5.4.2 La stimulation ventriculaire.....	23
Conclusion	23
Références.....	25

Partie I: Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires

chapitre 2 Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires simples

2.1 Introduction.....	27
2.2 Principe de l'identification.....	27
2.3 Les différents types des modèles autorégressifs et linéaires.....	27
2.4 Algorithme d'identification paramétrique	28
2.4.1 Base de données.....	29
2.4.1.1 Filtrage du signal d'ECG.....	29
2.4.1.2 Détection des pics R	30
2.4.1.3 Détection des ondes Q et S.....	32
2.4.1.4 Détection des ondes T	33
2.4.1.5 Détection des ondes P.....	35
2.4.2 Sélection de la classe du modèle	36
2.4.3 Sélection de l'ordre	37
2.4.4 Procédure de validation du modèle.....	38
2.4.5 Extraction des paramètres du modèle.....	38
2.5 Modèles paramétriques autorégressifs et linéaires	39

2.5.1	Modèle AutoRégressif (AR).....	41
2.5.2	Modèle Moving Average (MA).....	42
2.5.3	Modèle AutoRégressif avec entrée exogène (ARX)	44
2.5.4	Modèle Autorégressif à moyenne ajusté avec entrée exogène (ARMAX) ..	47
2.5.5	Modèle OE	48
2.5.6	Modèle BJ.....	50
	Conclusion.....	52
chapitre3 Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires simples combinés		
3.1	Introduction.....	54
3.2	Synthèse des modèles autorégressifs et linéaires.....	54
3.3.	Modèles simples combinés.....	54
3.3.1.	Modèle ARMA	55
3.3.2.	Modèle ARAR.....	57
	Conclusion.....	58
chapitre 4 Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires simples multivariés		
4.1	Introduction.....	59
4.2	Les modèles autorégressifs multicanaux (modèles MDA).....	60
4.2.1	Validation et identification du modèle.....	66
4.2.2	Décomposition spectrale multi-varié	66
4.2.2. a)	Fonction de corrélation.....	67
4.2.2. b)	Cohérence	68
4.3	Description de différents modèles autorégressifs multi-variables	68
4.3.1	Modèle MAR bi-varié	68
	<i>A. Formulation du Modèle et de la Décomposition Spectrale.....</i>	<i>68</i>

<i>B. Résultat et discussion</i>	71
4.3.2 Modèle ARARX.....	77
<i>A. Extraction des paramètres de modèle ARARX</i>	78
<i>B. La densité spectrale de puissance</i>	78
<i>C. Analyse de fluctuation redressée</i>	79
<i>D. Degrés de la variabilité de QT (QT variability degrees QTVD)</i>	88
4.4. Commentaires sur les modèles linéaire dynamique et paramétrique.....	89
Conclusion.....	91
Références.....	94

partie II: Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles non linéaires paramétriques

Chapitre 5 Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles non linéaire Hammersteinessifs multicanaux

5.1. Introduction du modèle.....	97
5.2. Les modèles non linéaires (boite noire).....	97
5.3 Structures des modèles non linéaires	98
5.4 Modèles non linéaires paramétriques.....	99
5.4.1 Modèle Hammerstein	99
5.4.2 Modèle de Wiener	101
5.4.3 Modèle de Wiener Hammerstein et modèle Hammerstein Wiener.....	101
5.5. Analyse et évaluation du signal ECG à travers les modèles non linéaires paramétriques	102
5.5.1 Identification à travers un modèle d'Hammerstein et l'analyse bispectrale.....	103

5.5.2 Analyse Bispectrale	104
5.5.2.a) Analyse de l'intervalle PR et le complexe QRS.....	105
5.5.2.b) Analyse de l'interaction ST_QT	109
5.5.2.c) L'interaction QT-RR..	114
Conclusion	118
chapitre6 Mesure de la synchronisation non linéaire à travers le modèle de Wiener	
6.1 Introduction.....	119
6.2 Identification par le modèle de Wiener.....	120
6.3 Synchronisation.....	121
6.3.1. Mesures linéaires de synchronisation	121
6.3.2 Interdépendances non linéaires	122
6.4 Analyse de l'interaction QT-ST, QT-RR, et QRS-PR.....	124
6.4.1 l'interaction QT-ST.....	124
6.4.2 L'interaction QT-RR.....	132
6.4.3 l'interaction QRS -PR.....	133
Conclusion.....	134
chapitre 7 Évaluation	
7.1 Introduction.....	136
7.2 Interprétation des résultats	136
Conclusion.....	138
Références.....	139

Partie III: Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles hybrides

chapitre 8 Analyse du signal électrocardiogramme par le modèle NARMAX

8.1 Introduction.....	143
8.2 Structure et description de modèle hybride NARMAX.....	143
8.3 Analyse fréquentielle	145
8.4 Analyse temporelle et extraction des mesures à partir du modèle NARX	146
a) le coefficient de corrélation non linéaire.....	146
b) L'asymétrie, le temps de retard et la direction de couplage.....	147
8.5 Etude des séries QT-RR, QRS-PR et ST-QT	147
8.5.1 Analyse fréquentielle	148
8.5.1.1 l'interaction QT-RR.....	148
8.5.1.2 l'interaction ST-QT.....	153
8.5.1.3 l'interaction QRS-PR.....	157
8.5.2 Analyse temporelle.....	160
8.5.2.1 l'interaction QT-RR.....	160
8.5.2.2 l'interaction QRS-PR et QT-ST,	163
Conclusion	165
chapitre 9 Evaluation	
9.1 Introduction.....	167
9.2 Evaluation de l'analyse fréquentielle.....	167
9.3 Evaluation de l'analyse temporelle.....	170
Conclusion.....	171
Références.....	172
Conclusion générale et perspectives.....	168

Table des figures

1.1 La cage thoracique et situation du cœur	8
1.2 Anatomie macroscopique du cœur (coupe frontale montrant les cavités, les vaisseaux et les valves).....	9
1.3 Schéma du circuit sanguin. La couleur bleue indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène.....	9
1.4 Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique	11
1.5. a) Potentiel de repos et d'action intercellulaire, b) et les canaux de sodium Na ⁺ potassium.....	12
1.6 Schéma d'une cellule cardiaque : a) au repos (polarisée), b) durant la dépolarisation, (c) dépolarisation complète.....	13
1.7 signal ECG typique	16
1.8 la densité spectrales de puissance des complexes QRS, des ondes PT, de signal ECG, EMG, et les artéfacts dû aux mouvements	17
1.9 Signal ECG représentant le bloc de branche droit (BBD, enregistrement 118... ..	19
1.10 Signal ECG représentant le bloc de branche gauche (BBG, enregistrement 109..	20
1.11 Signal ECG représentant le battement auriculaire prématuré (enregistrement 232).....	21
1.12 Signal ECG représentant une extrasystole ventriculaire (enregistrement 208)	22
1.13 Signal ECG représentant des battements stimulés (enregistrement 107).. ..	23
2.1 La procédure générale d'identification	29

2.2 (a) signal ECG bruité, (b) signal ECG filtré (enregistrement 101)	30
2.3 les quatre étapes de l'algorithme, (a) signal original filtré, (b) résultat de la transformation non linéaire, (c) la période réfractaire, (d) détection des pics R	31
2.4 Les trois étapes de l'algorithme, (a) signal original filtré (enregistrement 101), (b) résultat de premier filtre dérivateur, (c) résultat de deuxième filtre dérivateur.	33
2.5 (a) signal original filtré (enregistrement 101), (b) signal dérivé , la position de pic R, et le début et la fin de la fenêtre permettant de sélectionner la position de l'onde T T,(c) détection des ondes T.....	34
2.6 (a) signal original filtré, (b) une sommation des signaux représentant les pics R, des ondes T et le début et la fin des complexes QRS, (c) détection des ondes P.....	35
2.7 (a) signal original filtré, (b) détection des ondes P (après filtrage).....	36
2.8 optimisation de l'ordre de prédiction (a) FPE, (b), AIK, (c) évolution de l'erreur.....	38
2.9 Structure des modèles paramétriques autorégressifs et linéaires.....	39
2.10 Structure du modèle AR	41
2.11 le signal RR original (trait continu), et signal simulé RR' (trait discret) en utilisant le modèle AR.....	41
2.12 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR simulé (trait discret) en utilisant le modèle AR	42
2.13 structure du modèle MA.....	43
2.14 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle MA	43
2.15 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle MA	44
2.16 Structure du modèle ARX	44
2.17 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour le 1/10 de l'amplitude de bruit.....	45

2.18 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour le 1/10 de l'amplitude de bruit.....	46
2.19 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour une amplitude de bruit entière.....	46
2.20 Structure du modèle ARMAX	47
2.21 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMAX	48
2.22 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMAX.....	48
2.23 Structure du modèle OE.....	49
2.24 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle OE.....	49
2.25 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle OE.....	50
2.26 Structure du modèle BJ.....	50
2.27 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle BJ.....	51
2.28 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle BJ.....	52
3.1 Structure du modèle ARMA.....	55
3.2 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMA.....	56
3.3 La DSP du signal RR original (trait discret) et signal RR' simulé (trait continu) en utilisant le modèle ARMA Modèle	56
3.4 structure du modèle ARAR.....	57
3.5 Le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARAR	57

3.6 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARAR.....	58
4.1. La structure générale d'un modèle MDA	61
4.2 Structure du modèle ARARX	62
4.3 Structure du modèle MDA bi-varié avec une seul boucle et deux entrées stochastiques AR.....	62
4.4 Structure du modèle MAR bi-varié.....	62
4.5 Structure du modèle MDA bi-varié complet.....	63
4.6 Structure du modèle MDA avec double boucle d'interaction de deux signaux plus une entrée exogène.....	63
4.7. Structure du modèle MAR bi-varié.....	69
4.8 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas normal (enregistrement 101).....	72
4.9 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas qui représente un intervalle PR court (enregistrement 234).....	72
4.10 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas représentant un intervalle PR long (enregistrement 231)	73
4.11 la densité spectrale de puissance en utilisant le modèle MAR bi-variée ; en ligne continue la DSP de RR /PR et en ligne discrète la DSP de PR/RR.....	74
4.12. La fonction de transfert du modèle MAR, en ligne continue la partie bivariée RR lié à PR, et en ligne discrète PR lié à PR.....	75
4.13. a) la fonction de cohérence, b) la phase de la fonction de transfert de la partie bi-variée.....	75
4.14 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas représentant des grands changements (enregistrement 106).....	76
4.15. Structure Modèle ARARX.	77
4.16 (a) le signal du rythme cardiaque, (b) la ligne discontinue est la somme cumulative calculée dans "Eq. (4.25)" (signal intégré) pour la série RR, la ligne	

continue est l'identification polynomial linéaire d'ordre 1 pour un segment $k = 128$	80
4.17 L'analyse de fluctuation redressée DFA et la pente, (à double échelle logarithmique de $F(k)$ et k) pour la série RR de l'enregistrement 101.....	82
4.18 Comparaison entre la DFA d'un cas sain de cinq cas pathologiques et un bruit blanc (ligne discontinue) pour la série RR.....	83
4.19 Nuage de points exposant α vs patients pour tous les cas et tous les sujets, (a) pour la série RR, (b) pour la série QT.....	85
4.20. Échelle spectrale de puissance logarithmique double de série QT_RR de l'enregistrement 101.....	87
5.1 modèles non linéaires paramétriques.....	99
5.2 Structure de modèle Hammerstein.....	100
5.3 structure du modèle Wiener.....	101
5.4 structure du modèle Hammerstein-Wiener.....	102
5.5 structure du modèle Wiener-Hammerstein.....	102
5.6. Schéma bloc pour la méthode proposé.....	103
5.7. Structure du modèle non-linéaire Hammerstein.....	104
5.8. Bispectre des séries PR pour un cas normal.....	106
5.9. Bispectre des séries QRS pour un cas normal.....	106
5.10. Bispectre des séries QRS-PR pour un cas normal.....	107
5.11. Bispectre des séries PR pour un cas pathologique.....	108
5.12. Bispectre des séries QRS pour un cas pathologique.....	108
5.13. Bispectre des séries QRS-PR pour un cas pathologique.....	109
5.14. Bispectre des séries QT pour un cas normal.....	110
5.15. Bispectre des séries ST pour un cas normal.....	110

5.16 Bispectre des séries ST-QT pour un cas normal.....	111
5.17 Bispectre des séries QT pour un cas pathologique.....	112
5.18 Bispectre des séries ST pour un cas pathologique.....	113
5.19 Bispectre des séries ST-QT pour un cas pathologique.....	114
5.20 Bispectre des séries RR pour un cas normal.....	115
5.21 Bispectre des séries QT pour un cas normal	115
5.22 Bispectre des séries QT-RR pour un cas normal.....	116
5.23 Bispectre des séries QT pour un cas pathologique (enregistrement 119)	116
5.24 Bispectre des séries RR pour un cas pathologique (enregistrement 119).....	117
5.25 Bispectre des séries QT-RR pour un cas pathologique (enregistrement 119).....	118
6.1. Structure de modèle Wiener multivarié Mesures linéaires.....	120
6.2 Concept des voisins les plus proches	122
6.3. Les séries QT et ST, A : un cas normal (enregistrement 101), B : un cas pathologique, bloc de branche incomplet (enregistrement 222), C : un bloc de branche complet, (enregistrement 118).....	126
6.4. Fonction de corrélation pour ; a) un cas normal : groupe A, b) un bloc de branche incomplet : groupe B, c) un bloc de branche complet : groupe C.....	128
6.5 Fonction de cohérence pour un cas normal, un bloc de branche incomplet (BBI), un bloc de branche complet (BBC).....	128
6.6. Interdépendances non linéaires S, H, N pour QT/ST (trait continu), et ST/QT (trait discontinu).....	130
6.7. Interdépendances non linéaires de QT/ST (trait continu) et ST/QT (trait discontinu) pour les trois groupes en utilisant le modèle de Wiener multivarié.....	131
8.1. Structure du modèle NARMAX.....	145
8.2 Les séries rr et qt et leurs DSP dans un cas normal.....	149
8.3 Les séries rr et qt et leurs DSP dans un cas "intervalle QT long"	149

8.4. Les séries <i>rr</i> et <i>qt</i> et leurs DSP dans un cas “intervalle QT court”	150
8.5 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de <i>qt</i> lié à <i>rr</i> dans un cas normale (enregistrement 101)	151
8.6 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de <i>qt</i> lié à <i>rr</i> dans un cas QT long (enregistrement 231).....	152
8.7 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de <i>qt</i> lié à <i>rr</i> dans un cas QT court (enregistrement 124)	152
8.8 La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries <i>qt</i> et (b) la série <i>st</i> (enregistrement 101).....	153
8.9 (a) La fonction de cohérence des séries QT et ST, (b) la densité inter-spectrale de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 101).....	154
8.10 La densité spectrale de puissance pour un cas de BBC, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries <i>qt</i> et (b) la série <i>st</i> (enregistrement 111).....	155
8.11 (a) La fonction de cohérence des séries QT et ST, (b) la densité inter-spectrale de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 111), pour un cas de BBC.....	155
8.12 La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries <i>qt</i> et (b) la série <i>st</i> (enregistrement 122).....	156
8.13 (a) la DSP de la série QT, (b) la DSP de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 122, “BBI”).....	157
8.14 La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries <i>qt</i> et (b) la série <i>st</i> (enregistrement 103).....	158
8.15 (a) la DSP de la série QRS, (b) la DSP de la série PR, et (c) la DSP de la série QRS-PR (enregistrement 103).....	158
8.16. Les séries RR (ligne continue) et QT (ligne discontinue), (a) un cas normal (enregistrement 101), (b) un cas pathologique (enregistrement 232).....	159
8.17. L’analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas normal, (a) la série RR, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série QT/RR	

(ligne continu), et (RR/QT) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QT/RR, (e) l'index de direction.....	161
8.18. L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 232), (a) la série RR, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série QT/RR (ligne continu), et (RR/QT) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QT/RR, (e) l'index de direction.....	163
8.19 L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 106), (a) la série QRS, (b) la série PR, (c) coefficient non linéaire de la série QRS/PR (ligne continu), et (PR/QRS) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QRS/PR, (e) l'index de direction.....	164
8.20 L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 109), (a) la série ST, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série ST/QT (ligne continu), et (QT/RR) (ligne discrète), (d) le temps de retard de ST/QT, (e) l'index de direction.....	164

Liste des tableaux

2.1 Différents modèles autorégressifs et leurs coefficients.....	40
4.1 Les exposants de l'analyse des fluctuations $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ des séries QT, RR, et QTVD, et le rapport $\frac{(\alpha_1^2/\alpha_2^2)}{2}$	86
4.2 L'exposant de puissance de l'analyse de fluctuation (β_1 pour RR, β_2 pour QT, et β_3 pour la série RR QT lié).....	87
6.1 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x/y), S(y/x), H(x/y), H(y/x), N(x/y), N(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires).....	129
6.2 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x/y), S_1(y/x), H_1(x/y), H_1(y/x), N_1(x/y), N_1(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener).....	127
6.3 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x/y), S(y/x), H(x/y), H(y/x), N(x/y), N(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires (séries QT-RR)	133
6.4 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x/y), S_1(y/x), H_1(x/y), H_1(y/x), N_1(x/y), N_1(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener) (séries QT-RR).....	133
6.5 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x/y), S(y/x), H(x/y), H(y/x), N(x/y), N(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires) (séries QRS-PR)....	134
6.6. Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x/y), S_1(y/x), H_1(x/y), H_1(y/x), N_1(x/y), N_1(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener) (séries QRS-PR)....	134
7.1 Évaluation de l'analyse bispectrale et la mesure de synchronisation.....	138
9.1 Comparaison entre la méthode proposée et la méthode de Plot Poincaré	169

9.2 Comparaison et évaluation de la méthode proposée et la méthode PP en utilisant le test de Wilcoxon rank sum.....	169
9.3 Comparaison et évaluation de la méthode proposée et la méthode PP en utilisant le test de Wilcoxon rank sum (séries QT-ST et QRS- PR).....	170
9.4 Évaluation de l'analyse temporelle et l'analyse bispectrale.....	171

Glossaire

AIC	Critère d'information d'Akaike
AR	Autoregressive model/ modèle autorégressif
ARARX	Autoregressive autoregressive with exogenous input model
ARMAX	Autoregressive moving average with exogenous input model
ARX	Autoregressive with exogenous input model
AV	Auriculo-ventriculaire
BAP	Battement auriculaire prématuré
BBD	Bloc de branche droit
BBG	Bloc de branche gauche
BJ	Box-jenkins
bQRS	Début du complexe QRS
CVP	Contraction ventriculaire prématurée
ddp	Différence de potentiel
DFA	Detrended fluctuation analysis/ analyse des fluctuations redressées
DQT	Signal QT redressé
DRR	Signal RR redressé
DSP	Densité spectrale de puissance
ECG	Signal électrocardiogramme
EMG	Signal électromyogramme
EPF	Erreur de prédiction finale
eQRS	Fin du complexe QRS
ESA	Extrasystole auriculaire
ESV	Extrasystole ventriculaire
FIR	Filtre à réponse impulsionnelle finie
GLS	Generalized least square/ les moindres carrées généralisées
HF	High frequency/ haute fréquence

HHARX	Hinging hyperplanes autoregressive with exogenous input
HRV	Heart rate variability
IQT	Signal QT intégré
IRR	Signal RR intégré
KNN	k-nearest neighbors
LF	Low frequency / basse fréquence
LS	Least square/ moindres carrées
MA	Moving average
MAR	Multivariate autoregressive
MDA	Multivariate dynamic adjustment
MIMO	Multiple input multiple output
MV	multivarié
NARMAX	Nonlinear autoregressive moving average with exogenous input
NARX	Nonlinear autoregressive with exogenous input
NAV	Nœud auriculo-ventriculaire
NSA	Sino-auriculaire
OE	Output Error
PP	Plot Poincaré
PR	Intervalle PR
PWARX	Piece Wise ARX
QRS	Complexe QRS
QT	Intervalle QT
QTC	QT corrigé
QTV	QT variability
QTVD	QT variability degrees
QTVI	QT variability index
RR	Rythme cardiaque
SA	Sino-auriculaire
SARX	Switched ARX
SE	Sensibilité
SISO	Single input single output
SIV	Septum inter-ventriculaire

SNA	Systeme nerveux autonome
SP	specificite
ST	Intervalle ST/ segment ST
VCI	Veine cave inferieure
VCS	Veine cave superieure
VHF	Very high frequency/ tres haute frequence
VLf	Very low frequence/ tres basse frequence

Introduction générale

La première cause de mortalité dans le monde, provient des maladies cardiovasculaires. Même si les connaissances acquises en cardiologie sont grandes le cœur n'a pas dévoilé tous ses secrets. Pour cette raison, il est important de traiter et d'analyser le signal électrique décrivant l'activité cardiaque. Un tel signal : le signal Electrocardiogramme, englobe différents paramètres permettant de décrire différents problèmes cardio-vasculaires tout en intégrant le côté physiologique.

Le signal électrocardiogramme (ECG) est l'outil de diagnostic utilisé pour évaluer la probabilité d'anomalies cardiaques. Il enregistre les impulsions électriques qui déclenchent la contraction cardiaque et donne des informations sur la phase de récupération. Il est constitué d'un ensemble d'ondes, P, Q, R, S, T, et U et un ensemble d'intervalles, l'intervalle RR, l'intervalle QT, l'intervalle PR, le segment ST, et le complexe QRS. Toute l'information utile d'un signal ECG est contenue dans ses points extrêmes ou pics, et le changement des intervalles indiquant si ce dernier est normal ou présentant des anomalies.

L'étude que nous abordons dans le cadre de cette thèse porte sur le traitement du signal ECG à travers la modélisation linéaire et non linéaire de ses intervalles par des modèles linéaires ou non linéaires afin de mieux comprendre le fonctionnement de cœur et l'interaction qui existe entre ses intervalles.

A cet effet; l'intervalle QT est une partie très significative de signal ECG. Il représente le phénomène de la dépolarisation et la repolarisation des ventricules. Sa mesure peut être un moyen pour reconnaître une récupération ventriculaire anormale suite à une excitation. En effet, la récupération ventriculaire joue un rôle important dans la genèse de l'arythmie ventriculaire.

De même, l'intervalle PR représentant la durée entre l'onde P (apparition de la dépolarisation auriculaire) et le début du complexe QRS (début de la dépolarisation ventriculaire). La durée de cet intervalle varie chez l'adulte de 0.12s à 0.2s. Lorsque l'espace PR est inférieur à 0.12s, il faut suspecter une pré-excitation ventriculaire. Lorsqu'il est supérieur à 0.2s on fait le diagnostic de bloc AV du premier degré.

Le complexe QRS correspond à la dépolarisation des ventricules, droit et gauche. La forme et l'amplitude du QRS varient selon les dérivations et selon l'éventuelle pathologie du muscle cardiaque sous-jacent.

Le segment ST correspond au temps séparant le début de la dépolarisation ventriculaire représentée par le complexe QRS et le début de l'onde T. sa variation anormale est une

signature d'une lésion sous endocardique lié à un processus ischémique évolutif dans le territoire apico-lateral, ou une péricardite aigue

N'importe quelles variations ou changements anormaux dans ces intervalles introduisent une anomalie cardiaque. On trouve par exemple ; le prolongement des intervalles QT qui peut être un indicateur d'un risque d'arythmie ventriculaire telle que la torsade de pointe qui est un facteur de risque de mort subite. De nombreuses études ont été réalisées pour évaluer la relation entre l'intervalle QT et la variabilité de rythme cardiaque (HRV). A titre d'exemple, les travaux de Hanton et al [Han'08], qui ont fait une étude temporelle sur la variabilité du QT. Kostis et al [Kos'95] ont aussi eu vue d'étudier la relation entre l'intervalle QT et la variabilité du rythme cardiaque. Piccirillo et al [Pic'09] a fait une évaluation de la relation entre l'activité sympathique et vagal et la repolarisation cardiaque dans un modèle canin de la tachycardie induite par stimulation-insuffisance cardiaque congestive en utilisant le paramètre statistique « l'index de la variabilité de QT » QT_{VI}. B S Rana et al [Ran'05] ont étudié les mesures maximales corrigées de l'intervalle QT (QT_c), la dispersion de QT, et leur association avec la mortalité des patients cardiaques atteints de diabète non insulino-dépendant et ont comparé les anomalies QT avec d'autres prédicteurs de mortalité (indice de pression brachiale de la cheville et les tests de la fonction autonome) et leur efficacité à prédire la mort cardiaque.

D'autres auteurs ont étudié la nature de la relation existant entre la variabilité de l'intervalle QT et la variabilité de l'intervalle RR. La plupart d'entre elles montrent qu'il existe une relation linéaire entre eux comme il est rapporté dans [Nol'92] et [Emo'99]. D'autres études tentent de linéariser cette relation entre la HRV et le QTV en utilisant une analyse multivariée linéaire, comme il est rapporté par Rut Almeida et al [Rut'06]. Ils ont utilisé le modèle ARARX en vue d'incorporer les informations de QTV et HRV dans un seul signal et étudier l'effet de signal QT sur RR.

Dans le cadre de cette thèse et en chapitre IV, une étude de l'intervalle QT et RR en utilisant un autre modèle dynamique et linéaire MAR bivarié [Baa'12] a été faite afin d'étudier l'effet de l'intervalle QT sur le rythme cardiaque RR et vice versa.

Une quantification de la fraction de QTV entraîné par le HRV et de la fraction HRV entraîné par le QTV a été faite en utilisant les séries QT lié à RR, de QT non lié à RR, de RR lié à QT, et de RR non lié à QT. Cependant cette analyse a été appliquée juste pour les courts termes. Pour surmonter cette limitation nous avons utilisé une autre méthode non linéaire à long terme correspond à la méthode de fluctuation redressée (detrended fluctuation analysis DFA) en utilisant les paramètres extraits du modèle linéaire et dynamique (ARARX) [Baa'14].

Malgré l'efficacité de cette méthode dans l'étude de comportement des deux signaux, il y a des cas, cependant où la variabilité dans l'un des signaux ne suit pas exactement la variabilité dans l'autre série, c.à.d. le cas où la variabilité entre les deux est non linéaire. En fait, la DFA suit le comportement général de signal. D'autre part les modèles linéaires essaient de linéariser la relation entre les deux séries, ce qui n'est pas toujours vrais.

Nahshoni et al [Nah'04] ont aussi rapporté que la relation entre les intervalles QT et RR était non linéaire.

Ce modèle présente un autre inconvénient ; en effet il génère des résultats erronés lors de l'augmentation du bruit ou bien si le signal exogène est instable, comme il est indiqué dans le chapitre II de cette thèse. Par contre les modèles non linéaires génèrent de bons résultats avec un ordre réduit du modèle même si le signal est trop complexe. Pour cette raison en chapitre III, nous avons utilisé deux autres modèles non linéaires avec deux méthodes non linéaires afin de mieux comprendre la nature de la relation existante entre les intervalles QT-RR, QT-ST, et QRS-PR.

En effet, ces intervalles jouent un rôle très important dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Plusieurs travaux ont été réalisés afin de comprendre l'effet de changement de ces paramètres sur le mécanisme du cœur humain. On trouve par exemple Stefania I et al [Riv'96] qui ont analysé le segment ST dans des cas de tachycardie afin de déterminer le type de complexe QRS. Suma C. Bulusu et al [Bul'11] ont aussi fait une étude de segment ST afin de classifier les différentes pathologies. De même les prolongements de l'intervalle PR et du complexe QRS sur l'ECG sont associés à des pathologies auriculo-ventriculaire, extrasystole auriculaire ou une extrasystole ventriculaire. Baker et all [Bak'96], ont calculé le rapport PR sur RR pour quantifier la relation entre eux. Cependant il y a très peu des travaux qui ont étudié la relation entre l'élargissement du complexe QRS et l'intervalle PR. En 1930, Wolff, blanc et Parkinson [Ste'46] ont montré une image électrocardiographique de bloc de branche et un court intervalle PR. Ce syndrome est depuis venu à porter leurs noms. Elle est caractérisée par des crises de tachycardie paroxystique et ne transporte que l'agent de danger sur ce phénomène. Le tracé provisoire montre un intervalle PR court et un complexe QRS prolongé. Il est considéré comme essentiellement bénin et ces auteurs attribuent ces résultats à l'action vagale. Akhtar Masood et al [Akh'88] ont fait une étude sur la surface d'ECG, et ils ont conclu que la tachycardie ventriculaire est le mécanisme sous-jacent le plus fréquent pour une tachycardie à QRS large.

La plupart de ces méthodes sont basées sur, l'analyse temporelle, ou fréquentielle en précisant la transformée de Fourier, AR, et la densité spectrale de puissance (PSD). Toutes ces méthodes supposent la linéarité et un retard de phase minimum de ces séries i.e. les amplitudes de deux séries, et la superposition ou la combinaison de ces deux séries sont normalement distribués, leurs propriétés statistiques ne varient pas avec le temps, leurs composantes de fréquence pour le signal lui-même et pour le signal combiné qui contient les informations sur les deux séries à la fois ne sont pas corrélés, et la relation entre eux est linéaire. Avec ces hypothèses, ces séries ne sont considérées que comme des estimations de fréquence et de puissance tandis que les informations de phase sont généralement ignorées [Gos'12]. Par contre l'analyse bispectrale préserve et prend en considération l'information sur la phase. Pour contourner cette limitation, nous avons proposé cette méthode non linéaire dans le chapitre III. Elle correspond à l'analyse bispectrale en utilisant les résultats obtenus du modèle utilisé d'Hammerstein. Ces résultats nous ont conduits à une conclusion que la relation entre ces séries est non linéaire dans la majorité des cas pathologiques, et que la fréquence respiratoire affecte le changement entre eux. Pour confirmer la relation non

linéaire, une autre méthode a été proposée, c'est la méthode de mesure de synchronisation, en utilisant les résultats obtenus de l'identification par le modèle Wiener. En effet la synchronisation des systèmes oscillatoires a été largement étudié, mais ce n'est que récemment que la synchronisation entre les mouvements chaotiques ont reçu une attention. Une de ces applications est l'étude des signaux électrocardiogrammes ECG, où le phénomène de la synchronisation est de plus en plus reconnu comme un élément clé pour établir la communication entre les différentes cavités du cœur, dans des cas normaux et des cas pathologiques. On trouve par exemple une étude de Dirk Cysarz et al [Cys'05], sur la synchronisation entre le rythme cardiaque et le signal respiratoire. Ils ont étudié l'impact de la méditation sur la synchronisation cardio-respiratoire par rapport à des oscillations de respiration et les modulations de fréquence cardiaque induite par la respiration (arythmie sinusale respiratoire, RSA). Quatre différents exercices (respiration spontanée, tâche mentale, la méditation zen, et la méditation Kinhin) ont été successivement réalisés par neuf sujets essentiellement sans aucune expérience dans la méditation.

Dans cette thèse nous avons montré avec trois groupes typiques de signal ECG comment la mesure non linéaire d'interdépendance peut extraire l'information difficile à obtenir par un examen visuel ou une analyse linéaire et classique. Contrairement à la méthode bispectrale, la mesure non linéaire nous a donné des bons résultats seulement pour la série QT-ST.

Dans le dernier chapitre (VIII), on a proposé un nouveau modèle hybride. Ce nouvel algorithme suit deux modèles d'identification une étape de traitement: le premier est un modèle linéaire paramétrique correspondant au modèle MA (autoregressive with moving average), et le deuxième est un modèle non linéaire correspondant au modèle NARX (nonlinear autoregressive with exogenous input). La combinaison entre les deux modèles en boucle ouverte donne un modèle hybride non linéaire (non-linear autoregressive moving average with exogenous input) (NARMAX) [Baa'13]. L'analyse de ces séries a été faite en utilisant deux analyses ; une est linéaire en utilisant les paramètres extraits du modèle MA et l'autre non linéaire en utilisant les résultats obtenus par le modèle non linéaire NARX afin de comparer les deux analyses pour les mêmes séries.

Cette approche a été appliquée chez les sujets normaux, et les cas pathologiques, pour les séries QT-RR, QT-ST, et QRS-PR. les résultats obtenus ont montré une relation non linéaire dans tous les cas pathologiques et relation pseudo-linéaire dans les cas normaux.

Enfin, la thèse est finalisée par une conclusion et des perspectives.

Références

- [Hant'08] :G. Hanton, A. Yvon, A. Racaud, Temporal variability of QT interval and changes in T wave morphology in dogs as markers of the clinical risk of drug-induced proarrhythmia. *Journal of Pharmacological and Toxicological Methods*, 57, 194-201, 2008.
- [Kos'95]: Kostis, W.J., Belina, J.C., Temporal dispersion of the QT interval and its relation to heart rate variability. *Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE* , 1 , 159 - 160, 1995.
- [Pic'09] Piccirillo, G., Magrì, D., Ogawa, M., Song, J., Chong, V.J., Han, S., Joung, B., Choi, E.-K., Hwang, S., Lan S Chen, B.S., Lin, S.-F., and Chen, P.-S., Autonomic nervous system activity measured directly and QT interval variability in normal and pacing-induced tachycardia heart failure dogs. *Journal of The American College of Cardiology*, 54, 840-850, 2009.
- [Ran'05] B S Rana , P O Lim, A A O Naas, S A Ogston, R W Newton, R T Jung, A D Morris, A D Struthers, QT interval abnormalities are often present at diagnosis in diabetes and are better predictors of cardiac death than ankle brachial pressure index and autonomic function tests, *Cardiovascular medicine, Heart* ;91:4450 doi:10.1136/hrt.2003.017632, 2005.
- [Nol'92] Nollo G, Speranza G, Grasso R, et al: Spontaneous beat-to-beat variability of the ventricular repolarization duration. *J Electrocardiol* 25:9, 1992.
- [Emo'99] Emori T, Ohe T: Evaluation of direct respiratory modulation of the QT interval variability. *PACE* 22: 842, 1999.
- [Rut'06] Rute Almeida, Sonia Gouveia, Ana Paula Rocha, Ester Pueyo, Juan Pablo Martinez, and Pablo Laguna. QT variability and HRV Interactions in ECG: Quantification and Reliability. *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol.53, NO.7, JULY 2006.
- [Nah'04] EitanNahshoni, Boris Strasberg, Edgar Adler, Shula Imbar, Jacqueline Sulkes, and Abraham Weizman, "Complexity of the Dynamic QT Variability and RR Variability in Patients With Acute Anterior Wall Myocardial Infarction, A Novel Technique Using A Non-Linear Method", *Journal of Electrocardiology* Vol. 37 No. 3 2004.
- [Baa'14] Y. N. Baakek, Z. E. Hadj Slimane, F. Bereksi Reguig, The Quantification of the QT-RR Interaction in ECG Signal Using the Detrended Fluctuation Analysis and ARARX Modelling, *journal of medical systems*, DOI 10.1007/s10916-014-0062-9, pp 38:62, 2014.
- [Baa'12] Y. N. Baakek, F. Bereksi Reguig, Z. E. Hadj Slimane, Nouvelle approche pour l'analyse des Interaction des Intervalles QT et RR, la Troisième conférence Internationale de "Image and Signal Processing and their Applications", Mostaganem (Algerie), Decembre 02-04, 2012.

[Riv'96] Stefania Riva, Paolo Della Bella, Gaetano Fassini, Corrado Carbucichio, Claudio Tondo, Value of Analysis of ST Segment Changes During Tachycardia in Determining Type of Narrow QRS Complex Tachycardia, *J Am CoaCardial*, Vol. 27, No. 6:1480-5, May 1996.

[Bul'11] Suma C. Bulusu, Miad Faezipour, Vincent Ng, Mehrdad Nourani and Lakshman S. Tamil, Transient ST-Segment Episode Detection for ECG Beat Classification, *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, Vol 51, n 7 pp 121- 124, 2011.

[Bak'96] Baker JH, Plumb VJ, Epstein AE, Kay GN, "PR/RR interval ratio during rapid atrial pacing: a simple method for confirming the presence of slow AV nodal pathway conduction", *J Cardiovasc Electrophysiol*. 7(4), pp 287-94, 1996.

[Ste'46] Isodore Stein, "Short PR interval, prolonged QRS complex (Wolff, Parkinson, White Syndrome). Report of fourteen cases and a review of the literature, *Ann Intern Med*. 24(1), pp 60-71, 1946.

[Akh'88] Akhtar Masood, Shenasa Mohammad, Jazayeri Mohammad, Jose Caceres, and Tchou Patrick J, "Wide QRS Complex Tachycardia: Reappraisal of a Common Clinical Problem", *Ann Intern Med*. 109(11), pp 905-912, 1988.

[Gos'12] Ateke Goshvarpour, Atefeh Goshvarpour, Saeed Rahati, Vahid Saadatian, "Bispectrum estimation of electroencephalogram signal during meditation", *Iran J Psychiatry Behav Sci*, Vol 6, No 2, pp 48-54, 2012.

[Cys'05] Dirk Cysarz, Arndt Büsing, Cardiorespiratory synchronization during Zen meditation, *European Journal of Applied Physiology*, 95(1): pp 88-95, 2005.

[Baa'13] Y. N. Baakek, F. Bereksi Reguig, and Z. E. Hadj Slimane. "Analysis of the QT-RR variability interactions using the NARMAX model". *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 37, No. 1 : pp 48-55. January 2013.

Notion de base sur le signal ECG

1.1. Introduction

Le signal Electrocardiogramme, (ECG) est un outil précieux pour le diagnostic médical ; il doit être bien interprété par le médecin pour un diagnostic correct en cardiologie. Il est donc impératif de comprendre le fonctionnement du cœur et la genèse de ce signal afin de faciliter l'analyse et préciser le diagnostic en vue de prescrire un traitement adéquat au patient. Pour répondre aux objectifs fixés nous consacrons ce chapitre sur des informations nécessaires sur l'anatomie du cœur et la genèse de ce signal.

1.2. Anatomie du cœur

Le cœur est un muscle creux (poids 270 g chez l'adulte), à contraction rythmique dont la fonction est d'assurer la progression du sang à l'intérieur des vaisseaux. Le cœur est situé dans le thorax (Figure 1.1) entre les deux poumons, il repose sur le diaphragme dans le médiastin antérieur, derrière le sternum et en avant de la colonne vertébrale. Le cœur est de forme pyramidale triangulaire avec un grand axe oblique en avant, à gauche et en bas, une base en arrière et à droite. La pointe est en regard du 5^e espace intercostal gauche [1].

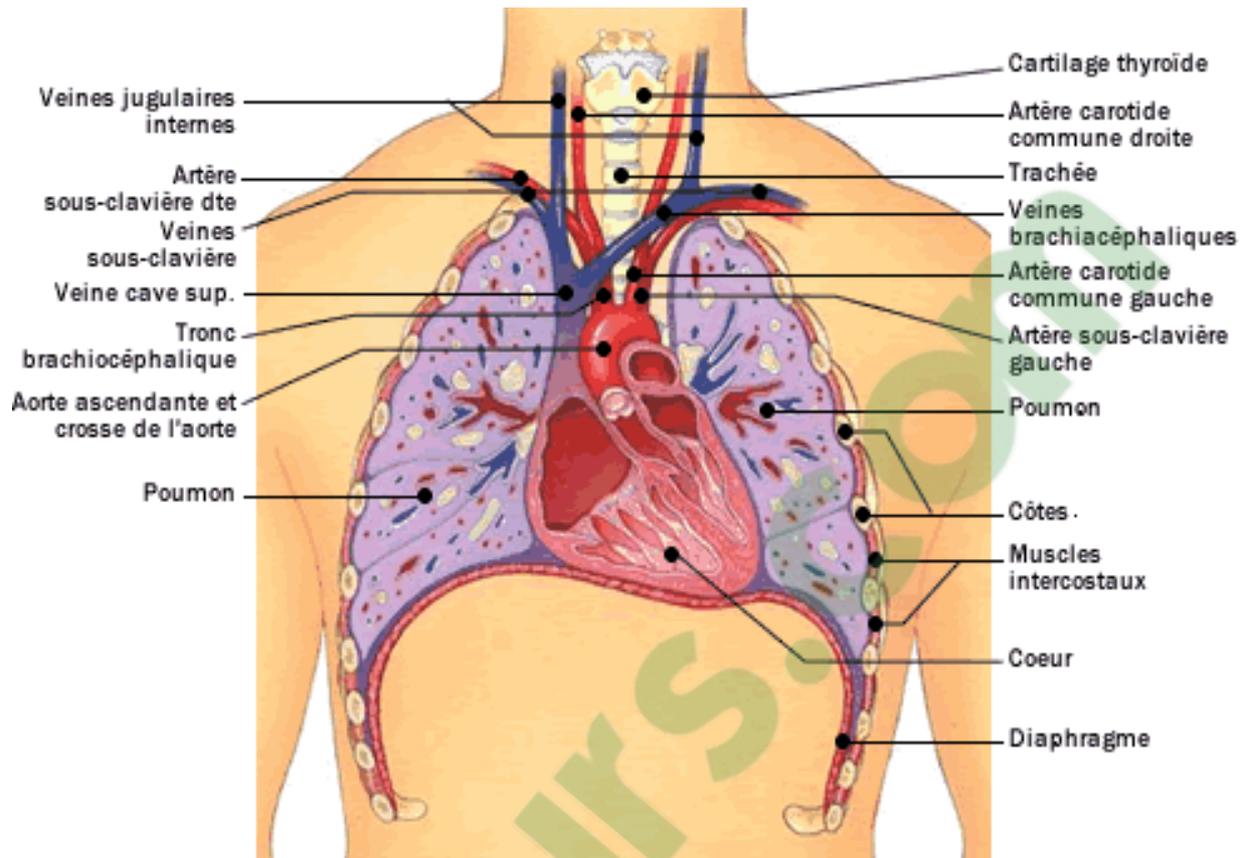


Figure 1.1. La cage thoracique et situation du cœur [13]

Il est divisé en 4 cavités (Figure 1.2) par une cloison verticale et une cloison horizontale en 2 cavités supérieures: les oreillettes; et en 2 cavités inférieures : les ventricules. Les deux oreillettes sont séparées par le septum inter auriculaire (cloison entre les 2 oreillettes). Les deux ventricules sont séparés par le septum inter ventriculaire (SIV). Les oreillettes communiquent aux ventricules par les orifices auriculoventriculaires [1].

Le sang veineux arrive de la périphérie par la veine cave inférieure (VCI) et la veine cave supérieure (VCS), pour rejoindre les cavités droites. Après oxygénation par son passage dans la vascularisation pulmonaire (petite circulation "Figure. 1.3"), le sang rejoint le cœur gauche par les veines pulmonaires. Le sang oxygéné est éjecté dans la grande circulation par le ventricule gauche [1].

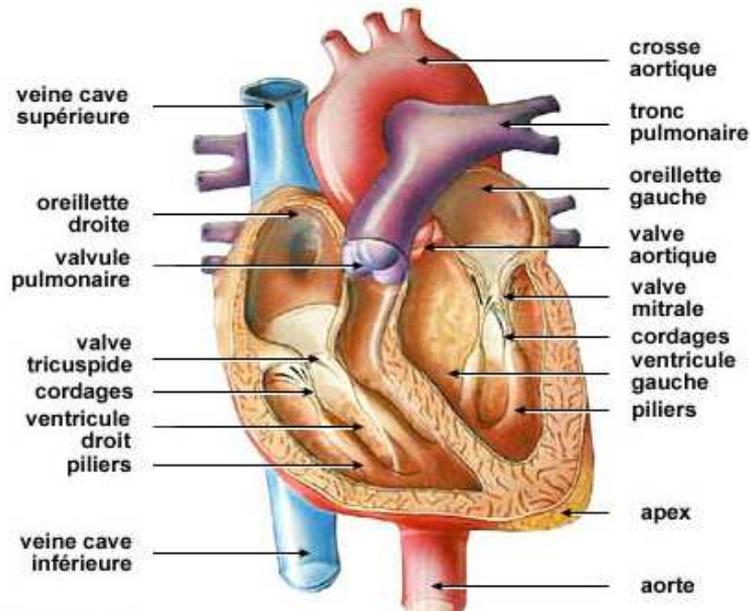


Figure 1.2. Anatomie macroscopique du cœur (coupe frontale montrant les cavités, les vaisseaux et les valves) [Tal+11].

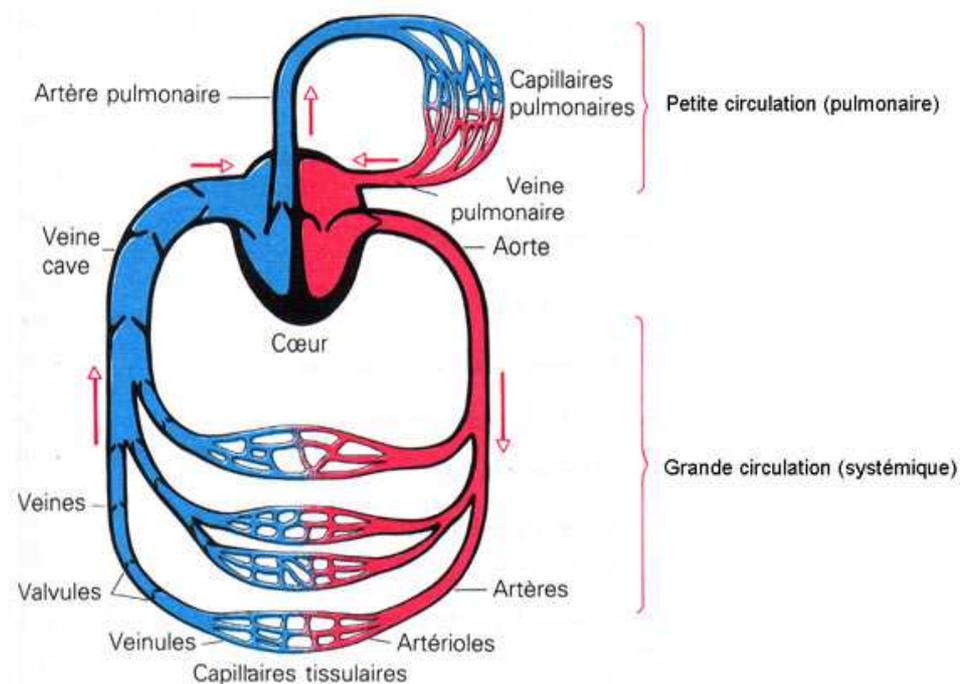


Figure. 1.3. Schéma du circuit sanguin. La couleur bleue indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène [9].

Le cœur peut être considéré comme une double pompe musculaire, animée essentiellement par le myocarde des ventricules droit et gauche, fonctionnant grâce au tissu nodal (où naît l'automatisme cardiaque) et à la circulation sanguine coronaire, pulsant le sang de manière synchrone dans les circulations pulmonaire et systémique qui rétroagissent sur son fonctionnement, adaptant le débit sanguin qu'il produit aux besoins de l'organisme grâce à un système de régulation nerveux et humoral [3].

1.3. La genèse du signal électrique cardiaque

Le cœur trouve en lui-même sa propre source d'activité, il ne possède ni innervation sensitive, ni motrice, son activité rythmique est automatique, assuré par un système électrique particulier, en effet le cœur comporte deux types de cellules :

- cellules de tissu nodal.
- Cellules qui répondent à ces impulsions par un raccourcissement (cellules du myocarde indifférencié)
- les cellules nodales produisent spontanément et conduisent l'impulsion. Ils sont caractérisés par : l'automatisme, l'excitabilité et la conduction. Le système nerveux végétatif n'intervient qu'à titre de régulateur surajouté qui fait varier le rythme et adapter à chaque instant le travail cardiaque au besoin de l'organisme [2].

Le tissu nodal est fait de :

- le nœud sino-auriculaire (NSA) ou nœud de Keith et Flack situé dans la paroi postérieure de l'oreillette droite (Figure 1.4), à proximité de l'abouchement de la veine cave supérieure.
- Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) ou nœud d'Aschoff Tawara situé dans la région postérieure droite du septum inter auriculaire proche de la valve auriculo-ventriculaire.

Le nœud AV manque d'automatisme et est incapable d'engager une impulsion ou un rythme cardiaque électrique, mais les tissus de jonction peuvent initier un rythme avec un taux inhérent de 40 à 60 battements par minute. Le nœud AV mène l'impulsion électrique des oreillettes aux ventricules après retarder la transmission d'environ 0,04 secondes, ce qui permet des oreillettes de se contracter et remplir les ventricules.

Ce nœud est prolongé par le faisceau de His au niveau du septum inter ventriculaire qui se divise après un court trajet de 1cm en 2 branches : droite, grêle, et gauche épaisse qui se divise très tôt en deux branches : antéro-supérieure gauche et postéro-inférieure gauche.

Les deux branches donnent d'innombrables ramifications sous endo-cardiaque : c'est le réseau de Purkinje qui s'étend du proche en proche dans le myocarde indifférencié [2].

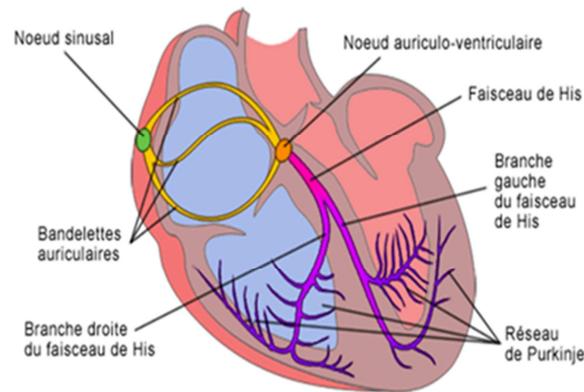


Figure. 1.4. Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique [8]

Le tissu nodal possède un centre d'automatisme au niveau du nœud SA qui se dépolarise spontanément et envoie des impulsions électriques de façon rythmique (sans stimulation externe), ceci est en raison de l'instabilité du potentiel de repos ; d'ailleurs après chaque repolarisation, le potentiel diastolique maximal ($\approx -70\text{mV}$ pour les cellules du NSA), n'est pas constant, il augmente progressivement jusqu'à atteindre une valeur critique c'est le seuil ou pré potentiel ($\approx -40\text{mV}$ pour le nœud sinusal), au-delà duquel la dépolarisation se déclenche, il se produit alors un potentiel d'action (Figure 1.5.a) qui se propage de proche en proche et déclenche l'activité électrique et mécanique du cœur. Cette instabilité du potentiel de repos est en rapport avec un phénomène de perméabilité membranaire aux ions au cours de temps [2].

Au repos, les cellules myocardiques sont « polarisées » avec une prédominance de charges positives à l'extérieur et de charges négatives à l'intérieur (Figure. 1. 6. a) [3].

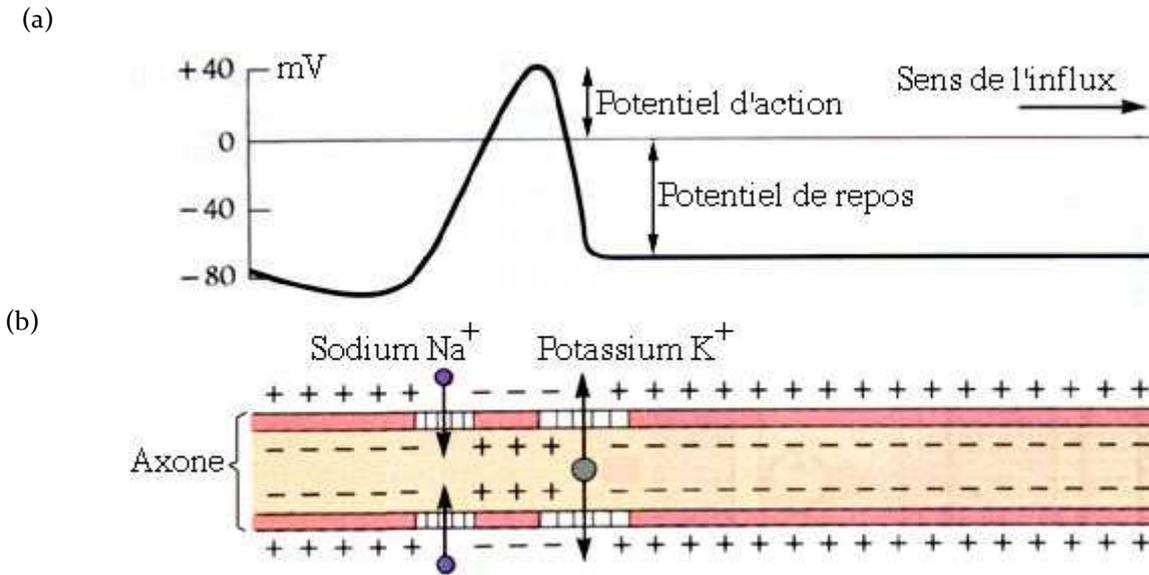


Figure. 1.5. a) Potentiel de repos et d'action intercellulaire, b) et les canaux de sodium Na^+ potassium [10]

en effet , la différence de concentration en ions, Na^+ , K^+ , Ca^{2+} , et Cl^- détermine la différence en potentiel (ddp) intra (négatif) et extra- cellulaire (positif) qui est de l'ordre de -90 mV au niveau des ventricules, figure (1.5.a).

Lorsqu'un stimulus électrique excite une cellule cardiaque, un grand nombre d'ions pénètre dans la cellule à travers des canaux ioniques spécifiques. Ce sont principalement des canaux pour le sodium Na^+ , le potassium K^+ , le calcium Ca^{2+} et le chlorure Cl^- (Figure. 1.5.b) [5].

Ce qui provoque un potentiel d'action qui apparaît (Figure. 1.5.a), et qui traduit les variations du potentiel transmembranaire en fonction du temps. Ces variations résultent de mouvements ioniques à travers les membranes cellulaires (Figure. 1.5.b). La contraction du myocarde est précédée d'une inversion de (ddp) due à la dépolarisation figure (1.6.b) et figure (1.6.c) : ce phénomène électrique s'accompagne d'une inexcitabilité électrique durant la période réfractaire tout d'abord totale, puis relative du myocarde [3].

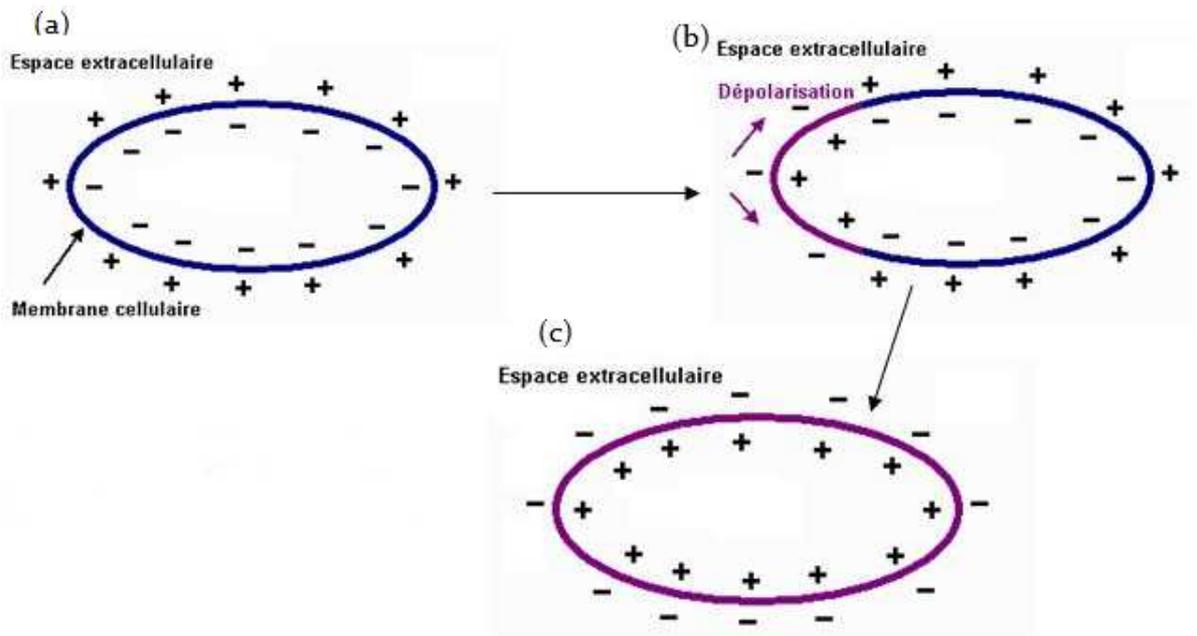


Figure. 1.6. Schéma d'une cellule cardiaque : a) au repos (polarisée), b) durant la dépolarisation, (c) dépolarisation complète [11].

Les échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure 1.5 qui comprend 5 phases successives

- *La phase 0 ou dépolarisation rapide* : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.
- *La phase 1 ou début de repolarisation*: elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .
- *La phase 2 ou plateau*: elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{2+} dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K^+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.
- *La phase 3 ou repolarisation* : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos originel. Durant cette phase, les ions K^+ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.
- *La phase 4* : elle correspond au potentiel de repos, ou la cellule est plus facilement excitable. [3]

1.4. L'électrocardiographie

L'électrocardiographie est l'étude des variations de l'enregistrement de l'activité électrique des cellules cardiaques, dont dépend la contraction du cœur. Le signal graphique enregistrable à travers des électrodes convenablement disposés est l'électrocardiogramme (ECG). Ce signal, modifié en cas d'anomalie de la commande de l'influx électrique ou de sa propagation, de la masse globale et régionale des cellules ou de leur souffrance éventuelle, donne des renseignements importants et très utilisés en médecine [3].

1.4.1 Historique

C'est en disséquant des grenouilles vivantes vers 1855, que le physiologiste* Müller (1801-1858-Allemand) et son élève Kölliker (1817-1905- Suisse), ont découvert que la mise en contact d'un nerf moteur de patte de grenouille avec un cœur isolé entraînait une contraction de la patte à chaque battement cardiaque. Il était donc logique pour eux de supposer que la contraction cardiaque était due à une décharge rythmée d'excitations électriques.

Au cours de l'année 1880 Ludwig (1816-1895) et Waller (1856-1922), physiologistes respectivement allemand et britannique, montrèrent que les excitations électriques du rythme cardiaque pouvaient être suivies à partir de la peau. Leur système était constitué d'électrodes de détection placées au contact même de la peau et relié à un tube capillaire placé dans un champ électrique. Le niveau du liquide du tube capillaire se déplaçait synchroniquement avec les battements cardiaques du sujet. Ils baptisèrent ce système « l'électromètre capillaire ». Ce système était trop peu sophistiqué pour une application clinique mais il ouvrait la voie à la surveillance de l'activité électrique du cœur à travers la peau. En 1878 la mise en évidence des phases QRS et T à l'aide d'un électromètre capillaire Willem Einthoven (21 mai 1860 à Semarang, Indes orientales néerlandaises - 29 septembre 1927 à Leyde, Pays-Bas), physiologiste néerlandais, prix Nobel de médecine en 1924, améliore le système et permet la naissance vers 1901 d'un électrocardiographe pouvant enregistrer l'activité électrique cardiaque anormale et la comparer à une activité normale [8].

1842: découverte des potentiels électriques responsables de l'activité musculaire du cœur

1878: mise en évidence des phases QRS et T à l'aide d'un électromètre capillaire

1887: premier électrocardiogramme par Augustus D. Waller

1895: les cinq déflexions P, Q, R, S et T sont observées par Willem Einthoven

1901 : galvanomètre à cordes en 1901

1942: premier tracé sur 12 voies par Emmanuel Godberger [4].

1.4.2. Le signal ECG

Le signal ECG (figure 1.7) regroupe un ensemble d'ondes connues par l'onde P, Q, R, S, et l'onde T qui sont en corrélation directe avec l'activité cardiaque. Ces ondes occupent des localisations temporelles traduisant des intervalles qui sont généralement différents pour un même signal sain ou présentant une pathologie cardiaque. Ces intervalles connus par l'intervalle RR, QT, PQ, ou encore le segment ST et le complexe QRS sont d'un intérêt diagnostique certain et varient de différentes manières dans différentes pathologies. Ils permettent d'évaluer l'état normal ou anormal de la propagation de l'évènement électrique

Ainsi ces différents ondes et intervalles induire respectivement :

- 1) L'onde P : la déflexion correspondant à la dépolarisation des oreillettes droite et gauche. Sa durée normale est inférieure ou égale à 0.12s.
- 2) Le complexe QRS correspond à un ensemble de déflexions dues à la dépolarisation des ventricules, l'onde Q est la première : c'est une onde dirigé vers le bas, qui n'est pas toujours visible sur le tracé ; la seconde est l'onde R : elle est de grande amplitude et dirigée vers le haut ; la dernière est dirigée vers le bas : c'est l'onde S.
- 3) L'onde T : la déflexion correspondant à la repolarisation ventriculaire. C'est un phénomène purement électrique et pendant cette phase le cœur est mécaniquement inactif.

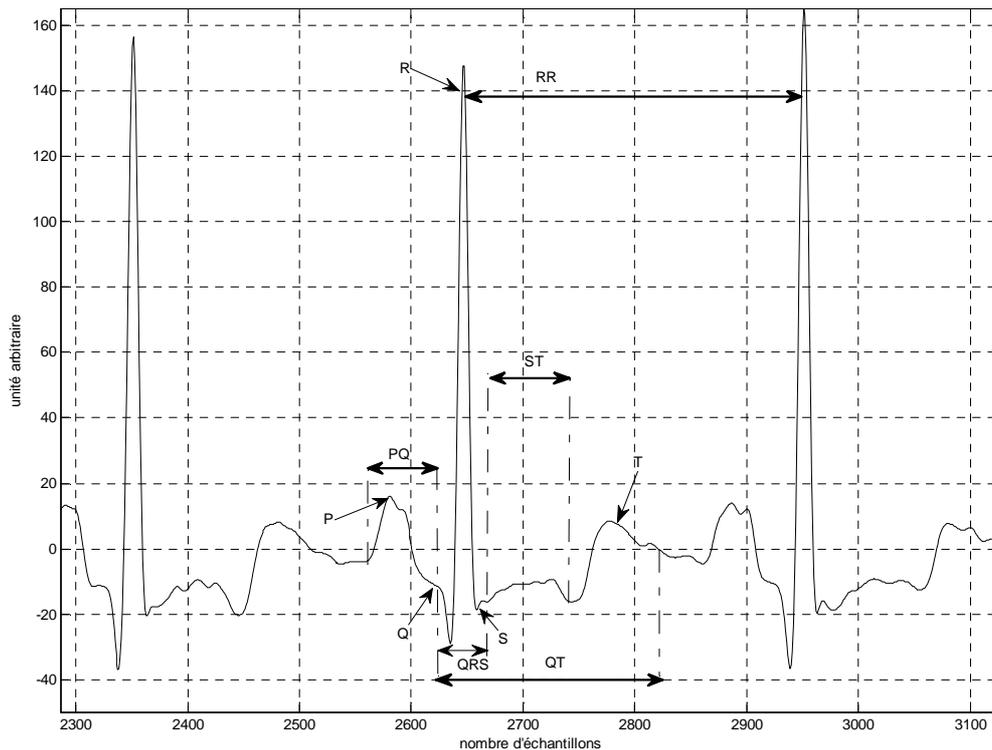


Figure 1.7 signal ECG typique.

- 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. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsque l'espace RR est régulier sur tout le tracé, avec des complexes QRS comparables.

L'activité du rythme cardiaque sur l'électrocardiogramme se fait donc en deux étapes vérifiant d'une part la régularité du rythme et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être sinusal, jonctionnel, ventriculaire, ectopique, ou artificiel (pacemaker).

1.4.3 Les artefacts de l'ECG

Lors du processus d'acquisition, les signaux ECG sont affectés par de multiples sources de bruits. L'étape de prétraitement est très importante afin de diminuer le plus possible l'effet de ces interférences perturbatrices, tout en conservant avec beaucoup d'attention les composantes utiles du signal. Parmi les perturbations les plus communes, on trouve les interférences avec le réseau électrique (les " 50 Hz "), les fluctuations de la ligne de base (à cause de la respiration où des mouvements du patient) et ce qu'on appelle " bruit électromyographique " (EMG) provoqué par l'activité des muscles [Mar'06].

Les densités spectrales du signal ECG, EMG, et les artefacts dus aux mouvements sont illustrées dans la figure (1.8)

Les densités spectrales de puissance été étudiée dans les cas suivants :

- 1) ECG normaux de personnes saines au repos.
- 2) ECG avec des bruits musculaires engendrés par des actions des bras et des muscles de la poitrine.
- 3) Les artefacts dus aux mouvements de personnes sur tapis roulant.

Elles ont été obtenues en utilisant la méthode du périodogramme moyenné sur 150 battements [6].

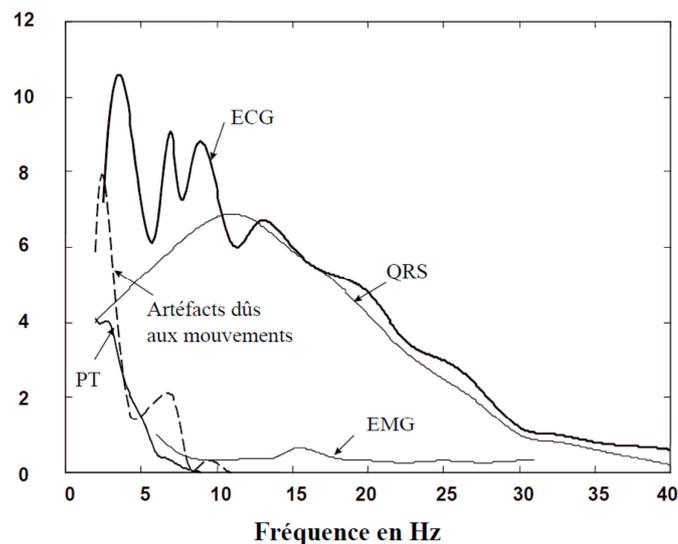


Figure 1.8 la densité spectrales de puissance des complexes QRS, des ondes PT, de signal ECG, EMG, et les artefacts dû aux mouvements [12].

Les densités spectrales de puissance des complexes QRS et des ondes PT ont été aussi calculées (figure 1.8). On y observe le comportement basses fréquences de l'ECG dont l'étude fréquentielle est comprise entre 1 et 30Hz. Dans le cas des ondes PT, le contenu spectral se limite aux très basses fréquences, tandis que pour le complexe QRS ce contenu a une tendance vers les plus "hautes" fréquences. De plus, les bruits des muscles captés par des électrodes suffisamment séparées peuvent être supposés non corrélés. Ainsi, les signaux EMG superposés aux dérivations de l'ECG peuvent être considérés comme des bruits non corrélés entre eux si les électrodes exploratrices sont suffisamment séparées [6].

1.5. La base de données MIT-BIH

La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure des enregistrements ambulatoires à deux voies. Les enregistrements ont été échantillonnés à 360 Hz avec une résolution de 11-bit sur une gamme de 10 mV.

La base de données contient 14 enregistrements qui représentent des cas normaux et 34 qui représentent des cas pathologiques. Parmi ces enregistrements, il y a des arythmies qui sont rarement observés et qui ont une signification clinique.

Parmi ces cas pathologiques on trouve:

1.5.1 Bloc de branche

Le bloc de branche est un trouble de la conduction cardiaque dont le blocage est situé sur une des branches du faisceau de His au niveau des ventricules cardiaques. En fait quand une branche est lésée, par exemple au cours d'un infarctus du myocarde ou à cause d'une cardiopathie sous-jacente, elle peut cesser de fonctionner normalement.

Cela entraîne une modification de la conduction de l'activité électrique cardiaque : l'impulsion électrique ne pouvant plus se propager le long de la branche lésée, elle va le faire au travers des fibres myocardiques, nouveau trajet qui non seulement ralentit les impulsions électriques mais change leur direction.

En conséquence, la capacité des ventricules à pomper efficacement le sang est détériorée et la quantité de sang éjecté par les ventricules est réduite.

Le signal ECG montre un élargissement des complexes QRS (à 0,12 seconde ou plus) lorsque le bloc est complet et des complexes QRS fins lorsqu'il est incomplet [7].

1.5.1.1. Bloc de branche droit

Lorsqu'il existe un bloc de branche droit, le ventricule droit n'est pas directement activé par les impulsions électriques progressant à travers la branche droite du faisceau de His.

Le ventricule gauche, quant à lui, est normalement activé par la branche gauche. Ces impulsions électriques progressent alors au travers du myocarde, du ventricule gauche vers le ventricule droit, activant finalement celui-ci. Cela explique pourquoi l'activation du ventricule droit est retardée, en résulte donc, sur l'ECG, un complexe QRS élargi.

L'ECG montre une onde T inversée comme il est illustré dans la figure (1. 9), une onde S large et profonde, ou un complexe QRS plus élargi.

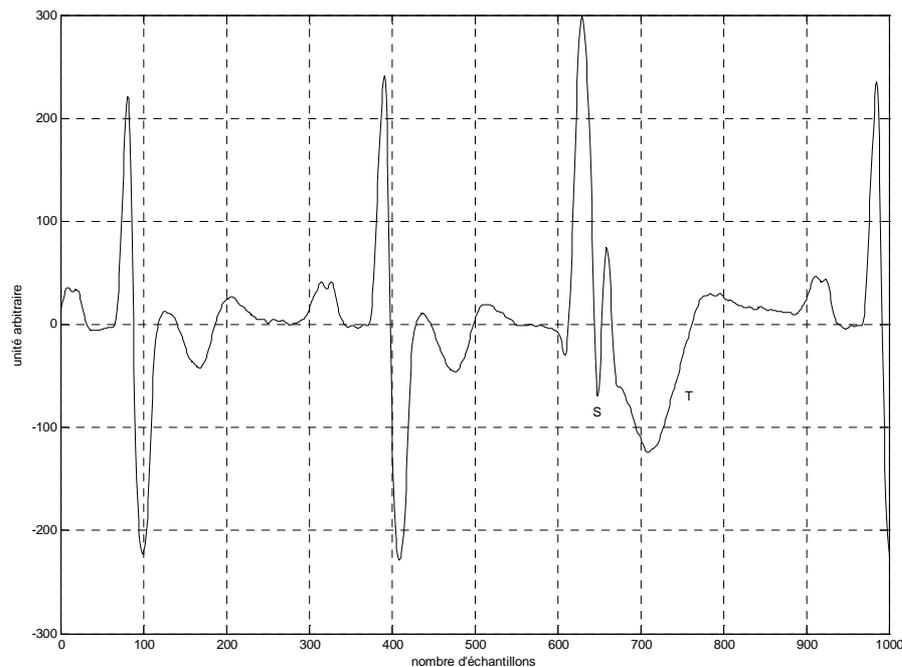


Figure 1.9 Signal ECG représentant le bloc de branche droit (BBD, enregistrement 118).

La prévalence du bloc de branche droit augmente avec l'âge. Cependant, contrairement au bloc de branche gauche, lorsqu'il est isolé, il est généralement considéré comme bénin

1.5.1.2. Bloc de branche gauche

Sur l'ECG, on retrouve une onde R large et bifide (durée du complexe QRS > 0.120 s)

Absence de l'onde P et Q comme il est illustré dans la figure (1.10).

Déplacement opposé de segment ST et de l'onde T à la déflexion de complexe QRS.

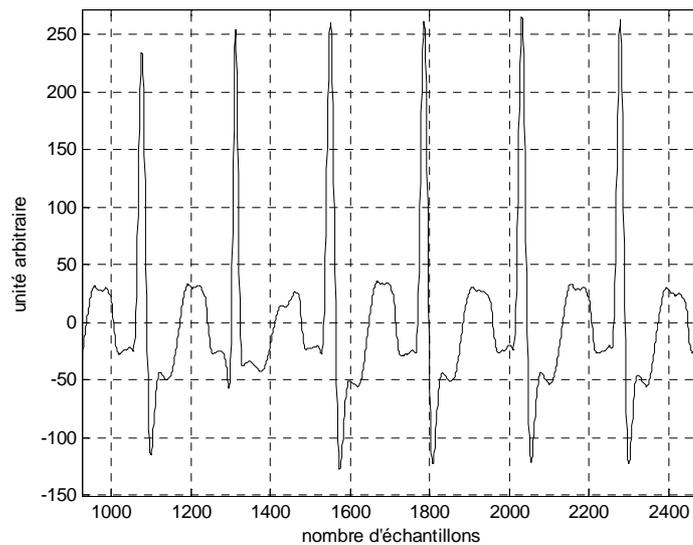


Figure 1.10 Signal ECG représentant le bloc de branche gauche (BBG, enregistrement 109).

1.5.2 Battement auriculaire prématuré

Le battement auriculaire prématuré (extrasystole auriculaire ESA) est un battement de cœur supplémentaire causé par l'activation électrique des oreillettes d'un site anormal avant qu'un rythme cardiaque normal ne se produise.

Les extrasystoles auriculaires se produisent chez de nombreuses personnes en bonne santé et provoquent rarement des symptômes. Les extrasystoles auriculaires sont fréquentes chez les personnes qui ont des troubles pulmonaires. Ils sont plus fréquents chez les personnes âgées que chez les jeunes.

Il est provoqué par une stimulation ectopique dans les oreillettes. L'ECG montre une onde P avec souvent une morphologie différente des précédentes.

L'intervalle PR anormal est supérieur ou égale à l'intervalle PR en rythme sinusal ou plus court si l'ESA naît dans l'oreillette droite basse ou près du sinus coronaire (figure 1.11). Le complexe QRS dans ce cas est généralement identique aux QRS de base.

Certaines ESA conduites précocement peuvent entraîner un bloc auriculo-ventriculaire AV partiel (PR long) ou complet (onde P bloquée) si elles arrivent dans le nœud AV au cours de sa période réfractaire. Elles peuvent aussi entraîner un bloc de branche par un phénomène d'aberration ventriculaire.

Certaines ESA surviennent de façon régulière tous les deux ou trois complexes P-QRS ; on parle d'ESA bigémées ou trigémées. Lorsque le couplage est variable, qu'il y a une fusion et/ou que les intervalles inter ectopiques ont un dénominateur commun, il faut évoquer une parasystolie.

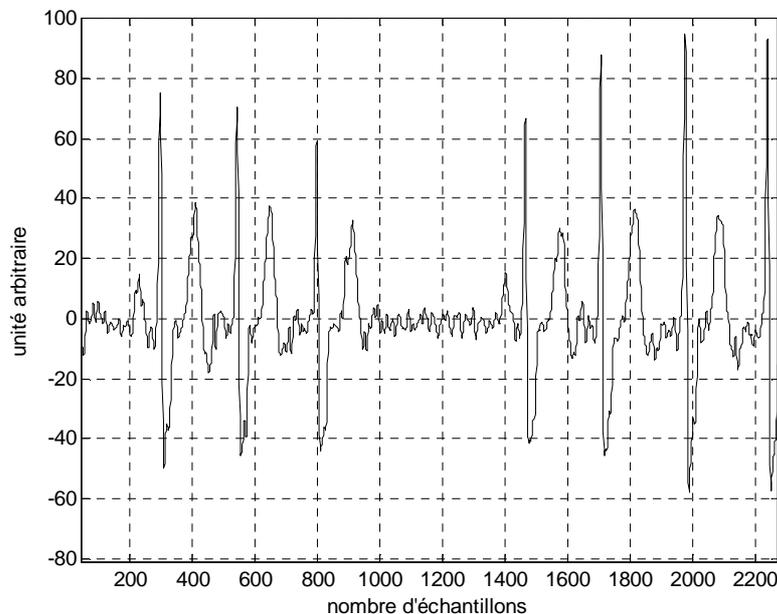


Figure 1.11 Signal ECG représentant le battement auriculaire prématuré (enregistrement 232).

1.5.3. Extrasystole ventriculaire

Les extrasystoles ventriculaires (ESV) sont des battements anormaux qui naissent aux niveaux des ventricules (foyer ectopique ventriculaire).

Sur le tracé d'ECG, elles apparaissent comme des complexes QRS prématurés, larges et non précédés d'une onde P avec aspect soit de bloc de branche droit s'il s'agit d'une extrasystole ventriculaire naissant du ventricule gauche, soit de bloc de branche gauche s'il

s'agit d'une ESV naissant du ventricule droit. La repolarisation est inversée avec une onde T négative, comme il est illustré dans la figure 1.12.

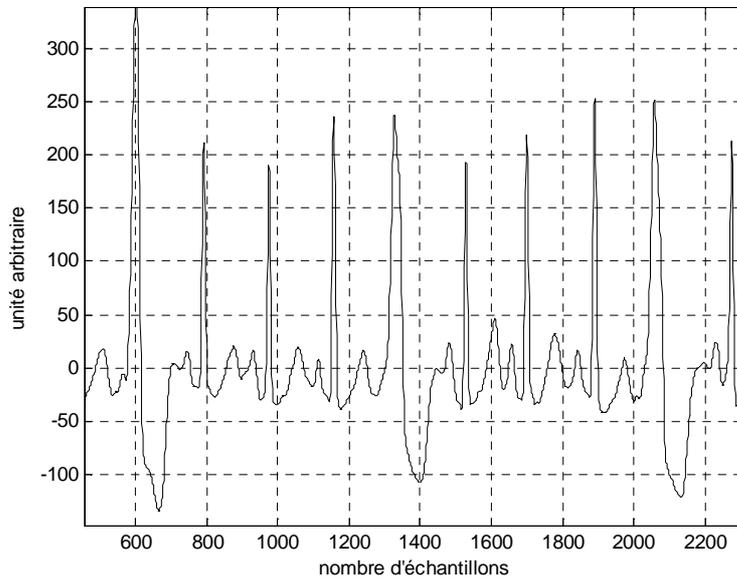


Figure 1.12 Signal ECG représentant une extrasystole ventriculaire (enregistrement 208).

Lorsque toutes les extrasystoles ont le même aspect, elles sont dites monomorphes.

Lorsqu'elles ont des formes différentes, elles sont dites polymorphes (existence de plusieurs foyers ectopiques) : elles sont alors potentiellement plus graves.

Le couplage d'une extrasystole par rapport au complexe QRS précédent est dit court lorsque l'ESV survient au sommet de l'onde T précédente (extrasystole précoce ou phénomène R/T).

On parle de doublet (une succession de deux ESV), de triplet (une succession de trois ESV) ; au-delà, on parle de tachycardie ventriculaire non soutenue. Elles peuvent être bigéminées (une ESV après chaque complexe normal), ou trigéminées (une ESV tous les deux complexes normaux).

1.5.4. Battement stimulé (paced beat)

La stimulation auriculaire et ventriculaire peut être vue sur l'ECG comme une stimulation provoquée suivie d'une onde P ou complexe QRS, respectivement. L'ECG a la capacité de montrer la normale et la fonction du stimulateur cardiaque anormal.

1.5.4.1. Stimulation atriale

La stimulation atriale apparaît sur l'ECG comme un seul stimulus d'un stimulateur cardiaque suivie d'une onde P. La morphologie de l'onde P dépend de l'emplacement de la sonde atriale, il peut être normal, diminutif, biphasique, ou négatif (figure 1.13). L'intervalle PR et la configuration du complexe QRS sont similaires à ceux observés en rythme sinusal.

Elles sont indépendantes du stimulateur auriculaire, ainsi, la durée et la configuration sont déterminées par les caractéristiques intrinsèques du système de conduction du patient.

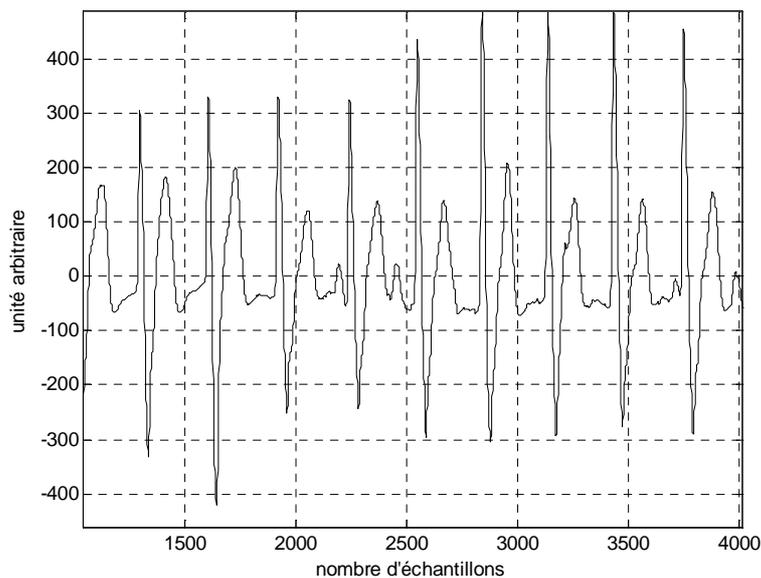


Figure 1.13 Signal ECG représentant des battements stimulés (enregistrement 107).

1.5.4.2. Stimulation ventriculaire

La stimulation ventriculaire montre un complexe QRS qui est large, bizarre, et ressemble à un battement ventriculaire. Si le stimulateur cardiaque est en haut du ventricule l'ECG montre un complexe QRS ressemble à celle d'un bloc gauche de branche (BBG). Parfois, le stimulateur peut être placé plus haut dans le septum ventriculaire droit ou des voies de sortie. Il peut être ou ne pas être une activité auriculaire a noté, cela dépend de la nature du rythme sous-jacent du patient.

Conclusion

Dans ce chapitre un aperçu sur l'anatomie du cœur et sa physiologie a été d'abord présenté, suivit d'une description du signal ECG. Cette description a été faite à travers les définitions des différentes ondes P, Q, R, S, T, et les intervalles RR, QT, PR, et le complexe QRS constituant le signal ECG. Les différents bruits affectant le signal ECG ont été aussi décrits mettant en exergue leur densité spectrale vis-à-vis du signal ECG. Un intérêt particulier à la base de données utilisée, et les différentes pathologies principales trouvés dans la base de données MIT-BIH a été mis en exergue.

Références

[ALI+08] Aline CABASSON, « Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques », thèse de doctorat, université de Nice-Sophia Antipolis, 4 Décembre 2008.

[Mar'06] Marius Oltean, Rapport de stage, Traitement automatique de signaux ECG, Ecole Nationale Supérieure de Télécommunications de Bretagne, 2006.

[Tal+11] Mohamed Lamine TALBI, Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG), thèse de doctorat, université Mentouri de Constantine, Faculté des sciences de l'ingénieur, Département d'électronique, 2011.

Site Web:

[1] <http://www.ifits.fr/IMG/pdf/AnatIADE061004-6.pdf>

[2] <http://www.chufes.ma/amirf/Cours/biologie/2.pdf>

[3] <http://www.md.ucl.ac.be/peca/ecg.html>

[4] <http://physiquechimieaulycee.wifeo.com/documents/Sq-1-lectrocardiogramme-2011.pdf>

[5] http://medsante.med.univrennes1.fr/physio/index.php?option=com_content&task=view&id=198&Itemid=137

[6] http://dobigeon.perso.enseiht.fr/teaching/signal/MODAP_TS_URSAFE.pdf

[7] http://fr.wikipedia.org/wiki/Bloc_de_branche

[8] <http://inhalotherapie.com/ECG/index.php>

[9] http://www.alessandroconti.ch/coursbio/Biologiehumaine/fr/html/Quoiconstit_Organisme.html

[10] <http://www.afblum.be/bioafb/neurone/neurone.htm>

[11] http://www.reannecy.org/PAGES/espace%20paramedical/cardio/physio_cardiaque.html

[12] dobigeon.perso.enseiht.fr/teaching/signal/MODAP_TS_URSAFE.pdf

[13] <http://www.doctissimo.fr/html/sante/atlas/fiches-corps-humain/cage-thoracique.htm>

Première partie

**Analyse du signal
électrocardiogramme par
les modèles linéaires**

Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires simples

2.1. Introduction

Une des méthodes les plus courantes pour obtenir des informations sur le système cardiovasculaire est d'étudier les caractéristiques des signaux électrocardiographiques enregistrés à travers la modélisation de signal ECG et ses différents paramètres et intervalles. En effet cette dernière est largement utilisée en génie biomédical en particulier dans la prédiction, et l'identification.

Dans ce chapitre, nous allons d'abord décrire les différents algorithmes utilisés pour la détection des différentes ondes et intervalles de signal ECG, en suite nous allons décrire les modèles linéaires autorégressifs simples ou uni-variés les plus couramment utilisés dans le domaine biomédical. Six différents modèles ont été utilisés, implémentés et évalués ; le modèle AR, MA, ARX, ARMAX, OE, et BJ. Dans ce chapitre, le but n'est pas limité seulement à une meilleure identification, mais aussi le maintien de l'analyse spectrale en utilisant les paramètres extraits de chaque signal.

2.2 Principe de l'identification

L'identification consiste à appliquer ou observer des signaux de perturbation à l'entrée d'un système (signaux aléatoires) et en analysant la sortie dans le but d'obtenir un modèle purement mathématique. Les différents paramètres du modèle ne correspondent à aucune réalité physique dans ce cas. L'identification peut se faire soit dans le temps (espace temporel) ou en fréquence (espace de Laplace), en évitant les modèles purement théoriques à partir des équations physiques (en général des équations différentielles), qui sont longues à obtenir et souvent trop complexes pour un temps de développement donné.

2.3. Les différents types des modèles autorégressifs et linéaires

Le principe d'une identification paramétrique ou non paramétrique est d'extraire un modèle mathématique à partir d'observations. Le modèle doit permettre de calculer la sortie du procédé et à n'importe quel instant t si les conditions initiales du système sont connues.

Pour cela on peut se servir des valeurs des entrées aux instants présents et précédents ($u(t)$, $u(t-1)$, ...) et des valeurs précédentes de la sortie ($y(t-1)$, $y(t-2)$, ...) dans le cas d'un modèle régressif.

Il est tout de même important d'avoir des connaissances basiques du système pour choisir un type de modèle adapté. On trouve ainsi :

- Modèles possédant une entrée/une sortie (Single Input/ Single Output SISO) ou plusieurs entrées et plusieurs sorties (Multiple Input/Multiple Output MIMO)
- Modèles linéaires ou modèles non-linéaires (dans ce cas, qu'est-ce qui est non-linéaire et en fonction de quoi).
- Modèles continus ou modèles discrets.
- Modèles régressifs ou modèles indépendants : pour un modèle régressif, la sortie à un instant t , $y(t)$, dépend des instants précédents ($y(t-i)$).
- Modèles stochastiques ou modèles déterministes.

L'identification nécessite alors une structure de modèle connu a priori pour venir identifier dans cette structure différents paramètres. Le paragraphe suivant précise et décrit les différentes étapes dans la procédure d'identification.

2.4. Algorithmes d'identification paramétrique

L'algorithme général d'identification paramétrique comprend six étapes principales, comme il est illustré dans la figure 2.1 [Dob'06]. Il s'agit de :

- La base de données
- Le Choix de la classe du modèle.
- l'estimation du modèle.
- la sélection d'ordre.
- la validation du modèle.
- et l'extraction des paramètres du modèle.

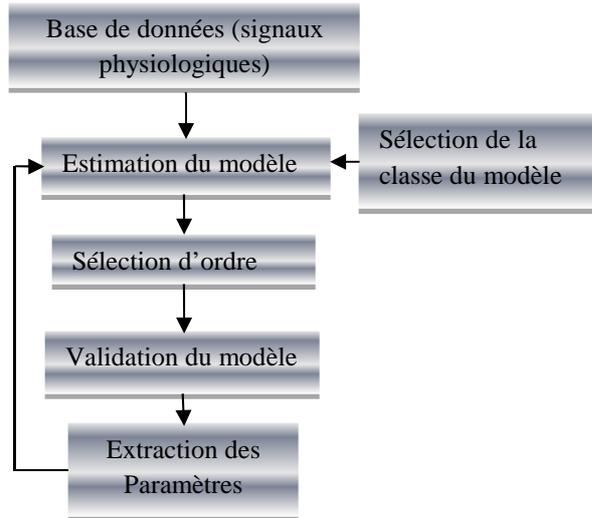


Figure. 2.1 La procédure générale d'identification

2.4.1. Base de données

Dans ce travail on s'intéresse à l'identification des différentes séries : les séries RR, QT, et PR déduites du signal ECG en utilisant les modèles linéaires autorégressifs. En fait, ce sont ces séries qui constituent la base de données. Généralement les signaux ECG après l'acquisition sont perturbés par des bruits qu'on a déjà mentionnés précédemment dans le chapitre I. Une des premières opérations est donc de mettre en place un filtre qui élimine ces perturbations.

2.4.1.1. Filtrage du signal d'ECG

Généralement les ondes R ont une énergie maximale dans la bande passante 5-15 Hz [Tom'85]. Il est donc préférable de filtrer ce signal comme une première étape et avant toute analyse. Le filtre utilisé est un filtre numérique récursif de Butterworth de bande passante 5-15 Hz, et d'ordre 5 [Had'06].

La figure 2.2 Montre les résultats obtenus après le filtrage du signal ECG pour l'enregistrement 101 de la base de données MIT BIH. Il est clair qu'on a obtenu une bonne correction de la ligne de base et une meilleure élimination du bruit. Cependant ce filtre présente un inconvénient qui est un décalage de phase du signal résultant due au retard provoqué par le filtre.

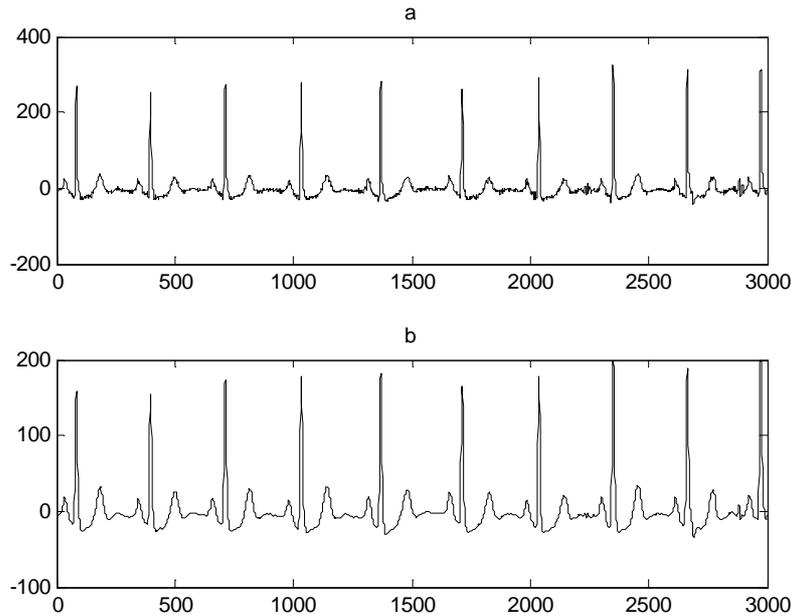


Figure 2.2 (a) signal ECG bruité, (b) signal ECG filtré (enregistrement 101)

2.4.1.2. Détection des pics R

Une fois le signal ECG est filtré, on procède à la détection des complexes QRS. L'algorithme utilisé [Had'06] contient les quatre étapes décrites ci-dessous:

- *application de la prédiction linéaire et le calcul de l'erreur résiduelle*

La prédiction linéaire permet de donner des informations au niveau de complexe QRS, compte tenu que l'erreur résiduelle contient beaucoup plus d'informations au niveau de la bande étroite du complexe QRS. En effet, le complexe QRS durant très peu de temps et ayant une amplitude très élevée par rapport au reste du signal, ce qui donne une erreur résiduelle plus élevée au niveau du complexe.

- *transformation non linéaire*

La transformation non linéaire permet une bonne localisation des pics R. Pour cela il faut éliminer le signe et assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes Q et S. elle est donnée par l'équation (2.1):

$$y(n) = \begin{cases} |(x(n) - x(n-1))x(n-2)| & \text{si } x(n), x(n-1), x(n-2) \text{ ont le même signe} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.1)$$

détection des pics R

Cette étape consiste en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en lui affectant un seuillage adaptatif.

- Tout d'abord on fixe un seuil initial avec une valeur égale à 40% de l'amplitude maximale observée pendant les deux premières secondes du signal.
- Ensuite la valeur du seuil est divisée par deux.
- Une période réfractaire égale à 100 ms est imposée.
- S'il y aura un dépassement de seuil adaptatif, le seuil prendra la valeur de l'amplitude de signal. Sinon, si la période réfractaire est écoulée la valeur de seuil est divisée par deux.

La figure 2.3 ci-dessous illustre les résultats obtenus pour l'enregistrement 101 de la base de données MIT-BIH.

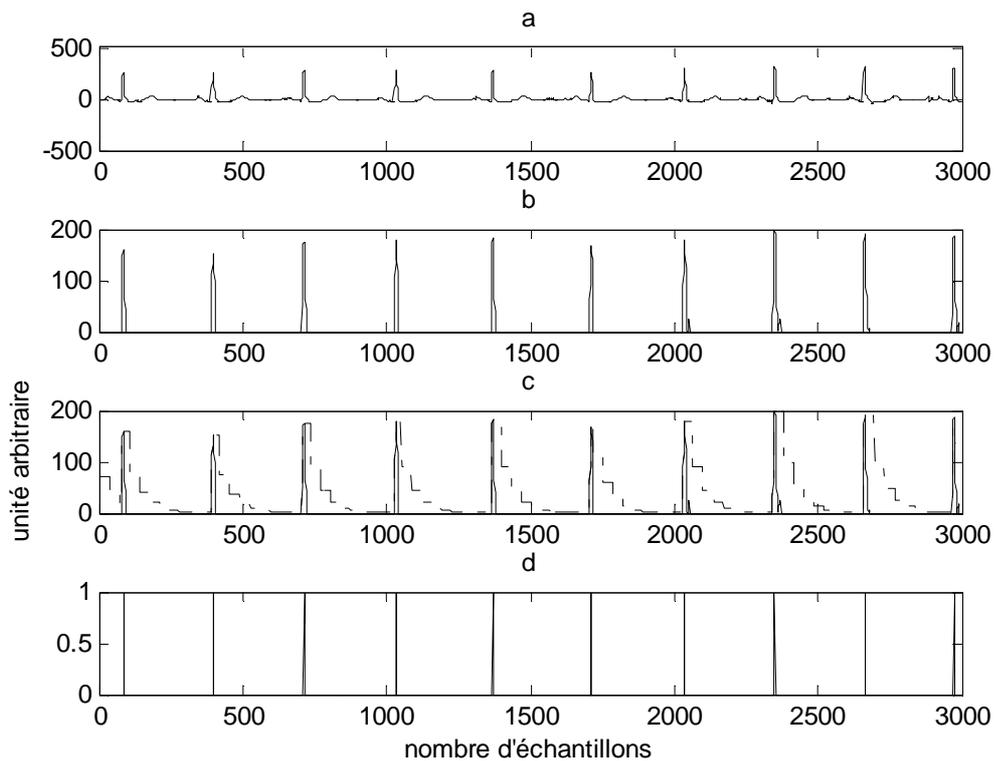


Figure 2.3 les quatre étapes de l'algorithme, (a) signal original filtré, (b) résultat de la transformation non linéaire, (c) la période réfractaire, (d) détection des pics R.

Afin de détecter les ondes P il faut d'abord détecter les ondes Q, S, et T. Dans ce travail l'algorithme de Pablo-Laguna [Lag'90] a été utilisé. Il est décrit dans ce qui suit.

2.4.1.3. Détection des ondes Q et S

Après la détection des pics R, on procède à la détection des ondes Q et S ou bien la détection de début et de la fin du complexe QRS noté bQRS et eQRS en utilisant l'algorithme de Laguna et al.

Le signal ECG est dérivé par un filtre dérivateur I afin d'obtenir le maximum d'information au niveau du complexe QRS.

La fonction de transfert en z de ce filtre est donnée par l'équation (2.2).

$$H_1(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = -2z^{-4} - z^{-3} + z^3 + 2z^4 \quad (2.2)$$

Après la première dérivé, le signal obtenu est appliqué à un deuxième dérivateur (dérivateur II) qui fait augmenter le gain du signal résultant. La fonction de transfert en z de ce filtre est donnée par l'équation (2.3) :

$$H_2(z) = \frac{-z^{-3} + z^3}{-z^{-1} + z} \quad (2.3)$$

Afin d'obtenir un maximum unique pour chaque début et fin de complexe QRS, un filtre récursif de Butterworth d'ordre 1 et de fréquence de coupure de 1 Hz est appliqué.

Ce filtre présente un inconvénient de retard de phase mais il n'a aucune influence sur notre travail, en effet on a utilisé le même type de filtre.

Le deuxième filtre dérivateur permet de préserver l'information correspondant au début et la fin du complexe QRS.

Les résultats obtenus sont illustrés sur la figure (2.4) ci-dessous.

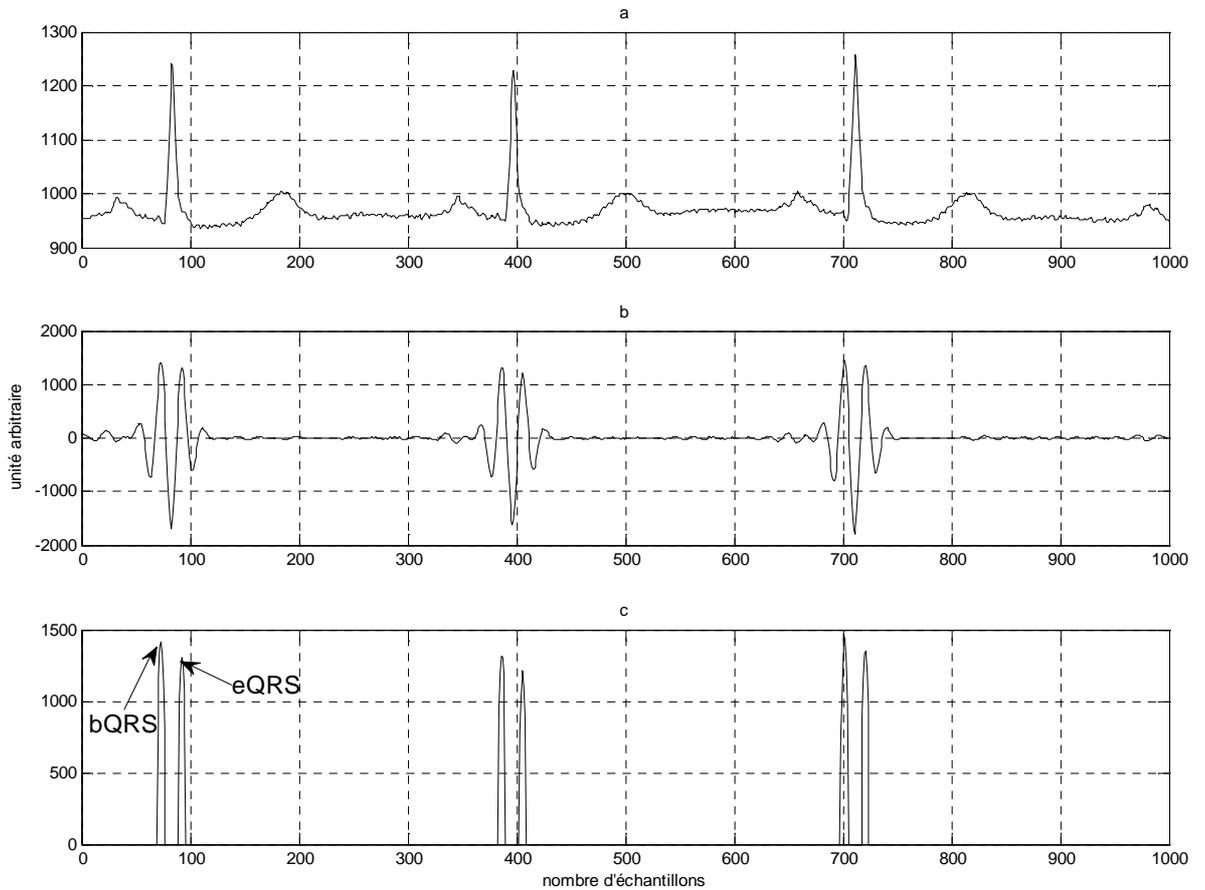


Figure 2.4 Les trois étapes de l’algorithme, (a) signal original filtré (enregistrement 101), (b) résultat de premier filtre dérivateur, (c) résultat de deuxième filtre dérivateur.

2.4.1.4. Détection des ondes T

La détection de l’onde T est plus difficile que les autres ondes, non seulement à cause de sa morphologie variable (normale, inversé, trop large ou trop étroite avec une amplitude grande ou faible), mais aussi à cause de la variation instable du rythme cardiaque. Pour cela et à partir de la position de l’onde R, une fenêtre de largeur (B_{win} , E_{win}) est définie. Cette fenêtre est donnée par la relation suivante [Lag’90].

$$(B_{win}, E_{win}) = \begin{cases} (140, 500) & RR_{av} > 700 \text{ ms} \\ (100, 0.7 * RR) & RR_{av} < 700 \text{ ms} \end{cases} \quad (2.4)$$

Pour éviter une fausse détection de l'onde T, la taille de la fenêtre est diminuée quand l'intervalle RR diminue.

L'intervalle moyen de RR noté (RR_{av}) est utilisé pour éviter les grandes variations dans l'intervalle RR.

Afin de détecter la fin de l'onde T, une deuxième dérivation est faite sur le signal représentant les ondes T, afin d'obtenir un maximum au niveau des déflexions qui représentent les bords des ondes T.

La figure (2.5) montre les résultats obtenus à travers les différentes étapes de l'algorithme de détection de l'onde T.

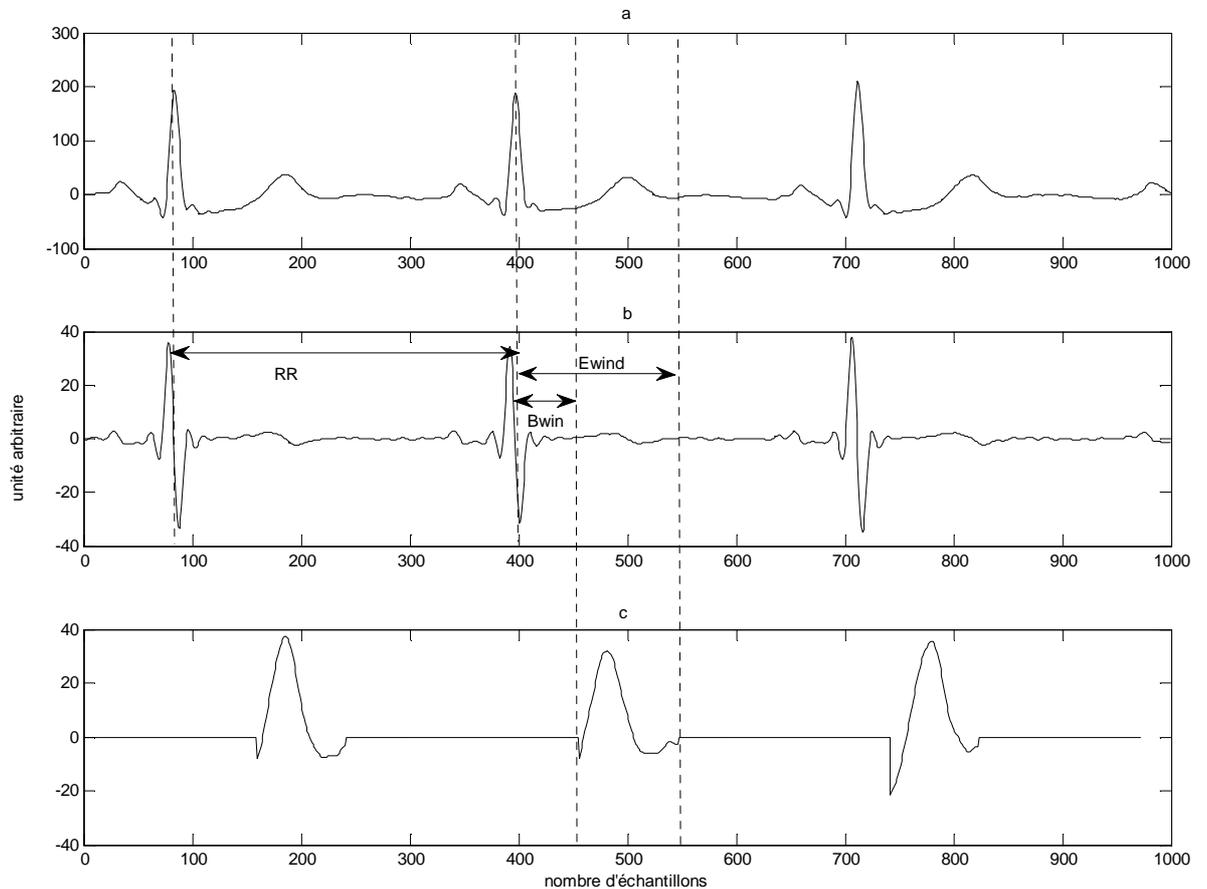


Figure 2.5 (a) signal original filtré (enregistrement 101), (b) signal dérivé, la position de pic R, et le début et la fin de la fenêtre permettant de sélectionner la position de l'onde T, (c) détection des ondes T.

2.4.1.5. Détection des ondes P

Une fois les ondes Q, R, S, T sont détectés, on procède à la détection des ondes P. pour cela on fait une soustraction entre le signal original et les signaux représentant les ondes Q, R, S, et T respectivement.

Le signal résultant (figure 2.6.c) est dérivé par un filtre dérivateur $H_2(z)$ donné par l'équation (2.3) afin d'augmenter le gain de notre signal. Ensuite le signal obtenu est filtré par un filtre numérique de Butterworth d'ordre 4 pour diminuer le bruit restant et faire un lissage de notre signal.

La figure (2.7) illustre les résultats obtenus après filtrage.

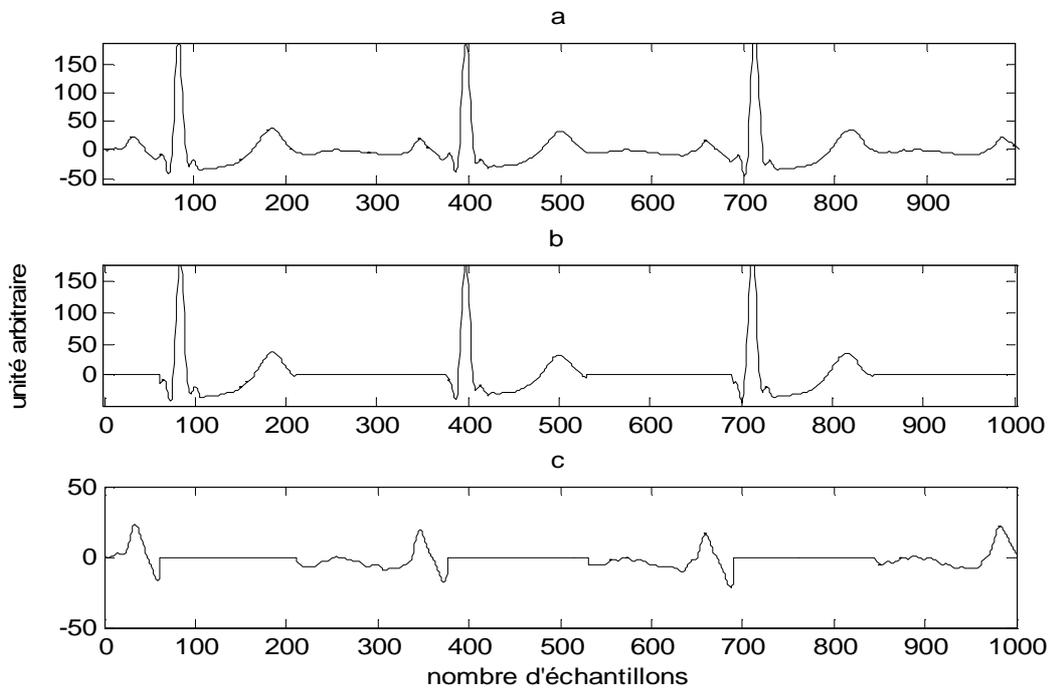


Figure 2.6 (a) signal original filtré, (b) une sommation des signaux représentant les pics R, des ondes T et le début et la fin des complexes QRS, (c) détection des ondes P

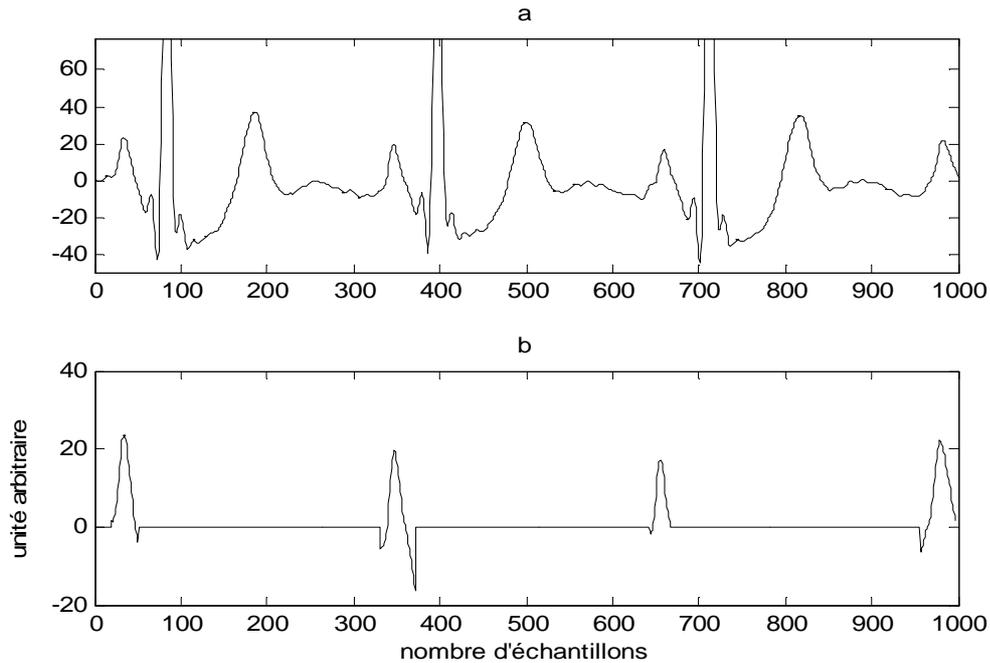


Figure 2.7 (a) signal original filtré, (b) détection des ondes P (après filtrage)

2.4.2. Sélection de la classe du modèle

Il y a une certaine confusion dans la sélection du type de modèle. Cette étape consiste à choisir le modèle le plus approprié. Le choix de la structure du modèle est basé sur la compréhension des systèmes physiques et dépend de la dynamique et des caractéristiques de bruit du système. En utilisant un modèle avec plus des paramètres n'est pas toujours mieux, car il peut conduire à une dynamique inexistante.

Trois types de modèles sont connus dans l'identification du système: le modèle de boîte noire, modèle de boîte grise (gray-box), et le modèle défini par l'utilisateur. Le modèle de boîte noire suppose que les systèmes ne sont pas connus et tous les paramètres du modèle sont réglables sans tenir compte du contexte physique. En effet les paramètres ne peuvent pas être tous réglés arbitrairement.

Le modèle gray-box suppose qu'une partie de l'information sur les dynamiques sous-jacentes ou certains des paramètres physiques sont connus et les paramètres du modèle peuvent avoir certaines contraintes.

Le modèle défini par l'utilisateur suppose que les modèles paramétriques couramment utilisés ne peuvent pas représenter le modèle que nous voulons estimer. Dans ce chapitre on va utiliser les modèle gray-box.

2.4.3. Sélection de l'ordre

Une fois le modèle est choisi, on détermine son ordre. Cela signifie le nombre de coefficients qui permettent une meilleure modélisation de ce signal dans le cas d'un modèle paramétrique. L'ordre du modèle ne peut pas être déterminé avec précision, sans une analyse plus détaillée. Le choix d'ordre est en général obtenu en minimisant l'erreur entre la sortie et le signal d'entrée du modèle. Dans la pratique, deux critères sont utilisés pour déterminer l'ordre. Ces critères sont fondés sur des considérations statistiques, l'erreur de prédiction finale et le critère d'Akaike:

a) *Critères de l'erreur de prédiction finale (EPF) [Aka'74]:*

Le critère de l'erreur de la prédiction final (EPF) fournit une mesure de la qualité du modèle en simulant la situation où le modèle est testé sur un ensemble de données différentes. Après que le calcul de plusieurs modèles différents soit fait, on peut les comparer en utilisant ce critère. Le modèle le plus précis sera donc le modèle générant la plus petite EPF.

EPF est donnée par l'équation (2.5):

$$EPF(k) = \sigma_k^2 \left(\frac{N+k+1}{N-k-1} \right) \quad (2.5)$$

Où σ_k^2 est la variance du bruit blanc pour l'ordre k.

N: est le nombre des échantillons du signal.

b) *Critère d'information d'Akaike (AIC) [Aka'74].*

C'est une mesure de la qualité d'un modèle statistique. Il a été proposé par Hirotugu Akaike en 1973. En effet lorsqu'on estime un modèle statistique, il est possible d'augmenter la vraisemblance du modèle en ajoutant un paramètre. On choisit alors le modèle avec le critère d'information d'Akaike le plus faible.

Ce critère est caractérisé par l'équation (2.6):

$$AIC(k) = N \ln(\sigma_k^2) + 2(k+1) \quad (2.6)$$

La figure 2.8 montre un exemple d'optimisation de l'ordre d'identification pour un signal RR de la base de données MIT BIH. D'après les résultats trouvés, nous avons un ordre

optimal de 2. D'autre part nous montrons que l'erreur décroît en fonction de l'ordre de prédiction ce qui est conforme à la littérature.

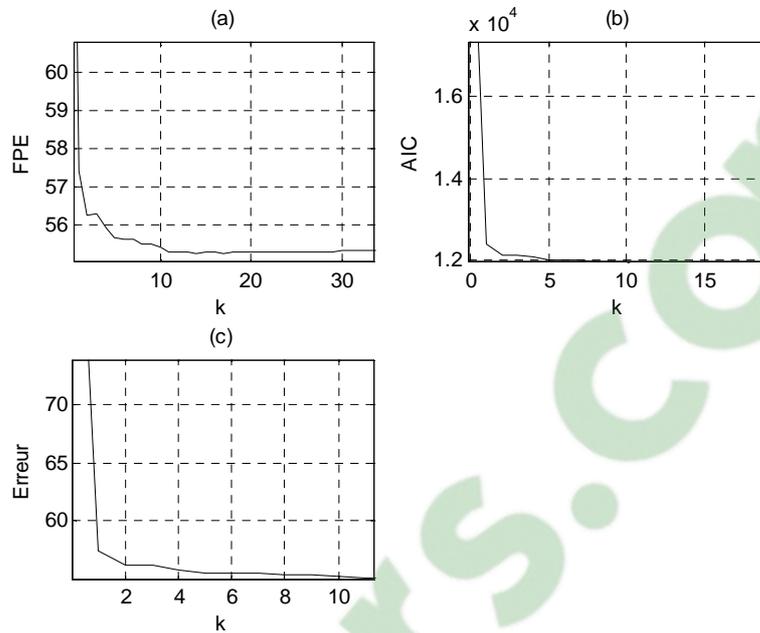


Figure 2.8 optimisation de l'ordre de prédiction (a) FPE, (b), AIK, (c) évolution de l'erreur

2.4.4. Procédure de validation du modèle

Elle se réfère à la détermination du modèle le plus efficace. Cette validation s'effectue en calculant le pourcentage d'identification du signal simulé et le signal original en utilisant l'équation (2.7) [Dan'09].

$$fit = 100 \left(1 - \frac{norm(y-RR)}{norm(RR - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RR_i)} \right) \quad (2.7)$$

Où y est la sortie (signal simulé (RR')) et RR est l'entrée (signal réel).

2.4.5. Extraction des paramètres du modèle

Cette étape consiste à la détermination des paramètres du modèle estimé; en utilisant le critère des moindres carrés (LS) pour le modèle AR et les moindres carrés généralisés (GLS) [key88] pour les autres modèles à l'exception des modèles combinés où les paramètres ont été obtenus par la résolution de deux tâches d'identification distinctes. Alors que pour les modèles ARMAX et OE, la méthode de l'erreur de prédiction a été utilisée.

2.5. Modèles paramétriques autorégressifs et linéaires

La structure générale du modèle linéaire simple est illustrée dans la figure 2.9. Elle offre une grande souplesse pour les deux parties, la dynamique du système et la dynamique stochastique.

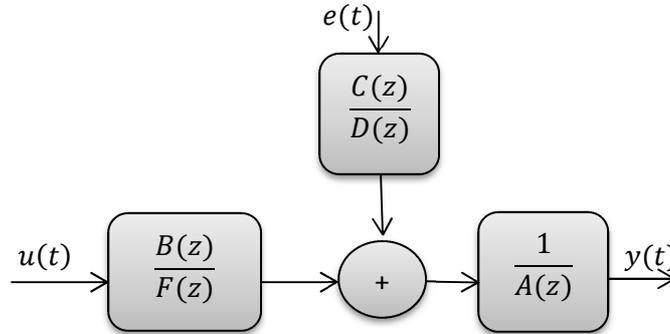


Figure. 2.9 Structure des modèles paramétriques autorégressifs et linéaires

Les modèles paramétriques décrivent des systèmes en termes des équations différentielles et des fonctions de transfert en utilisant la transformée en z.

En général, on peut décrire le système en utilisant l'équation (2.8), qui est connu comme étant le modèle général polynomial linéaire ou le modèle général linéaire [Dob+06].

$$y(n) = Z^{-k}G(Z^{-1}, \theta)u(n) + H(Z^{-1}, \theta)e(n) \quad (2.8)$$

Où $u(n)$ et $y(n)$: sont respectivement l'entrée et la sortie du système.

$e(n)$: est le bruit blanc.

$G(Z^{-1}, \theta)$: est la fonction de transfert du système.

$H(Z^{-1}, \theta)$: est la fonction de transfert de perturbation décrite comme un bruit blanc $e(t)$ filtré.

Dans le cas de cette thèse $u(n)$ représente l'intervalle RR du signal ECG. L'équation (2.8) peut-être alors réécrite par l'expression suivante (équation 2.9)

$$A(z)RR'(n) = \frac{B(z)}{F(z)}RR(n) + \frac{C(z)}{D(z)}e(n) \quad (2.9)$$

$RR(n)$: est le nième intervalle RR.

n : est le nombre de battements.

$RR'(n)$: est le signal simulé (la sortie).

Des modèles plus simples peuvent être générés par la mise en œuvre d'un ou plusieurs polynômes $A(z)$, $B(z)$, $C(z)$, $D(z)$, ou $F(z)$ égal à 1. Elle conduit à des modèles tels qu'AR, MA, ARX, ARMAX, OE, et BJ. Le choix de ces modèles est limité à un seul des cas particuliers illustrés dans le tableau 2.1:

Coefficients	Modèle
A	AR
B	MA
A, B	ARX
A, B, C	ARMAX
B, F	OE (out put error)
B, F, C, D	BJ (Box Jenkins)

Tableau. 2.1 Différents modèles autorégressifs et leurs coefficients

Les polynômes $A(z)$, $B(z)$, $C(z)$, $D(z)$, $F(z)$ sont des filtres RIF d'ordre k [Por'98].

$$A(z) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_{k_a}z^{-k_a} \quad (2.10)$$

$$B(z) = b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_{k_b}z^{-k_b} \quad (2.11)$$

$$C(z) = c_0 + c_1z^{-1} + \dots + c_{k_c}z^{-k_c} \quad (2.12)$$

$$D(z) = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_{k_d}z^{-k_d} \quad (2.13)$$

$$F(z) = 1 + f_1z^{-1} + \dots + d_{k_f}z^{-k_f} \quad (2.14)$$

Une fois ces paramètres sont extraits, la densité spectrale de puissance (DSP) peut être estimée en utilisant ces paramètres. D'une manière générale elle est donnée par l'équation (2.15).

$$S(f) = T\sigma_{RR}^2 \left| \frac{B(z)C(z)}{A(z)F(z)D(z)} \right|_{z=e^{j2\pi f\tau}}^2 \quad (2.15)$$

Dans le cas de cette thèse T est la moyenne du rythme cardiaque.

2.5.1. Modèle AutoRégressif (AR)

Le modèle autorégressif AR illustré dans la figure 2.10 permet une estimation simple et efficace du signal sans connaître la source et la modification qui l'affecte. Ce qui permet de supposer qu'il a été généré par un bruit blanc qui passe à travers un filtre. Cette hypothèse permet la modélisation de n'importe quel signal sans restriction. Un exemple d'application de ce modèle pour l'identification de la série RR correspondant au rythme cardiaque de l'enregistrement 101 est illustré dans la figure 2.11 alors que leur DSP estimée est présentée dans la figure 2.12 [Baa"12].

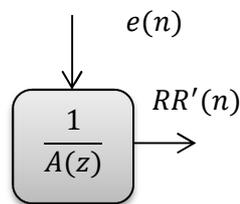


Figure 2.10 Structure du modèle AR

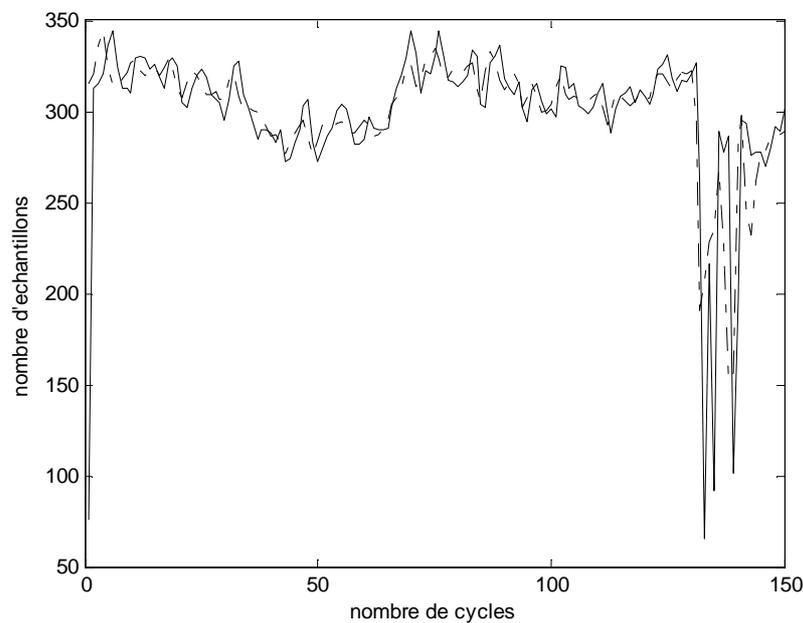


Figure.2.11 le signal RR original (trait continu), et signal simulé RR' (trait discret) en utilisant le modèle AR

La figure 2.11 montre une bonne identification de la série RR avec un pourcentage de 93.21% avec une petite perte d'information due au retard obtenu et qui est égal à l'ordre de modèle utilisé. Par conséquent le signal RR peut être modélisé par l'équation (2.16):

$$RR'(n) = e(n) - 0.9543 e(n - 1) + 0.1083 e(n - 2) \quad (2.16)$$

La perte en information ainsi que le retard obtenu pour le signal simulé apparaît clairement sur la figure 2.12 qui représente la DSP. Il est clairement noté une différence entre les deux spectres au niveau de l'amplitude. D'autre part on remarque qu'il y a une préservation de l'information de la fréquence, ce qui signifie que le retard obtenu est interprétée par une diminution dans l'amplitude de la DSP.

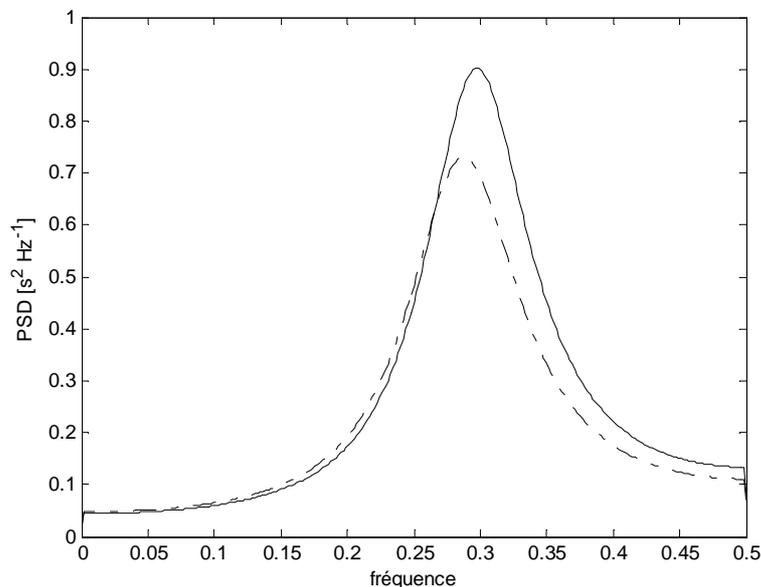


Figure. 2.12 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR simulé (trait discret) en utilisant le modèle AR.

2.5.2. Modèle à moyenne ajusté (Moving Average MA)

Un modèle moving average illustré sur la figure (2.13) est un filtre tout-zéro (composé uniquement de zéros) au travers duquel passe un bruit blanc. On détermine les coefficients de ce filtre tels que le signal à sa sortie soit le plus proche possible du signal à modéliser. L'équation d'identification des séries RR par le modèle MA d'ordre 2 est donnée par l'équation (2.17) [Baa'12].

$$RR'(n) = RR(n - 1) + 0.4519RR(n - 2) + 0.8778RR(n - 3) + e(n) \quad (2.17)$$

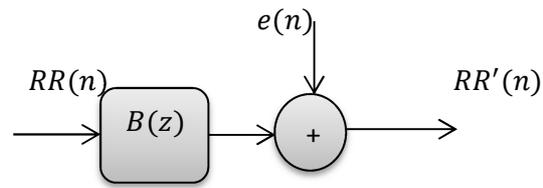


Figure 2.13 Structure du modèle MA.

La figure 2.14 montre le résultat d'identification et la figure 2.15 montre leurs DSP obtenus.

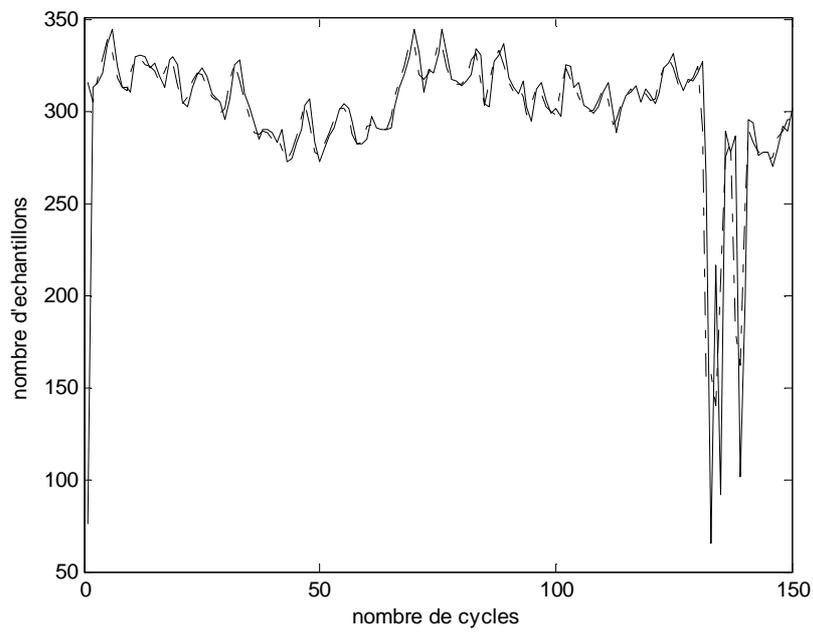


Figure.2.14 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle MA.

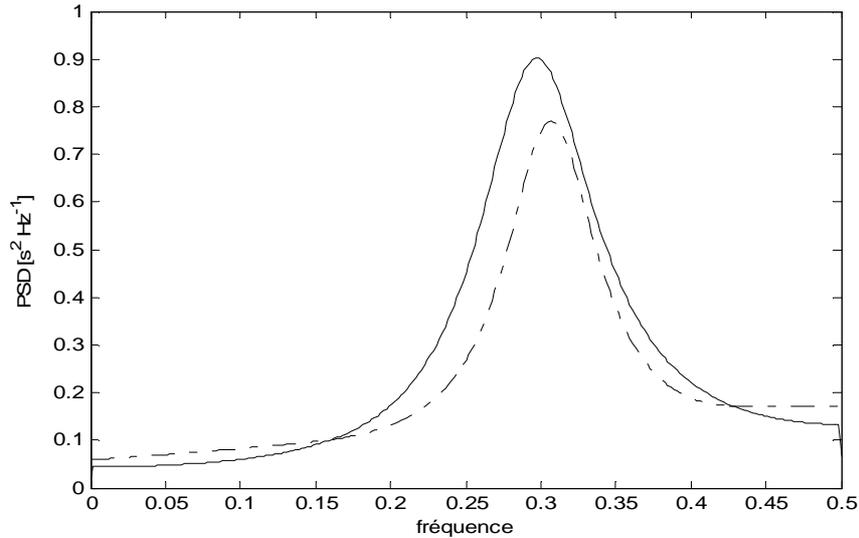


Figure. 2.15 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle MA

La figure (2.14) montre une légère divergence entre les deux signaux avec un pourcentage d'identification égale à 96% en utilisant un ordre de 2, cependant la figure 2.15 montre une divergence entre les deux courbes qui diminue avec l'augmentation de l'amplitude. Un décalage fréquentiel est aussi enregistré, cela est dû à la perte en information lors de la prédiction.

2.5.3. Modèle AutoRégressif avec entrée exogène (ARX)

Le modèle autorégressif avec une entrée exogène (ARX) illustré dans la figure 2.16 est un modèle efficace, car il est le résultat de la résolution des équations de régression linéaire sous forme analytique. En outre, la solution satisfait toujours le minimum global de la fonction de perte, cependant il présente un inconvénient lors de l'augmentation de taux du bruit; dans ce cas une mauvaise identification est obtenue. Le modèle ARX est donc préférable, surtout lorsque l'ordre du modèle est élevé [Baa"12].

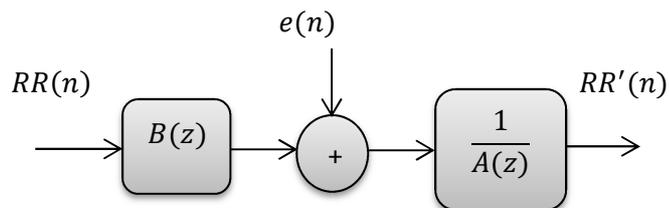


Figure 2.16 Structure du modèle ARX.

Un exemple d'identification de la série RR avec le modèle ARX est illustré dans la Figure (2.17). Il apparaît clairement que l'identification est nettement améliorée par rapport aux autres modèles AR (99,03%), cependant une divergence entre le signal réel et le signal simulé commence à augmenter avec le temps et avec la taille du signal. Cela est interprété par la densité spectrale de puissance (DSP) (Fig. 2.18) qui montre un écart entre les amplitudes. En fait pour améliorer l'identification, il faut diminuer le taux de bruit blanc utilisé dans le système, en effet dans cet exemple pour le un dixième (1/10) de l'amplitude de bruit on a obtenu un pourcentage d'identification égale à 99.03% (voir la figure 2.17) et pour une amplitude entière (10/10) un pourcentage égale à 82.2% est obtenu (voir la figure 2.19).

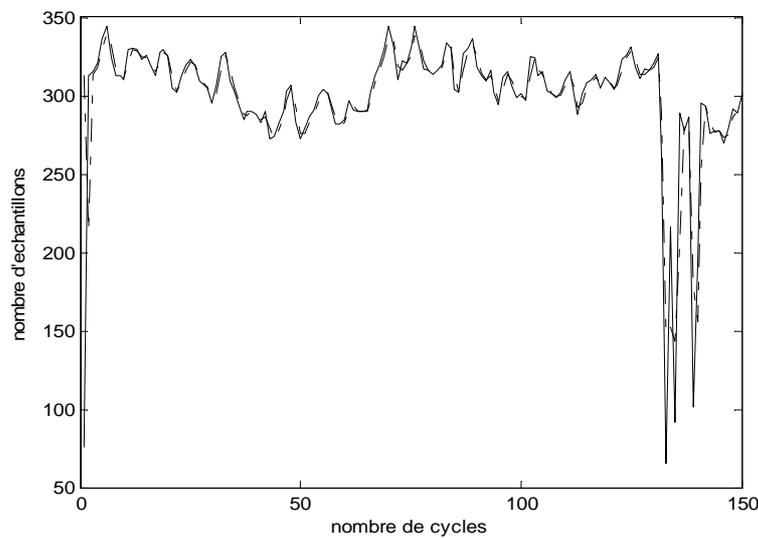


Figure.2.17 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour le 1/10 de l'amplitude de bruit.

Ainsi, le signal RR peut être décrit par l'équation (2.18) ci-dessous :

$$RR'(n) = -0.0004 RR'(n-1) - 0.01 RR'(n-2) + RR(n-1) - 0.0002 RR(n-2) + e(n) \quad (2.18)$$

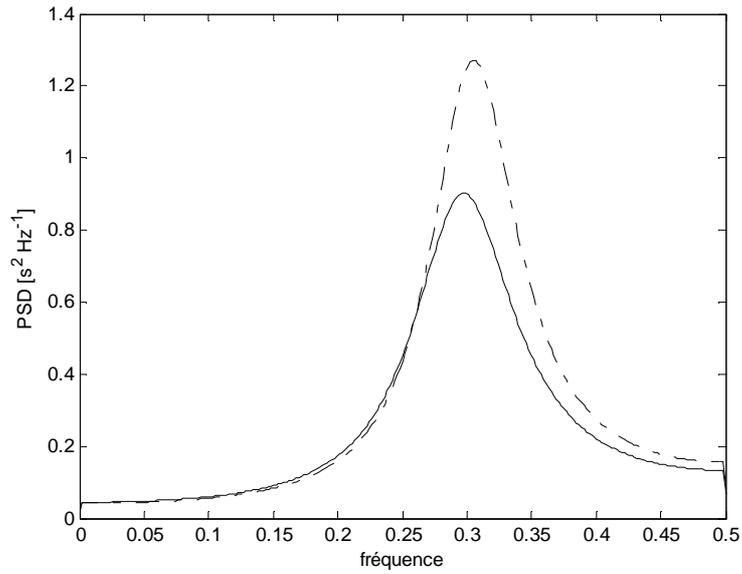


Figure. 2.18 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour le 1/10 de l'amplitude de bruit.

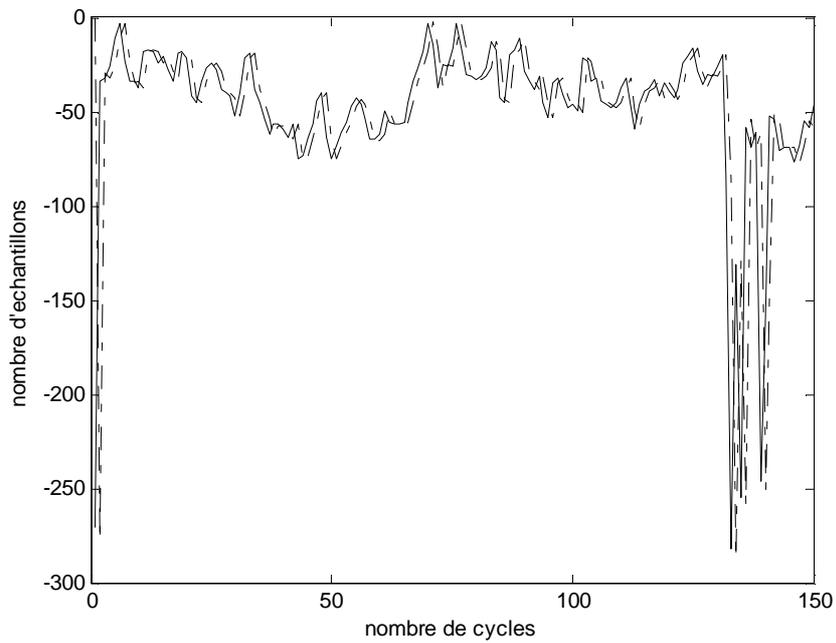


Figure.2.19 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARX pour une amplitude de bruit entière.

2.5.4. Modèle ARMAX

Le modèle ARMAX (AutoRegressive Moving Average with eXogenous input) illustré dans la figure 2.20 utilise les attributs du modèle ARX mais inclut une fonction de transfert ($c(z)$) avec une moyenne du bruit blanc ajustable et présente aussi une sensibilité au bruit. Les modèles ARMAX sont utiles lorsque nous voulons dominer les perturbations qui entrent tôt dans le processus. Par exemple, un bruit respiratoire qui affecte le rythme cardiaque.

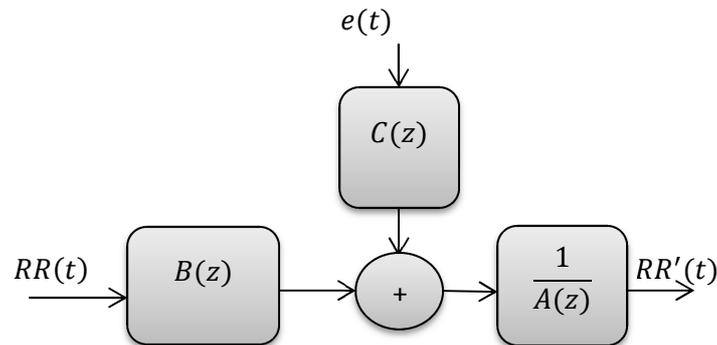


Figure 2.20 Structure du modèle ARMAX.

Le résultat obtenu est illustré dans l'exemple illustré sur la figure 2.21. La différence est claire entre les deux signaux (simulé et original). En fait, cette divergence commence à augmenter avec le temps et la taille du signal. La figure 2.22 illustrant la DSP estimée, montre qu'elle ne suit pas exactement la courbe de la DSP du signal original. En fait, un pourcentage d'identification de 94,1% est obtenu en utilisant le dixième de bruit blanc. La perte en information par l'identification dans le signal simulé apparaît sous forme d'une divergence entre la DSP du signal original et celle du signal simulé.

Le signal RR' est décrit par l'équation 2.19 ci-dessous [Baa''12] :

$$RR'(n) = -4 \cdot 10^{-4} RR'(n-1) - 0.01 RR'(n-2) + RR(n-1) - 2 \cdot 10^{-4} RR(n-2) + e(n) + 0.044 e(n-1) + 0.04 e(n-2) \quad (2.19)$$

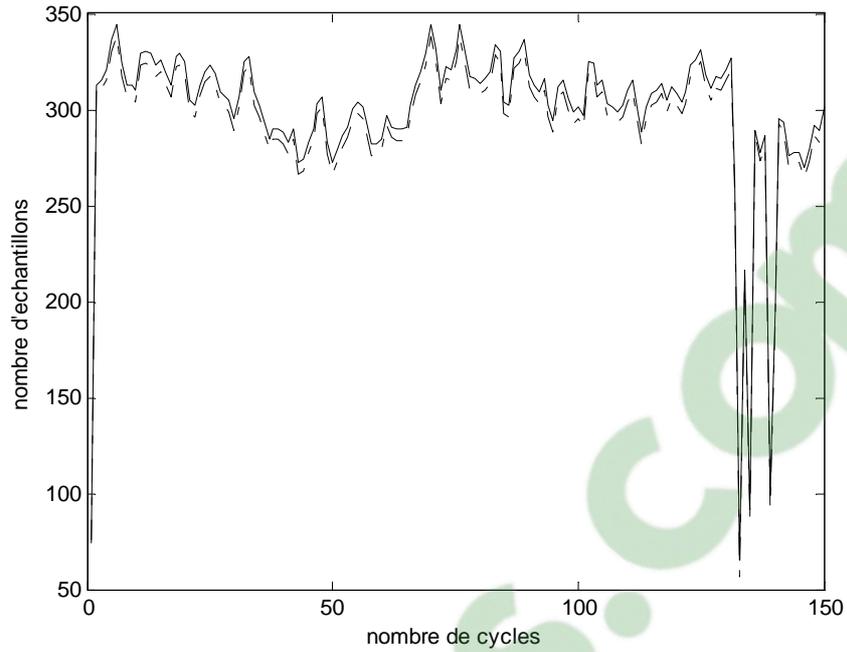


Figure.2.21 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMAX.

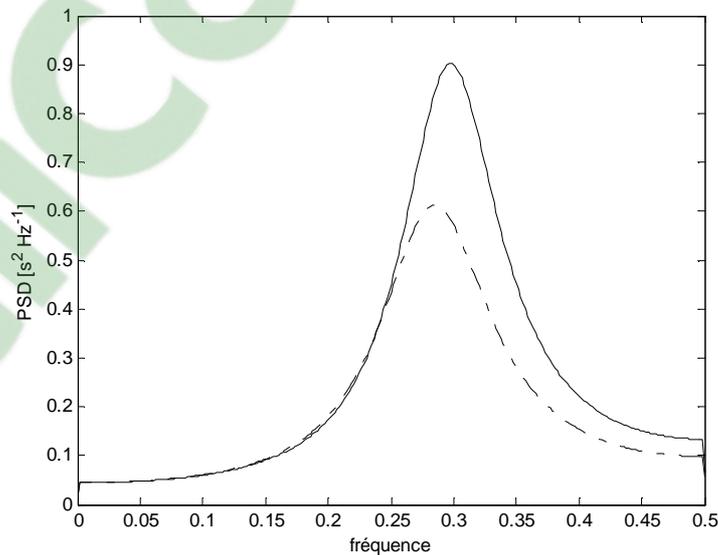


Figure. 2.22 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMAX.

2.5.5. Modèle OE

Lorsque $A(z)$, $C(z)$, et $D(z)$ est égal à 1, le modèle général de polynôme linéaire est réduit au modèle OE (Output Error). Cela est illustré sur la figure 2.23 Ce modèle décrit la dynamique du système indépendamment de la dynamique stochastique. Le modèle OE n'utilise pas de paramètres pour simuler les caractéristiques de perturbations.

Le procédé d'identification du modèle OE est la méthode d'erreur de prédiction, qui est la même que celle du modèle ARMAX [Baa''12].

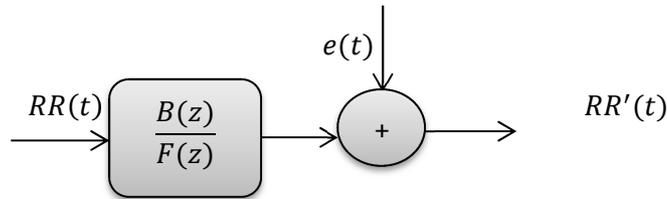


Figure 2.23 Structure du modèle OE.

L'équation (2.20) suivante montre le résultat d'identification des séries RR par le modèle OE. Cependant les figures 2.24 et 2.25 illustrent respectivement l'identification de la série RR et sa DSP.

$$RR'(n) = RR(n) + \frac{0.0005}{0.0095}RR(n - 2) + e(n) \tag{2.20}$$

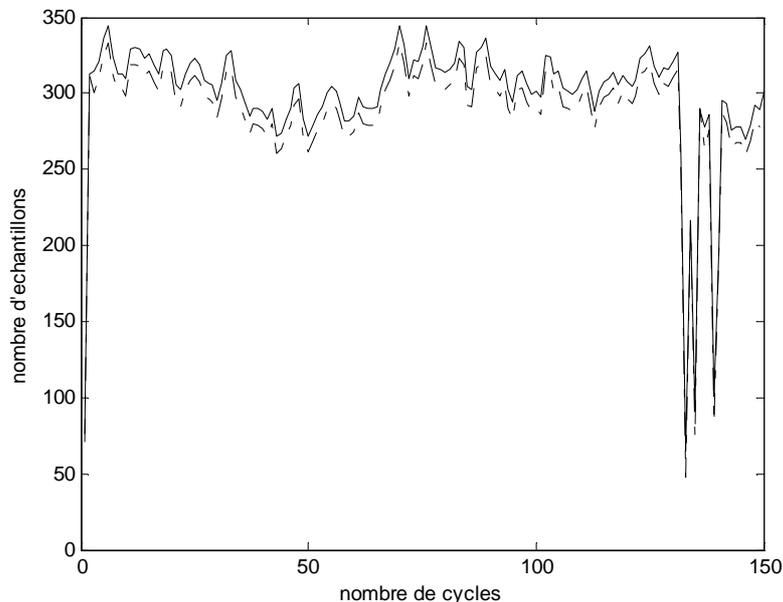


Figure.2.24 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle OE.

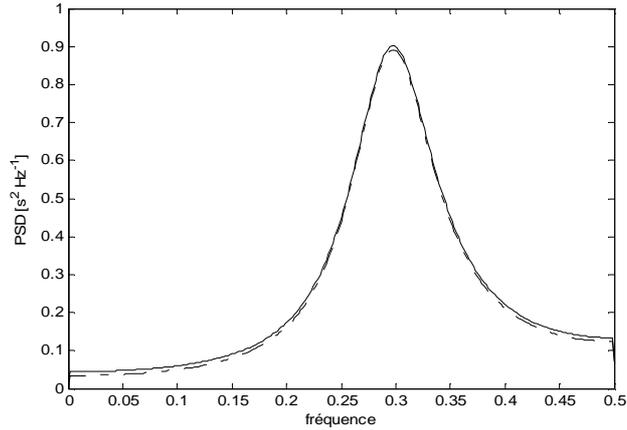


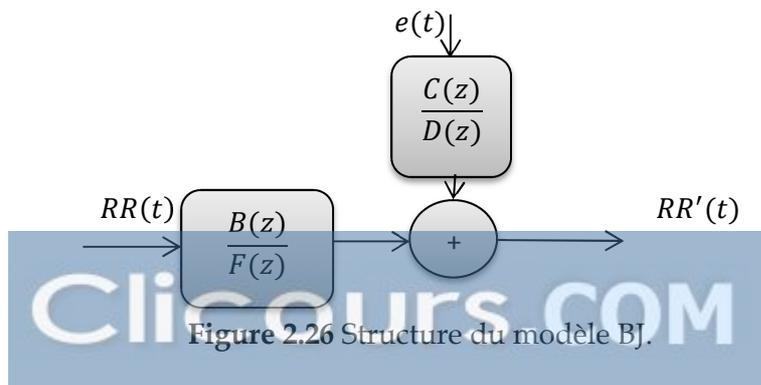
Figure. 2.25 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle OE.

La figure 2.25 montre une identification acceptable avec un pourcentage de 88.33%. Cependant la forme du signal est préservée. En effet il y a un décalage entre les amplitudes des deux signaux, mais ils ne présentent pas un déphasage.

La DSP du signal simulé suit bien celle du signal original avec une petite différence au niveau de l'amplitude qui peut s'interpréter par la perte en information due à la composante continue, cependant l'information fréquentielle est gardée. Toutefois ce modèle présente aussi, comme pour les précédents modèles à l'exception le modèle AR, un inconvénient de la sensibilité par rapport au bruit.

2.5.6. Modèle BJ

Le modèle BJ (Box-Jenkins) illustré sur la figure 2.26 est assez souple en raison de l'inclusion des deux systèmes ; seulement il présente un inconvénient majeur lors de l'augmentation de la quantité du bruit ; il est très sensible au bruit et le pourcentage d'identification est fortement affecté : comme cela est illustré en ci-dessous [Baa''12].



L'équation 2.21 traduit le résultat de l'identification des séries RR par le modèle BJ ; cependant les figures 2.27 et 2.28 illustrent l'identification de la série RR et sa DSP respectivement.

$$RR'(n) = \frac{-1}{1.5}RR(n-1) + e(n) \quad (2.21)$$

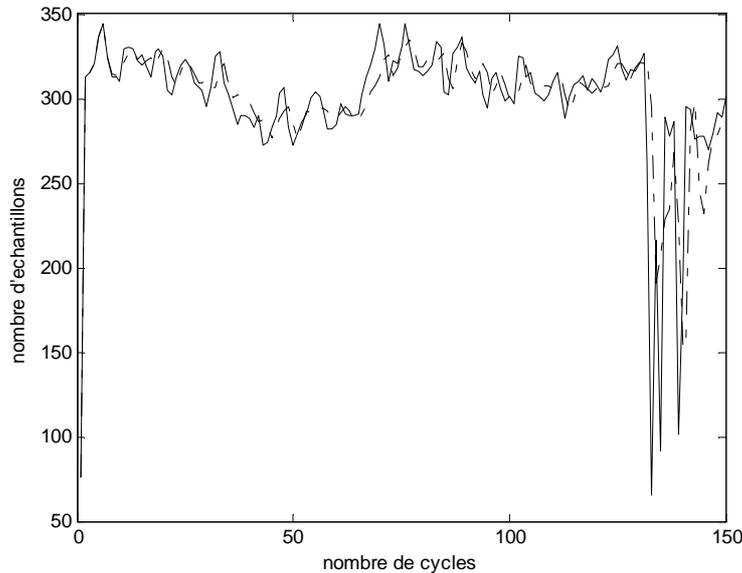


Figure.2.27 le signal RR original (trait continue), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle BJ.

On remarque qu'il y a un retard du signal simulé par rapport au signal original. Plus on augmente l'ordre du modèle, plus le retard est grand, en fait un fit égale à 84% est obtenu.

Pour la densité spectrale de puissance, et pour un bruit blanc égale le (1/10) de son amplitude, on remarque l'allure qui s'identifie avec l'originale, malgré que l'identification temporelle a été limitée.

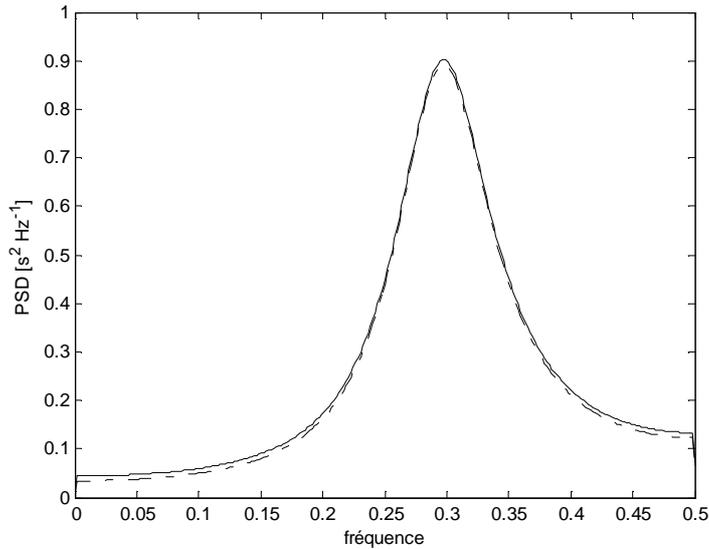


Figure. 2.28 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle BJ.

Conclusion

Dans ce chapitre une identification linéaire autorégressive et paramétrique a été présentée brièvement dans ce chapitre en précisant les grands étapes suivies ; la base de données, le choix de la classe du modèle, l'estimation du modèle, la sélection d'ordre, la validation du modèle, et l'extraction des paramètres du modèle.

Pour la base de données quatre algorithmes ont été mis en œuvre. Le premier algorithme permet de détecter les pics R. il analyse tout d'abord l'enregistrement, puis synthétise ces informations en tenant compte de la fiabilité.

Le deuxième permet de détecter pour chaque battement cardiaque le début et la fin de complexe QRS en se basant sur une action à deux dérivations du signal ECG suivi d'un filtrage passe bas d'ordre 1 et de fréquence de coupure de 1 Hz.

Le troisième permet la détection de l'onde T après une localisation d'une fenêtre variable à partir de la position de pic R et selon la longueur de l'intervalle RR.

Le quatrième permet la détection des ondes P. une soustraction a été faite entre le signal ECG original et les différents ondes détectés précédemment, suivi d'un filtrage de signal obtenu.

Les modèles linéaires simples représenté dans ce chapitre sont : le modèle AR, MA, ARX, ARMAX, OE, et BJ. Les paramètres extraits de chaque modèle nous permettent d'estimer la DSP pour chaque signal. Cependant ces modèles présente des limitations, lors de l'augmentation de l'ordre de modèle dans le cas où le signal est complexe, à l'exception du modèle AR ou on a trouvé une meilleure identification sans restriction sur le bruit. En vue d'éventuellement limiter ce problème, deux modèles linéaires combinés en cascade ; le modèle ARMA et le modèle ARAR, seront discutés, implémentés, et évalués.

Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires simples combinés

3.1 Introduction

L'identification des signaux physiologiques est très importante dans le diagnostic et l'analyse spectrale afin d'extraire les informations et les paramètres qui génèrent ces signaux. Cependant, il y a des modèles linéaires simples qui sont affectés par le bruit, où on est obligé d'augmenter l'ordre du modèle ce qui permet parfois d'obtenir une sur-identification.

Afin de surmonter ce problème on propose d'utiliser une succession de deux modèles avec des ordres moins élevés dont le but d'améliorer le pourcentage d'identification et éviter le problème de sur-identification.

Ces modèles sont : le modèle ARMA qui représente une succession de modèle AR et MA, et le modèle ARAR qui représente une succession de deux modèles AR. Dans ce chapitre ils sont discutés, implémentés et évalués.

3.2. Synthèse des modèles autorégressifs et linéaires

Les signaux physiologiques peuvent aussi être identifiés à travers des modèles linéaires simples combinés en une boucle ouverte (modèles simples combinés) ou en une boucle fermée (modèles multicanaux). Ces modèles sont décrits dans ce qui suit.

3.3. Modèles simples combinés

On peut combiner deux modèles simples ou plus, afin d'améliorer l'identification et utiliser d'autres paramètres qui permettent de mieux évaluer l'information contenue dans le signal. Dans cette thèse on a utilisé comme exemples deux types de modèles les plus connus; le modèle ARMA, et le modèle ARAR.

3.3.1. Modèle ARMA

Le modèle ARMA illustré dans la figure (3.1) est la combinaison de deux parties : une partie autorégressive (AR) et une partie moyenne-mobile (MA). Le modèle est généralement noté ARMA (p, q), où p est l'ordre de la partie AR et q l'ordre de la partie MA [Baa'13], [Han'70], [Fri'86].

Cette classe de processus ARMA est encore un cas particulier de processus linéaires et jouera un rôle prépondérant dans la modélisation concrète des processus stationnaires. Elle présente l'avantage d'être plus souple à l'utilisation et de fournir généralement de bonnes approximations des séries réelles avec moins de paramètres que les modèles purs.

L'équation (3.1) représente le résultat d'identification des séries RR par le modèle ARMA.

$$RR'(n) = 0.2219RR(n-1) + 0.009105RR(n-2) + e(n) - 0.324e(n-1) - 0.04863e(n-2) \quad (3.1)$$

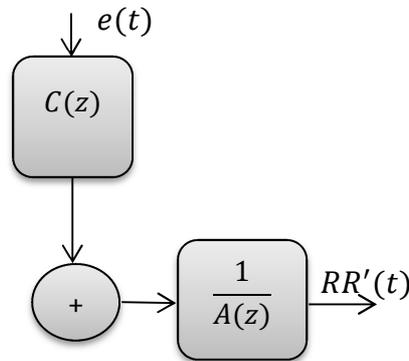


Figure 3.1 Structure du modèle ARMA.

Les résultats d'identification par le modèle ARMA illustré dans la figure (3.2) est très satisfaisant, en effet un pourcentage d'identification de 87% est obtenu avec un ordre de (2,2).

La figure 3.3 montre la DSP du signal RR correspondant pour l'enregistrement 101. On remarque clairement qu'il y a un décalage entre la DSP du signal original et

celle du signal simulé. Cela est dû à l'avance de signal simulé par rapport au signal original.

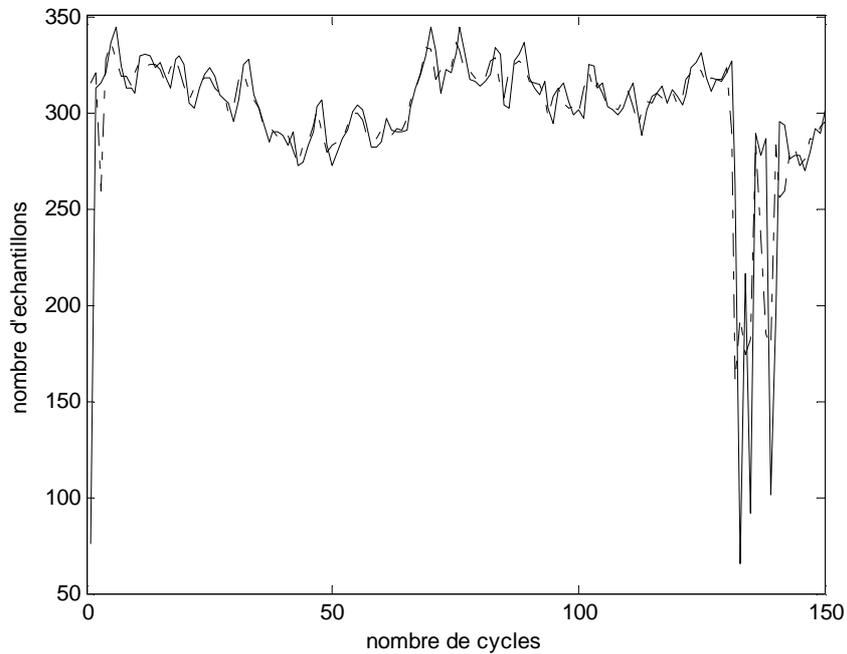


Figure.3.2 le signal RR original (trait continu), et signal RR' simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARMA.

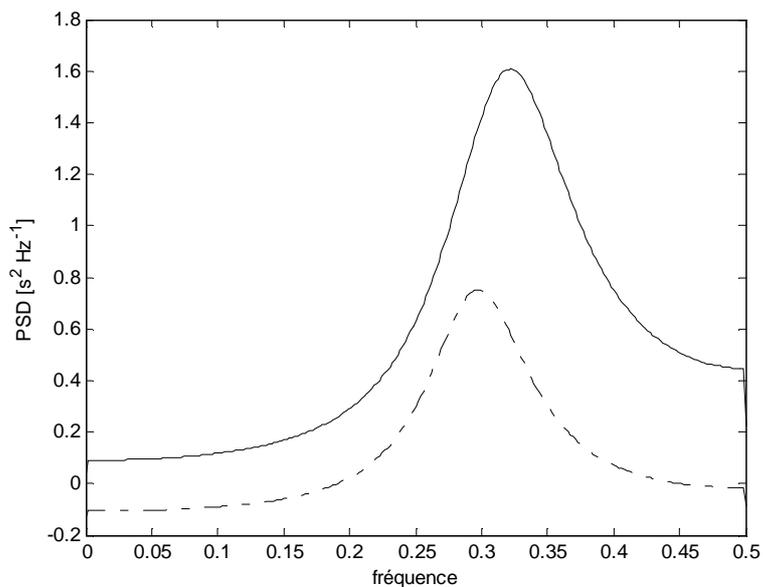


Figure 3.3 La DSP du signal RR original (trait discret) et signal RR' simulé (trait continu) en utilisant le modèle ARMA.

3.3.2. Modèle ARAR

Le modèle ARAR illustré dans la figure 3.4, est un modèle combiné de deux modèles autorégressifs en cascade dans une boucle ouverte. Il ne comprend que la fonction de transfert de bruit, cependant il n'est pas affecté par l'augmentation du bruit et donne de meilleurs résultats [Baa''12].

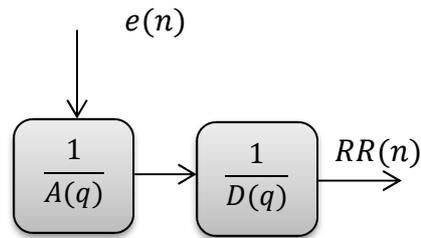


Figure 3.4 structure du modèle ARAR.

Les résultats obtenus pour l'identification des séries RR en utilisant le modèle ARAR sont illustrés sur la figure 3.5. On remarque qu'il y a une bonne identification des séries RR avec un pourcentage égal à 99.94%, de même pour la DSP, les résultats obtenus et illustrés sur la figure 3.6, sont très satisfaisants, on remarque bien que les deux spectres du signal RR original et de signal RR' simulé se superposent. Ces résultats sont obtenus pour un ordre (2,2). Cependant une augmentation de l'ordre de modèle provoque un retard en plus

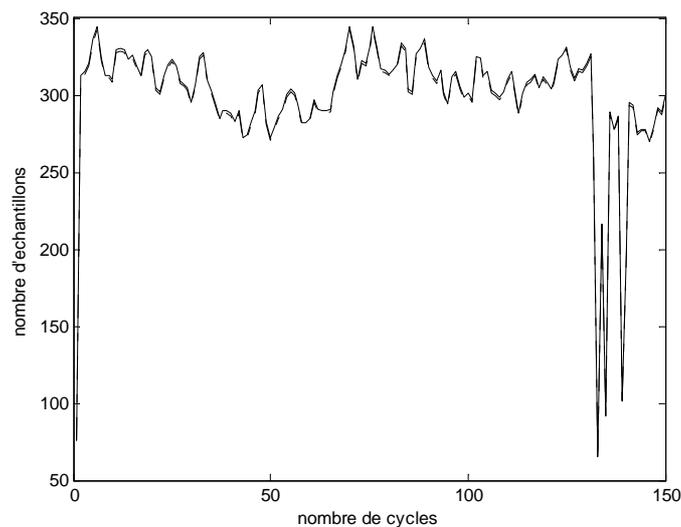


Figure.3.5 le signal RR original (trait continu), et signal RR simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARAR.

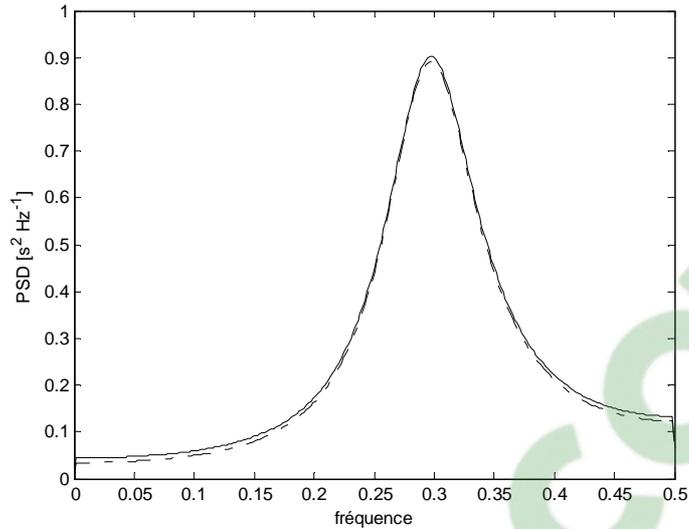


Figure. 3.6 La DSP du signal RR original (trait continu) et signal RR simulé (trait discret) en utilisant le modèle ARAR.

Conclusion

Dans ce chapitre deux algorithmes ont été mis en œuvre.

Le premier est un modèle ARMA, tandis que le deuxième est un modèle ARAR. La DSP a été estimée en utilisant les paramètres extraits à partir de chaque modèle.

Le modèle ARAR présente de meilleurs résultats dans l'identification et dans l'estimation de la DSP même si le signal est trop complexe.

Le chapitre suivant correspond à une modélisation paramétrique en utilisant des modèles linéaires multicanaux.

Analyse du signal électrocardiogramme par les modèles linéaires multivariés

4.1 Introduction

L'analyse uni-variée peut parfaitement mener à l'étude des caractéristiques des signaux physiologiques à travers leur modélisation. Cependant souvent on souhaite étudier la relation existante entre deux signaux ou plus précisément évaluer leur interdépendance dans le but de décrire de nouvelles perspectives sur le fonctionnement du système qui les produise. Par conséquent, l'analyse uni-variée seule ne peut accomplir une telle tâche, il est alors d'usage de faire appel à l'analyse à plusieurs variables, qui peut aussi être présentée à travers des modèles linéaires. La flexibilité de ce type de modèles et la capacité d'inclure et d'adapter les signaux nous permettant d'utiliser les propriétés inter-signaux pour des données multivariés qui ne sont pas directement corrélées.

Différentes applications ont été proposées afin de décrire les systèmes et les interactions entre les différents signaux et le signal lui-même en vue d'améliorer et de mettre l'accent sur quelques caractéristiques du signal. Parmi ces applications qui concernent le système cardiovasculaire, particulièrement l'activité cardiaque via le signal électrocardiogramme, on trouve une étude de signal de respiration avec la variabilité de rythme cardiaque [Bia90] qui a été faite par A. Bianchi et al et celle de A. Porta et al [Por'98] qui ont aussi utilisé le modèle paramétrique multivarié ARARX pour étudier la variabilité de rythme cardiaque et l'intervalle RT. Un autre travail similaire a été fait par Rute et al [Rut'06] qui ont étudié la variabilité HRV avec l'intervalle QT, pour ne citer que ces travaux. Dans ce chapitre, deux modèles linéaires multivariés aussi sont décrits en détail afin de modéliser le système cardiaque. Le premier est le modèle MAR bivarié sera décrit et étudié dans le but d'étudier l'effet de la variabilité de l'intervalle PR sur le rythme cardiaque et vice versa. Le deuxième est le modèle ARARX, que sera décrit et étudié dans le but d'étudier la relation entre le rythme cardiaque et l'intervalle QT à long terme en utilisant l'analyse de la fluctuation redressée.

4.2 Les modèles autorégressifs multicanaux (modèles MDA)

L'analyse des signaux physiologiques nécessite toujours une comparaison entre les différents signaux qui ont la même source de génération. En effet l'analyse spectrale paramétrique uni-variée permet seulement la reconnaissance et la quantification des composantes fréquentielles dans les signaux mono-variables. Tandis que l'identification paramétrique multi-variée permet de décrire d'autres informations autour de la causalité d'interaction à travers le signal [Bas'97]; en se basant sur l'estimation de la densité spectrale de puissance d'un processus multicanaux et stationnaire au sens large. Les modèles multivariés sont constitués de plusieurs modèles autorégressifs et linéaires composés par une combinaison linéaire en vue d'incorporer les signaux qui ont la même source d'oscillation.

Les processus sont modélisés comme étant la sortie d'un système linéaire multi-variable excité par du bruit blanc. La fonction de transfert du système est donnée par une matrice de polynômes au numérateur divisé par un polynôme scalaire au dénominateur. Le polynôme du dénominateur est estimé en premier temps, en utilisant la méthode modifiée de Yule-Walker, surdéterminée et surestimée [Fri'86]. La décomposition spectrale est utilisée pour étudier et quantifier les signaux réels et les signaux simulés. On peut citer les modèles multivariés suivant ; le modèle ARARX, MAR bi-varié, MDA bi-varié complet, et le modèle MDA avec double boucle d'interaction de deux signaux plus une entrée exogène.

La méthode est basée sur l'identification d'une classe générale des modèles d'ajustement dynamique multivarié (multivariate dynamic adjustment MDA) dont les boucles fermées des structures simples sont les interactions des signaux décrits par la réponse des filtres impulsionnelles finies (FIR). Ces boucles forment un réseau multivarié (MV) autorégressif (MAR, "multivariate autoregressive"), qui est entraîné par des entrées aléatoires autorégressives mono-variables et non corrélées [Bas'97].

La décomposition en composantes spectrales est pertinente aux pôles du réseau MAR et à celles des entrées AR uniques. La figure 4.1 montre la structure générale d'un modèle MDA avec X entrées exogènes indépendantes AR et (L-X) signaux d'interactions.

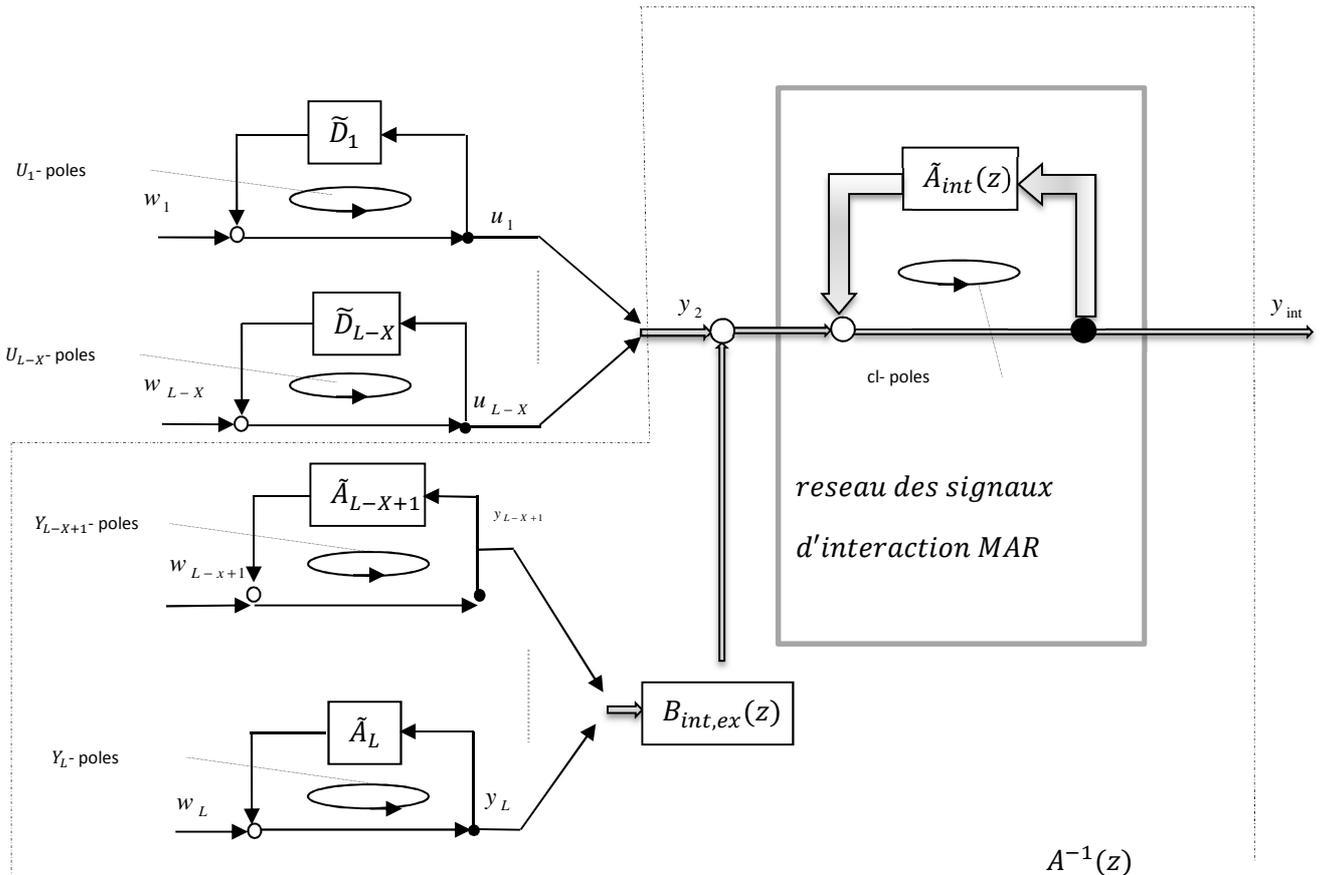


Figure 4.1. La structure générale d'un modèle MDA [Bas97].

La flexibilité de la procédure est basé sur la possibilité de choisir la structure du modèle le mieux adapté pour décrire les interactions des signaux et par conséquent la source des signaux dans le problème particulier à l'étude. La classe des modèles MDA comprend le modèle mono-variée AR, et les modèles bi-variés tels ; le modèle ARARX (autoregressive autoregressive with exogenous input), le modèle MAR bi-varié (multivariate autoregressive), le modèle MDA bi-varié complet, et le modèle MDA bi-varié avec une seule boucle et deux entrées stochastiques AR (bivariate MDA model with single loop and two AR stochastic inputs) [Bas'97]. Des exemples de configurations des modèles simples et leur représentation graphique sont illustrés dans les figures 4.2 jusqu'à 4.6 [Bas'97].

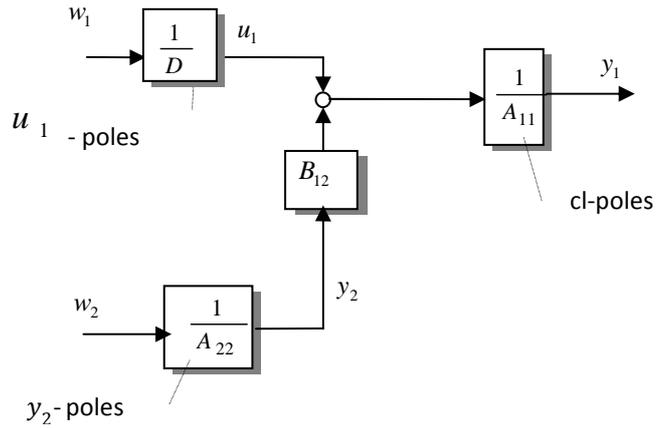


Figure 4.2 Structure du modèle ARARX

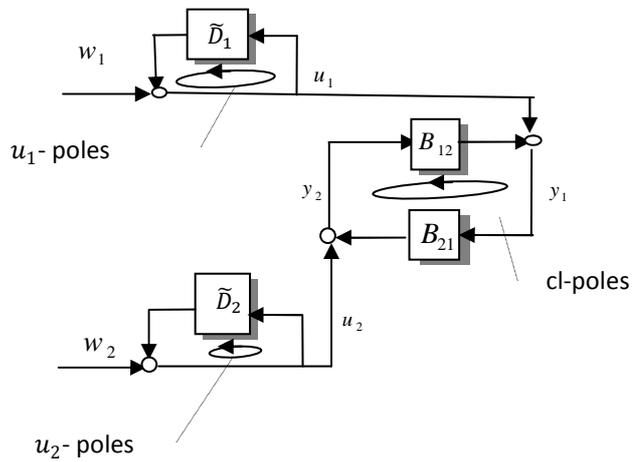


Figure 4.3 Structure du modèle MDA bi-varié avec une seule boucle et deux entrées stochastiques AR.

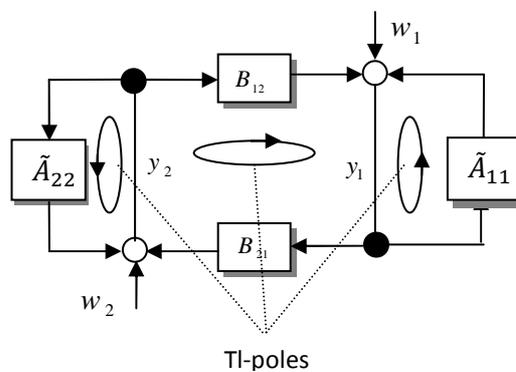


Figure 4.4 Structure du modèle MAR bi-varié.

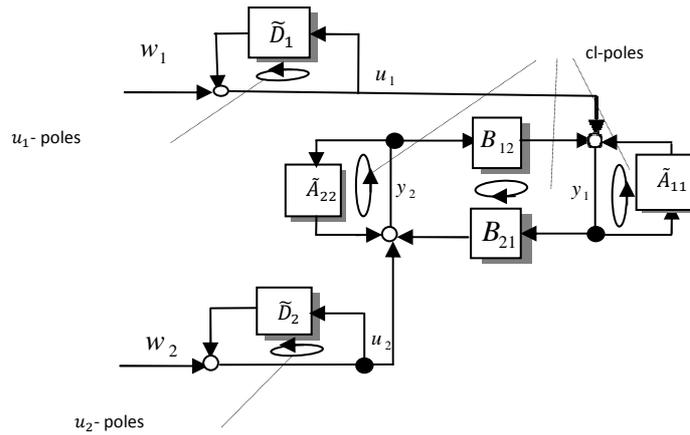


Figure 4.5 Structure du modèle MDA bi-varié complet.

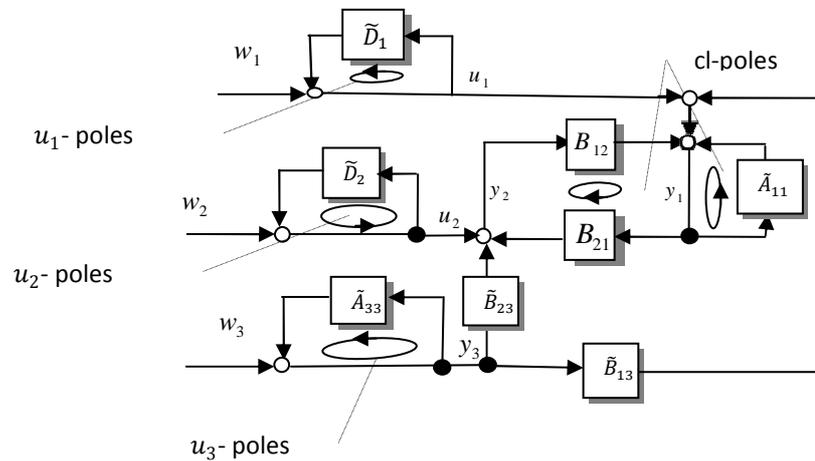


Figure 4.6 Structure du modèle MDA avec double boucle d'interaction de deux signaux plus une entrée exogène.

La structure générale de la classe considérée des modèles MDA est celle d'un réseau MAR alimenté au niveau de chaque signal, $y_l (l = 1, 2, \dots, L)$, par des processus AR mono-canal u_l , qui sont supposés non corrélés les uns des autres. Par conséquent, il peut s'écrire.

$$y = \tilde{A}(z)y + u \quad (4.1)$$

Où y est le vecteur décrivant les L signaux et $\tilde{A}(z)$ est la matrice $L \times L$ pour le filtre causal FIR qui décrit l'interaction entre les signaux. Les éléments de la diagonale sont du type.

$$\tilde{A}_{ll}(z) = -a_{ll}(1).z^{-1} - a_{ll}(2).z^{-2} - \dots - a_{ll}(n).z^{-n} \quad (4.2)$$

c.à.d. sont des filtres FIR strictement causaux et ils représentent la régression de y_l sur n échantillons passé. Les autres éléments sont les filtres FIR causaux qui décrivent l'effet (retardé avec n échantillons) sur un signal y_l d'un signal différent y_m .

Comme un élément en dehors de la diagonale, la notation $B_{lm}(z)$, équivalent à $\tilde{A}_{lm}(z)$, est introduite (et utilisé également dans les représentations graphiques), par analogie, de la régression de y_l sur y_m dans les modèles à sortie unique.

$$\begin{aligned}\tilde{A}_{lm}(z) &= B_{lm}(z) \\ &= b_{lm}(0) + b_{lm}(1).z^{-1} + b_{lm}(2).z^{-2} + \dots + b_{lm}(n).z^{-n}\end{aligned}\quad (4.3)$$

Les effets immédiats (c. à. d non retardé) décrits par le coefficient $b_{lm}(0)$ ne sont présents que dans certaines interactions et déterminent la forme canonique du processus multivarié (MV) (voir ci-dessous)

Tout élément de u est décrit comme un processus AR mono-canal, donc.

$$u_l = \tilde{D}_l(z)u_l + w_l \quad (4.4)$$

Où $\tilde{D}_l(z)$ est un filtre FIR strictement causal et w_l est un bruit blanc non corrélé.

$$\begin{aligned}D_l(z)^{-1} &= (1 - \tilde{D}_l(z))^{-1} \\ &= (1 + d_l(1).z^{-1} + \dots + d_l(n).z^{-n})^{-1}\end{aligned}\quad (4.5)$$

La formule du processus conjoint d'un modèle MV est :

$$y = N(z).w \quad (4.6)$$

L'équation (4.2) décrit les signaux comme étant le produit du vecteur de bruit blanc $w = \text{col}[w_1 \dots w_L]$ filtré par la matrice $L \times L$ de la fonction de transfert rationnelle $N(z)$.

De l'équation (4.1) et (4.4), les modèles MDA sont caractérisées par.

$$N(z) = A(z)^{-1}.diag[D_l(z)^{-1}] \quad (4.7)$$

Où

$$A(z)^{-1} = (1 - \tilde{A}(z))^{-1} \quad (4.8)$$

La structure de boîte noire générale des modèles MDA donnés par les équations (4.1) et (4.4) peut être facilement adapté à des applications particulières et inclure des notions a priori sur les interactions existantes de sorte que les modèles boîte grise (grey-box) peuvent être adaptés pour des problèmes d'analyse des signaux particuliers [Bas'97].

L'absence de toute interaction s'explique simplement par le remplacement de l'élément correspondant avec un zéro dans la matrice $\tilde{A}(z)$.

On peut souvent supposer que certains signaux sont exogènes, c.à.d. qu'ils influent sur les autres signaux sans être affectés. On peut écrire le vecteur y de sorte que les derniers signaux X , $y_{ex} = \text{col}\{y_{L-X-1} \dots y_L\}$ sont exogènes et non corrélés, alors que les premiers $L - X$, $y_{int} = \text{col}\{y_1 \dots y_{L-X}\}$, sont des signaux en interaction comme il est illustré dans la figure 4.1.

Donc on peut décrire le réseau MAR par $A(z)$ avec la structure de bloc triangulaire par :

$$A_{lm}(z) = -B_{lm}(z) = 0 \text{ pour tout } l > L - X \text{ et } m < L - X + 1$$

$$A(z) = \begin{vmatrix} A_{int}(z) & B_{int,ex}(z) \\ 0 & A_{ex}(z) \end{vmatrix} \quad (4.9)$$

Où $A_{int}(z)$ est la matrice de taille $(L - X) \cdot (L - X)$ qui représente le réseau MAR des interactions des signaux et $B_{int,ex}(z)$ est la matrice $(L - X) \cdot X$.

Le bloc de taille $X \cdot X$, $A_{ex}(z) = \text{diag}\{A_{ll}(z)\}$ (avec $l = L - X + 1, \dots, L$).

$A_{ll}(z^{-1}) = (1 - \tilde{A}_{ll}(z))^{-1}$ est alimenté directement par le bruit blanc w_l . Le $\tilde{D}_l(z)$ correspondant est par conséquent omis. Donc $D_l(z)^{-1} = 1$ et $u_l = w_l$ (en effet le bloc AR $D_l(z)^{-1}$ serait directement en série avec $A_{ll}(z)^{-1}$).

Comme il est montré dans la figure (4.1), la structure générale obtenue après la définition des signaux exogènes contient des boucles spécifiques qui génèrent les pôles des modèles. Ces caractéristiques peuvent être utilisées pour classifier les sources des signaux du modèle

et pour quantifier leur contribution dans chaque signal par les composantes spectrales pertinentes [Bas'97].

4.2.1 Validation et identification du modèle

Pour une meilleure identification il faut que l'erreur de prédiction soit un bruit blanc et non corrélé.

La forme canonique du processus conjoint est fixé par imposition que le bruit blanc est non corrélé au retard zéro. Donc la variance de la matrice w est diagonale [Bas'97].

$$\text{var}[w] = \Lambda = \text{diag}[\lambda^2] \quad (4.10)$$

Où λ^2 est la variance de w_l

Pour valider ces hypothèses des modèles autorégressifs, le test d'Anderson [And'52] peut être aussi utilisé. Il permet de vérifier la blancheur des bruits blancs. Cela, nous permettra de faire une décomposition spectrale et de séparer la DSP en deux parties x lié à y et x non lié à y .

4.2.2 Décomposition spectrale multivarié [Bas'97]

Si les hypothèses d'identification sont satisfaites, chaque signal d'interaction est décrit par le modèle MDA comme étant la somme de L contributions non corrélé, d'une façon que chacun est dérivé par le bruit blanc.

$$w_m : y_l = \sum y_{l/m} = \sum N_{lm}(z) \cdot w_m \quad (4.11)$$

La non corrélation nous permet de faire une décomposition spectrale de y_l à la somme spectrale partielle due à la différence w_m (c.à.d. le spectre de $y_{l/m}$).

$$\begin{aligned} S_{lm}(f) &= \sum S_{l/m}(f) \\ &= T \sum N_{lm}(z) \cdot \lambda_m^2 \cdot N_{lm}(z^{-1})|_{z=\exp(2\pi ifT)} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Où T est la période d'échantillonnage donnée en seconds.

L'échelle fréquentielle f s'étant de 0 à $\frac{1}{2T}$ Hz. Cependant la variable complexe z dans le cercle unité (avec $z = \exp(2\pi jfT)$) est de phase 0 à π .

En plus de la décomposition spectrale qui nous permet d'estimer la DSP de y par rapport à $x(y/x)$ et de x par rapport à $y (x/y)$ à travers ces modèles nous permet aussi de calculer deux autres paramètres pour trouver la nature de la corrélation entre deux signaux ; c'est la fonction de corrélation et la fonction de cohérence.

a) Fonction de corrélation

C'est l'une des mesures les plus anciennes et les plus classiques de l'interaction entre deux séries chronologiques. La fonction de corrélation mesure la corrélation linéaire entre deux variables X et Y en fonction de temps et de retard (τ) qui est très important car un tel délai peut refléter une relation causale entre les signaux. En particulier, si X cause Y , on peut en principe obtenir un retard à partir du premier signal à la seconde. Cependant cela n'est pas nécessairement toujours le cas, puisque le retard interne des boucles de l'un des systèmes ou des différentes distances des sources peut changer cette interprétation [Arn'05].

Si $x(t)$ et $y(t)$ sont des signaux normalisés pour obtenir une moyenne égale à zéro et une variance égale à un, leur fonction de corrélation est :

$$C_{xy}(\tau) = \frac{1}{N-\tau} \sum_{k=1}^{N-\tau} x(k+\tau)y(k) \quad (4.13)$$

Où N est le nombre total d'échantillons et τ est le temps de retard entre les signaux.

Cette fonction varie entre -1 (corrélation inverse linéaire complète) à 1 (corrélation directe linéaire complète). $C_{xy}(\tau) = 0$ suggérant l'absence de l'interdépendance linéaire pour un temps de retard donné τ . Le signe de C_{xy} indique la direction de corrélation: $C_{xy} < 0$ implique une corrélation inverse, c'est à dire, une tendance à la fois de deux signaux de valeurs absolues sont similaires, mais avec des signes opposés, et $C_{xy} > 0$ implique une corrélation directe, c'est à dire une tendance de deux signaux d'avoir des valeurs absolues similaires avec des mêmes signes.

Il faut noter que le retard à temps zéro de la fonction de corrélation produit un coefficient de corrélation connu par coefficient de corrélation de Pearson (r_{xy} ou simplement r), un indice souvent utilisé pour mesurer la corrélation linéaire entre deux variables [Ern'05].

b) Cohérence

La fonction de cohérence exprime la corrélation linéaire entre deux signaux dans le domaine fréquentiel. La cohérence entre deux signaux $x(t)$ et $y(t)$ est exprimée par le rapport de la densité interspectrale de puissance $S_{xy}(f)$ et le produit des densités spectrales $S_{xx}(f)$ et $S_{yy}(f)$ de chaque signal. Elle est donnée par l'équation (4.14) ci-dessous.

$$k_{xy}^2(f) = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{|S_{xx}(f)||S_{yy}(f)|} \quad (4.14)$$

La cohérence est comprise entre environ 0 et 1. Pour une fréquence donnée f_0 , $K_{xy}(f_0) = 0$ indique que les activités des signaux à cette fréquence sont linéairement indépendants, alors qu'une valeur de $K_{xy}(f_0) = 1$ indique que la corrélation linéaire est maximale pour cette fréquence [Ben'00].

4.3. Description de différents modèles autorégressifs multi-variables

Dans ce qui suit une description de deux modèles différents (le modèle MAR bi-varié et le modèle ARARX) illustrés par des exemples sur le rythme RR et l'intervalle PR pour le modèle MAR bi-varié et l'intervalle RR et QT pour le modèle ARARX.

4.3.1. Modèle MAR bi-varié

A. Formulation du Modèle et de la Décomposition Spectrale

Le modèle considéré dans la figure (4.7) est un modèle d'identification linéaire. Il est composé de deux parties, la première correspond au modèle autorégressif (AR) tandis que le deuxième correspond au modèle MA (moving average model). Les deux modèles AR et MA sont connectés en série formant le modèle MAR. la combinaison des deux modèles MAR en parallèle et en boucle fermée constitue le modèle MAR bi-varié [Baa'12].

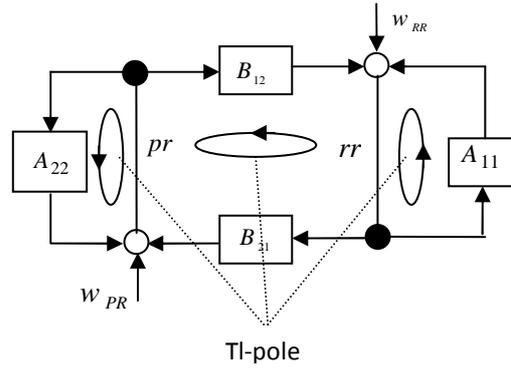


Figure. 4.7. Structure du modèle MAR bi-varié

Une fois les séries RR et PR sont détectées, on va les modélisées par le modèle MAR bi-varié après une soustraction de leurs valeurs moyennes afin d'étudier leur variabilité qu'on va noter par pr et rr .

Le modèle MAR est défini par l'équation (4.15) et (4.16).

$$A_{11}rr(i) = B_{21}w_{rr}(i) \quad (4.15)$$

$$A_{22}pr(i) = B_{12}w_{pr}(i) \quad (4.16)$$

Où

$$A_{11} = 1 + a_{1,11}z^{-1} + \dots + a_{n,11}z^{-n}$$

$$A_{22} = 1 + a_{1,22}z^{-1} + \dots + a_{n,22}z^{-n}$$

$$B_{12} = b_{0,12} + b_{1,12}z^{-1} + \dots + b_{n,12}z^{-n}$$

$$B_{21} = b_{0,21} + b_{1,21}z^{-1} + \dots + b_{n,21}z^{-n}$$

Où n est l'ordre du modèle. Dans cette thèse l'ordre est choisi dans l'ensemble $\{2, 4, 6, 8\}$ selon les critères d'Akaike et de EPF.

$A_{11}, A_{22}, B_{12}, B_{21}$ sont des filtres FIR d'ordre n dans le domaine de Z .

A_{11} et A_{22} représentent les paramètres de la partie univariée du modèle (modèle AR), ils permettent l'estimation de la DSP des séries RR et PR.

B_{12} et B_{21} représentent les paramètres de la partie bivariée du modèle MAR bivarié ; ils nous permettent de déterminer la densité spectrale de puissance (DSP) de RR liée à PR et de PR liée à RR en vue d'étudier l'influence de chacun sur l'autre.

w_{rr} et w_{pr} représentent le bruit blanc de moyenne zéro et de variance σ_{rr}^2 et σ_{pr}^2 respectivement.

Les DSP de PR lié à RR, PR non lié à RR, RR lié à PR, et de RR non lié à PR sont données par les équations (4.17), (4.18) et (4.19) respectivement.

$$S_{pr}(f) = S_{pr/w_{rr}}(f) + S_{pr/w_{pr}}(f) \quad (4.17)$$

$$S_{rr}(f) = S_{rr/w_{pr}}(f) + S_{rr/w_{rr}}(f) \quad (4.18)$$

$$S_{\tilde{E}/E}(f) = T \sigma_{\tilde{E}}^2 |H_{\tilde{E}/w_E}|_{z=e^{j2\pi f\tau}}^2 \quad (4.19)$$

Où

E et \tilde{E} : représentent rr et pr respectivement et vice versa pour le deuxième modèle MAR.

T : est la moyenne du rythme cardiaque.

$$H_{pr/w_{rr}}(z) = \frac{B_{21}(z)}{A_{11}(z)} \quad (4.20)$$

$$H_{rr/w_{pr}}(z) = \frac{B_{12}(z)}{A_{22}(z)} \quad (4.21)$$

$$H_{pr/w_{pr}}(z) = \frac{1}{A_{22}(z)} \quad (4.22)$$

$$H_{rr/w_{rr}}(z) = \frac{1}{A_{11}(z)} \quad (4.23)$$

Où

$H_{rr/w_{pr}}$ et $H_{pr/w_{rr}}$ sont des fonctions de transfert de RR lié à PR et de PR lié à RR respectivement.

Onze enregistrements des signaux ECG de la base de données MIT-BIH ont été utilisés. Il s'agit des (enregistrement 100, 101, 103, 112, 113, 115, 117, 121, 122, 123, 230) qui ne représentent aucune pathologie. Sept cas ont aussi été utilisés, ils représentent des cas pathologiques qui illustrent soit des intervalles *PR* anormaux, long ou court (106 'ESA', 114 'ESA + ESV', 124 'BBD', 202 'ESA + ESV+ a', 228 'ESV', 231 'BBD', 234 'J'). tous ces enregistrements ont été utilisés pour tester les différents algorithmes implémentés.

B. Résultat et discussion

Plusieurs auteurs [Mer'93] [Shu'99] font référence à ce que les composantes spectrales du signal ECG ont une relation directe avec le système nerveux autonome qui influe directement sur l'activité du cœur; qui se contracte automatiquement sous l'action du nœud sinusal. En effet cette activité est reliée au système nerveux autonome (SNA) par l'intermédiaire des systèmes sympathiques décrits par un contenu spectral hautes fréquences HF (0.15 à 0.4 Hz), et parasympathiques décrits par un contenu spectral basses fréquences BF (0.04 à 0.15 Hz), alors que les très basses fréquences VLF entre (0.0033 et 0.04 Hz) avaient été attribuées à l'activité physique [Mer'93] [Shu'99].

La DSP de *rr* et *pr* est estimée en utilisant la partie monovariée du modèle MAR. Les Figures (4.8.a) et (4.8.c) montrent les séries RR et PR, alors que les figures (4.8.b) et (4.8.d) montrent la DSP de leurs variabilités respectives pour un sujet sain (l'enregistrement 101). On remarque que la DSP des intervalles RR et PR (Fig. (4.8.b), (4.8.d)) montre deux composantes fréquentielles autour de 0.1 Hz et 0.25 Hz. On remarque aussi que l'amplitude de la composante LF est plus grande par rapport à la composante HF ce qui indique une prédominance du système nerveux autonome parasympathique. La DSP respectivement des intervalles RR et PR Figure. (4.9.a) et Figure. (4.9.c) de l'enregistrement 234 qui présente un intervalle PR court (figure (4.9.c)), montre également une seule composante fréquentielle dans la bande HF autour de 0.34 Hz pour les deux séries (*rr* et *pr*); ce qui signifie qu'il y a une prédominance du système nerveux sympathique.

Par contre, l'enregistrement 231 représente un intervalle PR long comme il est illustré dans la figure (4.10.c). La DSP de cet enregistrement montre un seul pic prédominant dans la bande HF autour de 0.33 Hz pour la série *rr* et deux composantes fréquentielles pour la série *pr* autour de 0.13 Hz et 0.33 Hz ; ce qui nous permet de conclure dans ce cas-là que le

Le système nerveux autonome parasympathique est le responsable des battements cardiaques les plus longs [Baa'12].

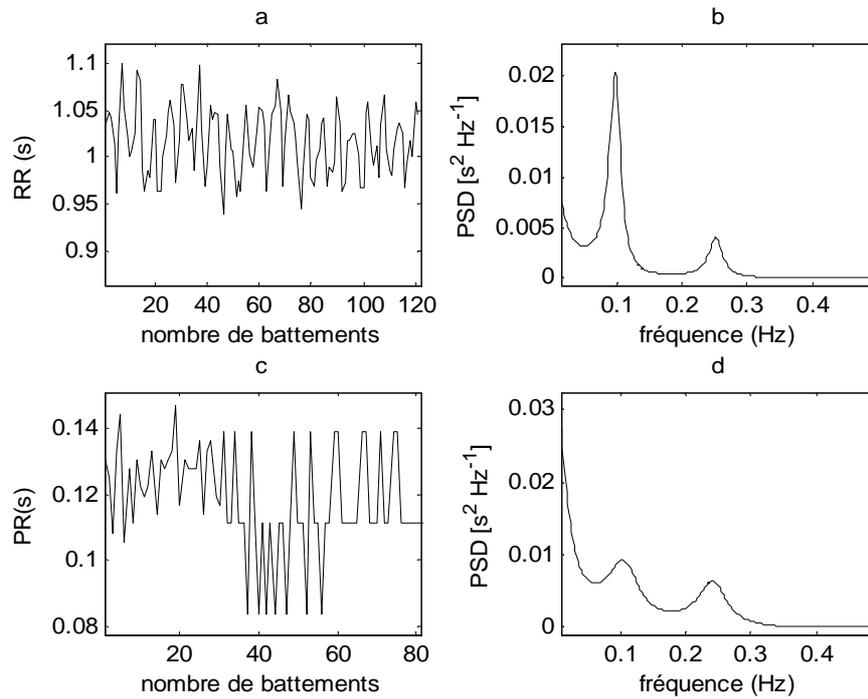


Figure. 4.8 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas normal (enregistrement 101).

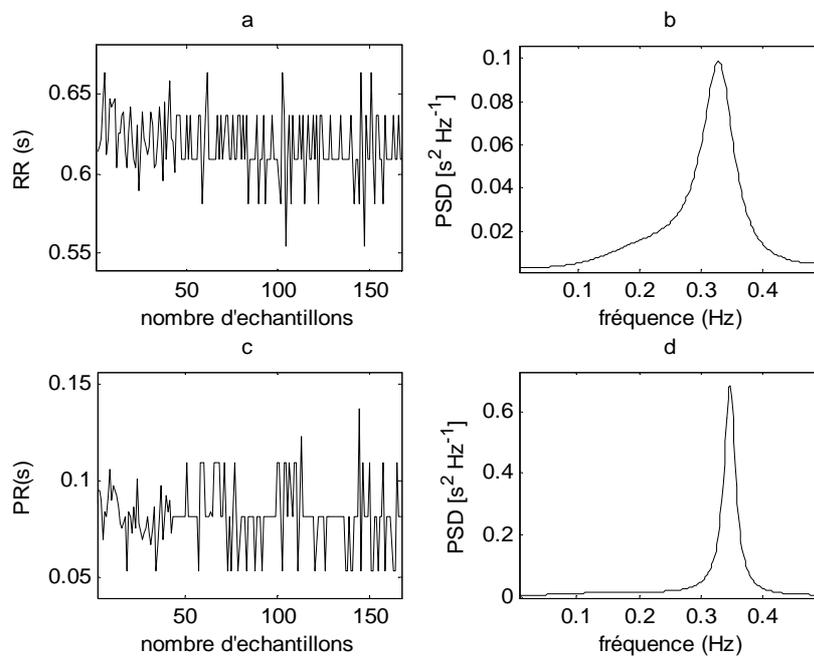


Figure. 4.9 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas qui représente un intervalle PR court (enregistrement 234).

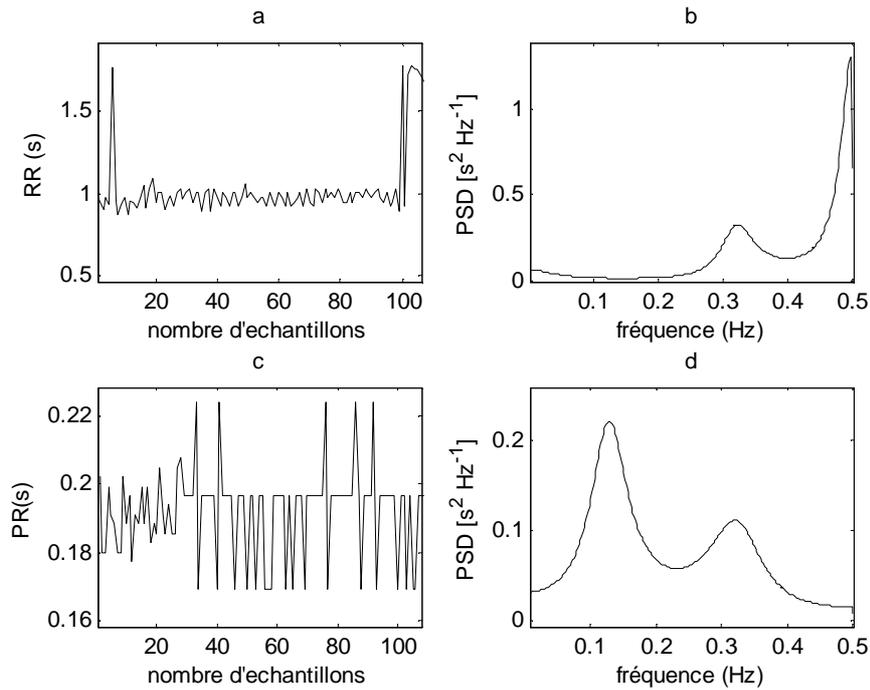


Figure. 4.10 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas représentant un intervalle PR long (enregistrement 231).

La partie bi-variée permet d'aller au-delà de ce qui a été obtenu par la partie uni-variée. En effet, on peut estimer les DSPs des séries PR liés à RR et de PR non liés à RR en utilisant les paramètres mono-variés et bi-variés du modèle MAR. Ces DSPs ont été déterminées en utilisant les équations (4.17, 4.18, et 4.19). Elles sont illustrées sur la figure (4.11). Les résultats obtenus (DSP) montrent des composantes fréquentielles aux fréquences pertinentes identiques à celles trouvées précédemment autour de 0.1 et 0.25 Hz, ce qui indique qu'il y a une forte corrélation entre les intervalles RR et PR dans ces fréquences pertinentes. Les mêmes fréquences sont obtenues pour les séries PR non liés à RR, avec une prédominance de la composante très basse fréquence, et un équilibre entre la composante LF et HF [Baa'12].

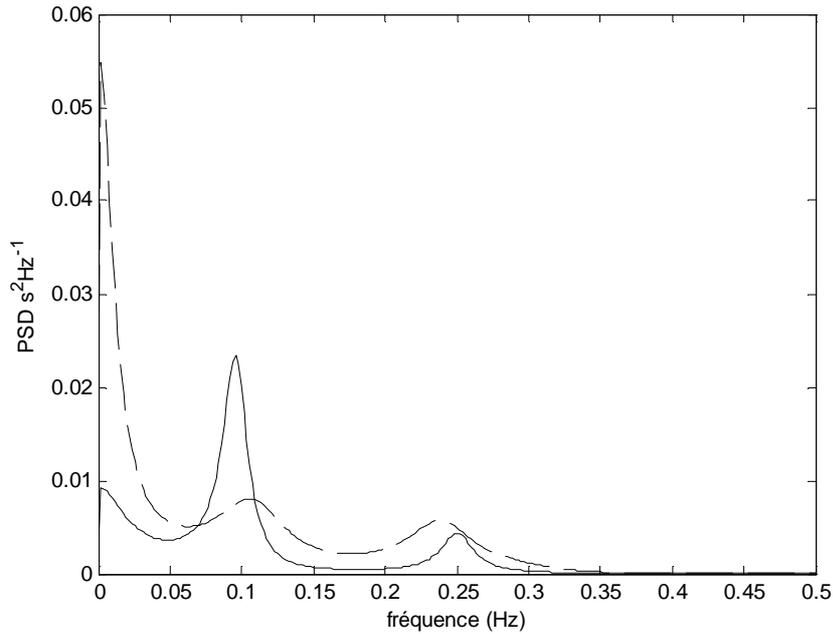


Figure 4.11 la densité spectrale de puissance en utilisant le modèle MAR bi-variée ; en ligne continue la DSP de RR /PR et en ligne discrète la DSP de PR/RR.

Afin de confirmer les résultats obtenus, le gain et la phase de la fonction de transfert, et la fonction de cohérence sont déterminés. Les résultats obtenus sont illustrés dans les figures (4.12) et (4.13) respectivement. Pour une estimation fiable de la fonction de cohérence seules les valeurs de cohérence qui sont supérieures à 0,5 dans les fréquences pertinentes ont été prises en considération [Por'98]. Ces deux fonctions montrent les mêmes composantes fréquentielles obtenus par la DSP de PR lié à RR et de RR lié à PR, (voir la figure 4.12 ci-dessous).

La fonction de cohérence montre une forte cohérence au niveau des fréquences pertinentes, d'autre part on trouve une phase négative ce qui signifie que l'intervalle PR est en retard par rapport de l'intervalle RR.

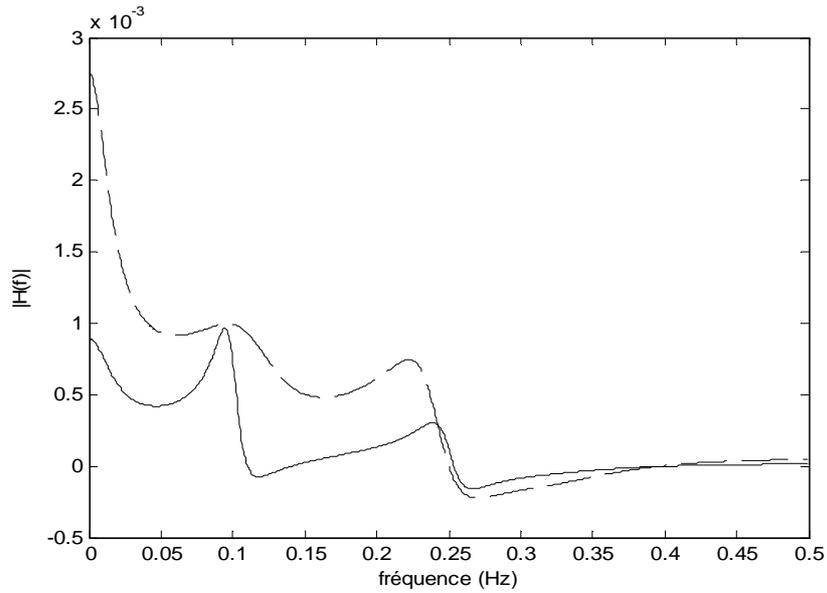


Figure. 4.12. La fonction de transfert du modèle MAR, en ligne continue la partie bivariée RR lié à PR, et en ligne discrète PR lié à PR.

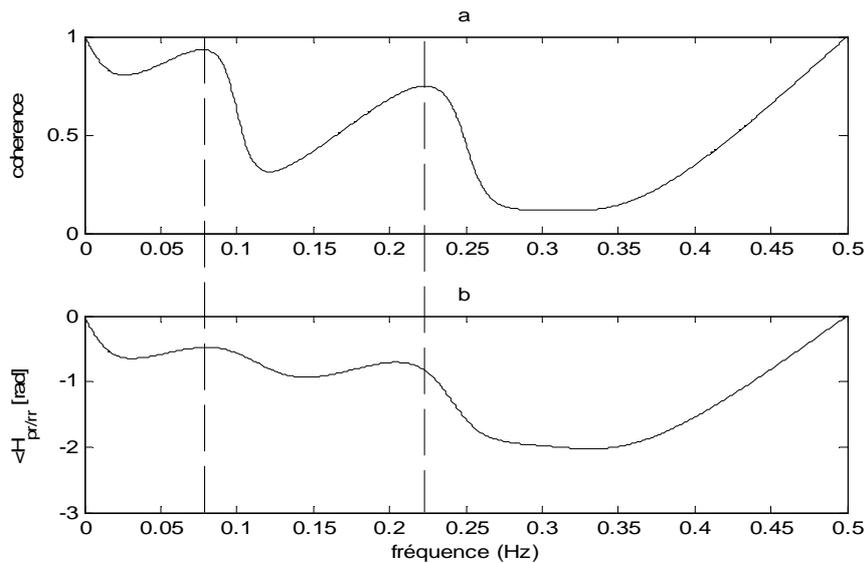


Figure. 4.13. a) la fonction de cohérence, b) la phase de la fonction de transfert de la partie bi-variée.

Ce modèle linéarise la relation PR-RR en considérant des petites variations des intervalles PR et RR autour de leurs valeurs moyennes et exploite leurs variabilités spontanées pour évaluer la fonction de transfert PR-RR. Cependant cette approche ne s'applique que pour les séries stables ou qui présentent de petites variations. On trouve par exemple l'enregistrement 106 illustré dans la figure (4.14) qui représente des grands changements dans des intervalles RR et PR ; normaux dans la première partie du signal ; et

une alternance entre un battement normal et un battement anormal qui représente une absence de l'intervalle PR pendant la deuxième partie. Cela est dû au changement brusque de l'intervalle et les grandes fluctuations dans les deux séries.

Leurs DSP montrent un seul pic prédominant dans la bande LF autour de 0.1 Hz. Ces résultats confirment que le système nerveux sympathique est prédominant. Dans ce cas-là le pourcentage d'identification est un relativement faible pour ces séries, cela est dû au changement brusque de signal, et par la suite il y a une faible précision dans les valeurs des paramètres extraits ce qui influe sur l'estimation de la DSP.

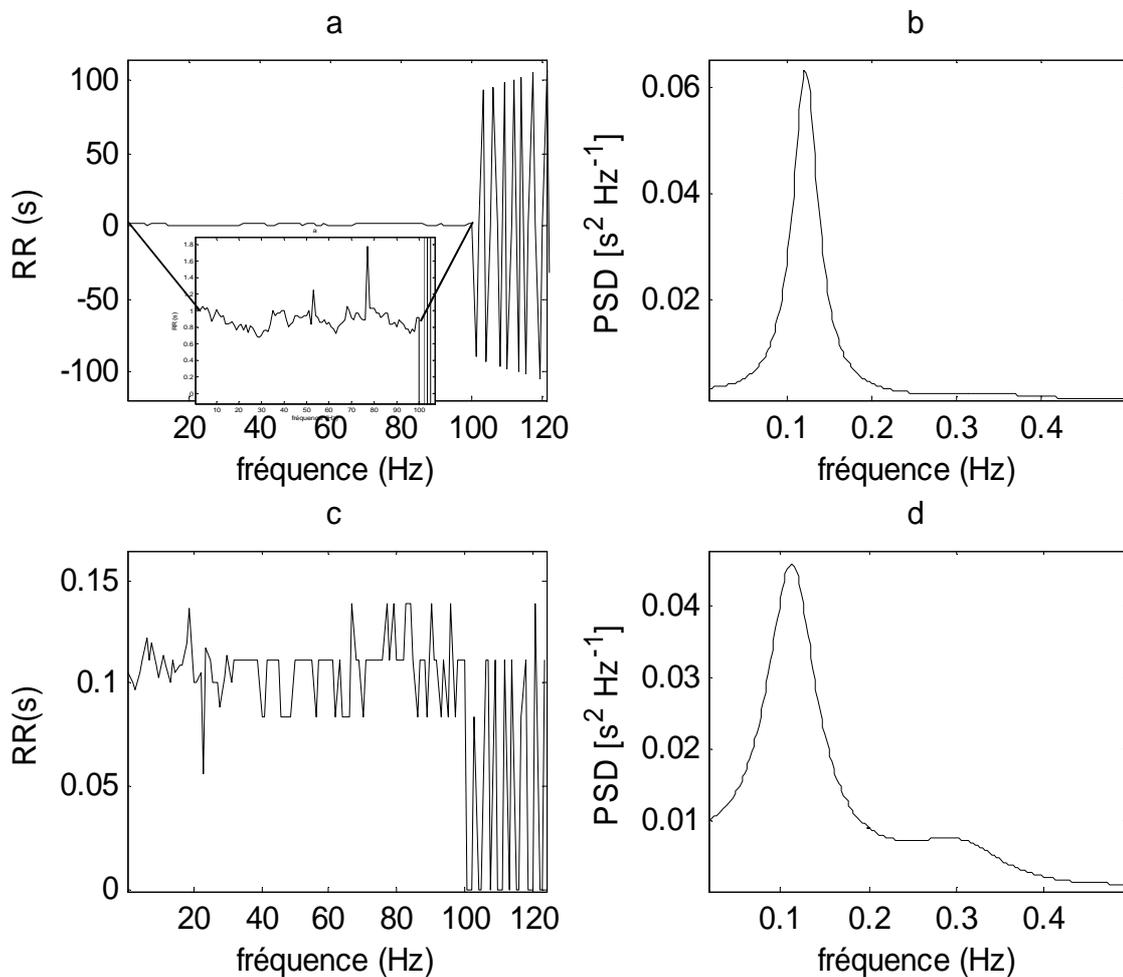


Figure. 4.14 Les séries RR et PR et leurs densités spectrales de puissance pour un cas représentant des grands changements (enregistrement 106).

Un autre modèle a été utilisé afin de quantifier l'interaction entre l'intervalle QT et l'intervalle RR en utilisant de modèle ARARX.

4.3.2 Modèle ARARX

Afin d'étudier l'interaction entre l'intervalle QT et le rythme cardiaque RR à long terme l'analyse de fluctuation redressée a été utilisée. Cependant avant d'entamer cette étude une première étape qui consiste en une identification de ces séries QT et RR par le modèle ARARX doit être faite afin de combiner les informations contenus dans les deux signaux.

Le modèle ARARX (autoregressive autoregressive with exogenous input) illustré sur la figure 4.15, est un modèle combiné qui se compose de deux modèles; les modèles AR et ARX. Il est utile lorsqu'on a un paramètre dominant qui affecte d'autres processus [Bas'97] [Por'98] [Rut'06] [Baa'14] [Baa'12]. Par exemple, un intervalle QT, ou la pression artérielle qui affectent le rythme cardiaque.

Le modèle ARARX a plus de souplesse dans le traitement des perturbations qui affectent les paramètres du modèle, cependant il présente aussi un inconvénient lors de l'augmentation du bruit ou bien du signal exogène.

Ce modèle est défini par «l'équation. (4.24), donnée ci-dessous.

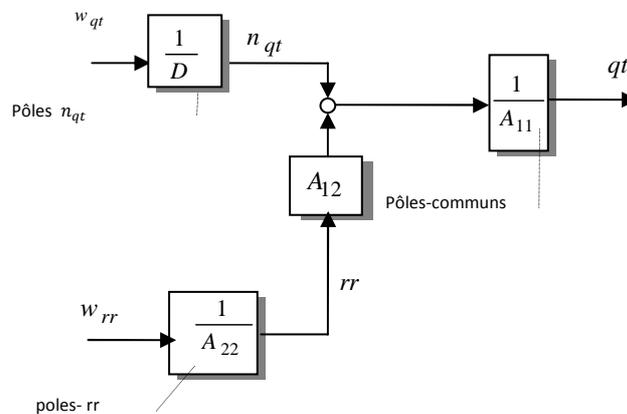


Figure. 4.15. Structure Modèle ARARX

$$A_{11}qt(i) = A_{12}rr(i) + n_{qt}(i) \quad (4.24)$$

Où:

$$A_{11} = 1 + a_{1,11}z^{-1} + \dots + a_{n,11}z^{-n}$$

$$A_{12} = a_{0,12} + a_{1,12}z^{-1} + \dots + a_{n,12}z^{-n}$$

$$D n_{qt}(i) = w_{qt}(i)$$

$$D = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_nz^{-n}$$

$$A_{22}rr(i) = w_{rr}(i)$$

$$A_{22} = 1 + a_{1,22}z^{-1} + \dots + a_{n,22}z^{-n}$$

A_{11} , A_{22} , A_{12} , et D , sont des filtres FIR d'ordre n dans le domaine de Z .

w_{rr} et w_{qt} sont les résidus du modèle ou les bruits blancs de moyenne nulle et de variance σ_{rr}^2 et σ_{qt}^2 respectivement. La blancheur du bruit résiduel a été vérifiée en utilisant le test d'Anderson.

A. Extraction des paramètres de modèle ARARX

Dans cette étape, les paramètres A_{11} , A_{22} , A_{12} et D sont extraits séparément en résolvant les parties monovariante et bivariante du modèle. La première partie est basée sur la méthode des moindres carrés; alors que la deuxième est basée sur la méthode des moindres carrés généralisée [por98]. Une fois l'extraction des paramètres est faite, on procède à l'estimation de la DSP de chaque intervalle séparément en utilisant la partie mono-variée correspondante au modèle AR, et à l'estimation de la DSP de la partie bi-variée correspondante au modèle ARX qui nous informe de l'effet du rythme cardiaque sur l'intervalle QT.

B. La densité spectrale de puissance

La densité spectrale de puissance de QT lié à RR correspondante à la partie bi-variée est définie par la décomposition spectrale telle qu'elle est donnée par l'équation. (4.25) " en utilisant les paramètres extraits du modèle.

$$S_{qt/rr}(f) = T\sigma_{rr}^2 |H_{qt/w_{rr}}|_{z=e^{j2\pi f\tau}}^2 \quad (4.25)$$

Où T est la moyenne de la série rr et $H_{qt/w_{rr}}$ est la fonction de transfert de QT lié à RR ; elle est donnée par l'équation (4.26).

$$H_{qt/w_{rr}}(z) = \frac{A_{12}(z)}{A_{11}(z)A_{22}(z)} \quad (4.26)$$

Après l'identification des intervalles RR et QT par le modèle ARARX, l'analyse des fluctuations redressées DFA [Fer+10], [Tho+03], [Pla+07], [Jia+09], est appliquée afin d'évaluer les propriétés de corrélation pour chaque signal en utilisant la partie mono-variée, et la corrélation entre les deux signaux en utilisant la partie bi-variée.

C. Analyse de fluctuation redressée

L'analyse de fluctuation redressée (Detrended Fluctuation Analysis DFA) a été introduite par Peng et al en 1994 [pen94], il s'agit d'une méthode d'analyse sur l'échelle temporelle utilisée pour quantifier les corrélations à long terme en loi de puissance des signaux. L'algorithme DFA comporte quatre étapes:

- Les signaux RR et QT sont intégrés après soustraction de la composante continue (la moyenne) pour chaque signal comme il est respectivement décrit dans les équations. (4.27.a)
- (4.27.b) "généralisant respectivement IRR (n) et IQT (n).

$$IRR(n) = \sum_{i=1}^n [rr(i) - \bar{rr}] \quad (4.27.a)$$

$$IQT(n) = \sum_{i=1}^n [qt(i) - \bar{qt}] \quad (4.27.b)$$

où:

n : est la longueur de signal.

$rr(i)$: est l'intervalle RR pour le $i^{\text{ème}}$ battement.

$qt(i)$: est l'intervalle QT pour le $i^{\text{ème}}$ battement.

\bar{rr} et \bar{qt} sont la moyenne des intervalles RR et QT respectivement, ils sont donnés par les équations (4.28.a) et (4.28.b).

$$\bar{rr} = \frac{\sum_{i=1}^n rr(i)}{n} \quad (4.28.a)$$

$$\bar{qt} = \frac{\sum_{i=1}^n qt(i)}{n} \quad (4.28.b)$$

- Les signaux intégrés $IRR(n)$ et $IQT(n)$ sont divisés en segments de taille égale k générant ainsi $IRR_k(n)$ et $IQT_k(n)$. Dans chaque segment, nous identifions le signal intégré en utilisant l'identification polynomiale (ajustement par la méthode de moindres carrés) pour chaque segment qui pourrait être linéaire DFA1, quadratique DFA2, cubique DFA3, ou polynôme d'ordre supérieur DFA n . En effet, il n'y a aucune différence entre eux, et le résultat reste le même, c.à.d. on va obtenir une droite de la forme $ax+b$; alors plus n augmente plus b augmente [Gal'09].

Dans cette étude, une approximation des moindres carrés d'ordre 1 est utilisée. La figure 4.16 (b) représente la série RR intégrée et l'identification linéaire par une droite pour un segment égal à 128 échantillons.

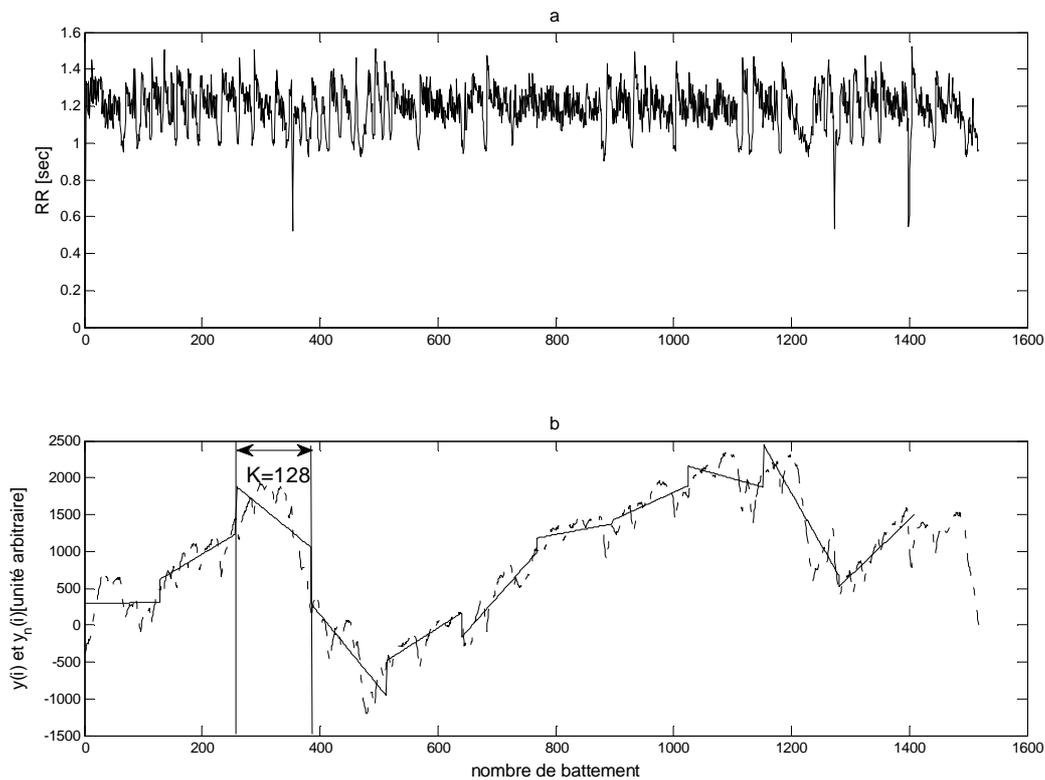


Figure 4.16 (a) le signal du rythme cardiaque, (b) la ligne discontinue est la somme cumulative calculée dans "Eq. (4.25)" (signal intégré) pour la série RR, la ligne continue est l'identification polynomiale linéaire d'ordre 1 pour un segment $k = 128$.

- Les signaux intégrés IRR (n) et IQT (n) sont redressés en soustrayant la tendance $IRR_k(n)$ et $IQT_k(n)$ dans chaque segment.

Les signaux redressés DRR (n) et DQT (n) sont donnés respectivement par les équations (4.29.a) et (4.29.b).

$$DRR(n) = IRR(n) - IRR_k(n) \quad (4.29.a)$$

$$DQT(n) = IQT(n) - IQT_k(n) \quad (4.29.b)$$

- Les fonctions de fluctuation quadratique moyenne $F_{RR}(k)$ et $F_{QT}(k)$ de ces séries intégrées et redressées sont respectivement données par les équations (4.30.a) et (4.30.b).

$$F_{RR}(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (DRR(n))^2} \quad (4.30.a)$$

$$F_{QT}(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (DQT(n))^2} \quad (4.30.b)$$

La fonction F(k) a été calculée sur plusieurs fenêtres de différentes longueurs de 2^2 jusqu'à 2^{10} ou 2^{11} selon la longueur du signal utilisé.

La fonction de fluctuation F (k) augmente avec la taille du segment k. Une relation linéaire en appliquant le double logarithme indique la présence d'une loi de puissance mise à l'échelle comme il est illustré dans la figure 4.17.

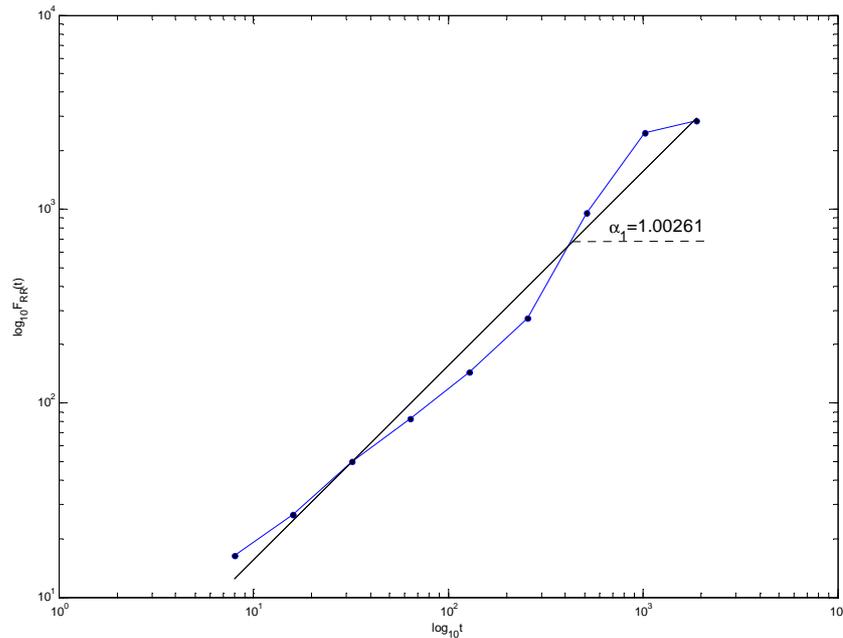


Figure. 4.17 L'analyse de fluctuation redressée DFA et la pente, (à double échelle logarithmique de $F(k)$ et k) pour la série RR de l'enregistrement 101.

En général, la fonction de fluctuation $F(k)$ va obéir à un comportement en loi de puissance sur l'échelle de temps.

$$F(k) \sim k^\alpha$$

Le paramètre α appelé l'exposant de fluctuation sur l'échelle temporelle, représente les propriétés de corrélation des données, en fait si [Gal'09] :

- $0 < \alpha < 0,5$ indique des séries chronologiques anti-corrélées.
- $\alpha = 0,5$ indique un bruit blanc gaussien.
- $0,5 < \alpha < 1$ indique des séries temporelles corrélées à long terme
- $\alpha = 1$ indique bruit en $1/f$ (bruit rose).
- $\alpha > 1$ indique la marche aléatoire non stationnaire.
- $\alpha \approx 3/2$ indique un bruit brownien.

Pour des données corrélées à long terme, la théorie de la marche aléatoire suppose que le comportement de mise à l'échelle de $F(k)$ est lié à la fonction d'autocorrélation et le spectre de puissance.

Dans le cas de la loi de puissance d'autocorrélation, la fonction de corrélation décroît avec un exposant γ :

$$C(t) \sim t^{-\gamma}$$

En outre, le spectre de puissance décroît avec un exposant β , $S(f) \sim f^{-\beta}$ et les trois exposants sont liés par:

$$\gamma = 2 - 2\alpha \quad (4.31)$$

$$\beta = 2\alpha - 1 \quad (4.32)$$

$$\gamma = 1 - \beta \quad (4.33)$$

L'algorithme d'analyse des fluctuations redressées est appliqué sur la série RR et QT afin d'évaluer le comportement de mise à l'échelle de l'analyse des fluctuations dans les différents cas pathologiques. Les résultats obtenus sont illustrés sur la Figure 4.18.

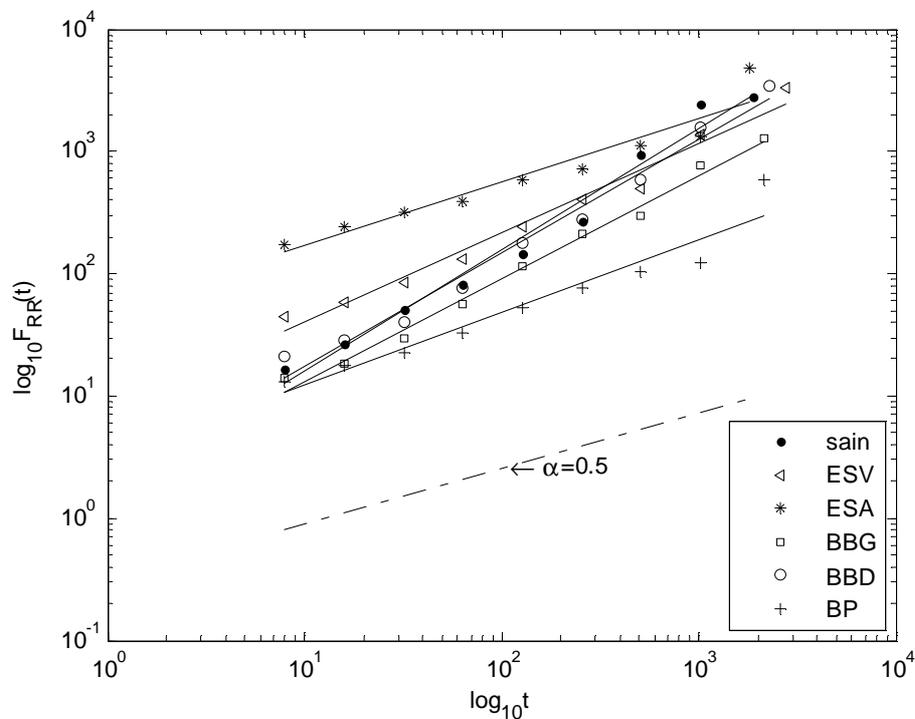


Figure. 4.18. Comparaison entre la DFA d'un cas sain de cinq cas pathologiques et un bruit blanc (ligne discontinue) pour la série RR.

La fonction de fluctuation $F(k)$ est tracée en fonction de la taille du segment k pour 5 cas pathologiques et un cas normal. Les six cas sont comparés à un bruit blanc.

La pente de la courbe correspond à la valeur de la mise à l'échelle de l'exposant de la fluctuation α_1 de la série RR. Les résultats obtenus α_1 de la série RR et α_2 pour la série QT sont montrés dans la figure 4.19 et dans le tableau 4.1 [Baa'14].

Nous notons que la plupart des différents cas se distinguent nettement par les différentes valeurs de l'exposant.

Les valeurs de l'exposant α_1 , montrent qu'il sont proches de un (1) dans tous les cas normaux, à l'exception du sujet 13 correspondant à l'enregistrement 123 où la valeur de α_1 est d'environ 0,5788 comme il est illustré dans la figure. 4.19 (a), tandis que les valeurs de α_1 sont de 0,74 dans le cas de contraction ventriculaire prématurée CVP, 0,53 dans le cas d'un battement auriculaire prématuré BAP, 0,83 en BBG, 0,9 à BBD, 0,58 à BP, et des valeurs différentes comprise entre 0,5 et 1 dans les autres cas, et qui varient en fonction de la gravité de la pathologie. En effet chaque signal contient au minimum deux battements cardiaques anormaux différents et de grands changements dans la variation du signal.

Les mêmes résultats sont obtenus dans la série QT (Fig. 4.19 (b)), sauf dans les cas d'un BAP où α_2 est inférieur à 0,5, ce qui signifie que la série QT dans ces cas n'est pas corrélée.

Les valeurs de α_1 et α_2 sont comparables ce qui confirme que le rythme cardiaque et l'intervalle QT ont le même comportement; c.à.d. qu'ils changent de la même manière.

Dans l'enregistrement 207 indiqué par une flèche dans les figures. 4.19 (a) - (b), $\alpha_1 = 1,1750$ et $\alpha_2 = 1,1488$. Ce résultat montre que le comportement de l'enregistrement 207 est proche de celle du bruit brownien, cela est dû aux quatre battements différents, le CVP, BAP, BBG, et BBD que représente l'enregistrement 207.

Nous pouvons également noter que la méthode DFA peut distinguer entre les cas pathologiques et les cas sains. En effet chaque pathologie a une valeur spécifique de α ce qui signifie que chaque pathologie a un certain degré de corrélation à long terme.

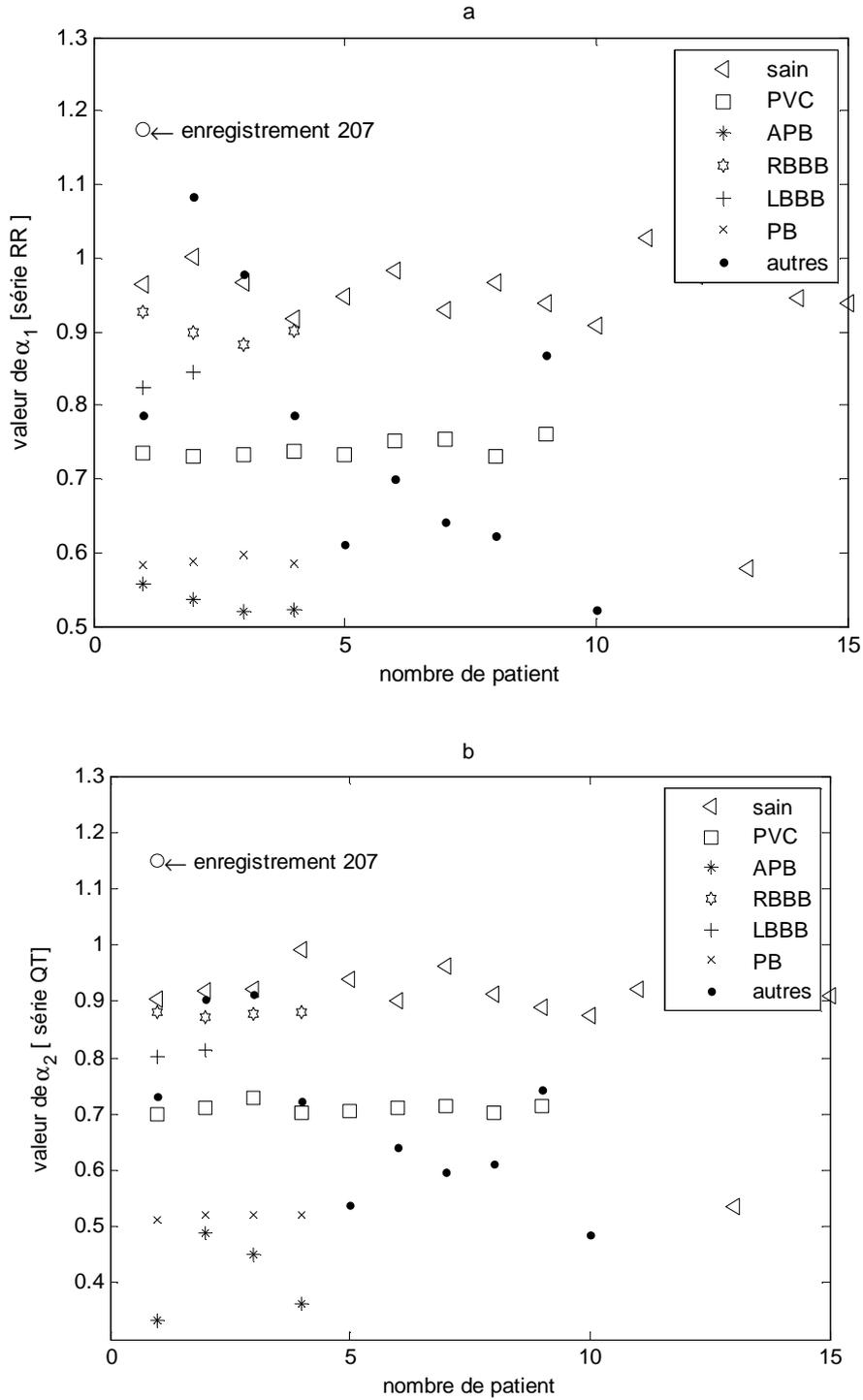


Figure. 4.19. Nuage de points exposant α vs patients pour tous les cas et tous les sujets, (a) pour la série RR, (b) pour la série QT.

Enregistrements	α_1	α_2	α_3	$(\alpha_1^2/\alpha_2^2)/2$
100	0.9642	0.9026	0.5694	0.5706
101	1.00261	0.9179	0.6373	0.6248
102	0.5820	0.5111	0.6497	0.6483
103	0.9667	0.920	0.5463	0.5520
104	0.5866	0.5207	0.6389	0.6346
105	0.9178	0.99162	0.4302	0.4283
106	0.5575	0.4885	0.6672	0.6512
107	0.5982	0.5216	0.6563	0.6576
108	0.9491	0.9388	0.5146	0.5110
109	0.8242	0.8013	0.5355	0.5290
111	0.8454	0.8120	0.5437	0.5420
112	0.9820	0.9001	0.5904	0.5951
113	0.9293	0.9615	0.487	0.4671
114	0.9675	0.9123	0.562	0.5623
115	0.9390	0.8906	0.5573	0.5558
116	0.7343	0.7004	0.5521	0.5496
117	0.9092	0.8734	0.5301	0.5394
118	0.9273	0.8809	0.5534	0.5541
119	0.7307	0.7115	0.5268	0.5273
121	1.0281	0.9212	0.6224	0.6228
122	0.9755	0.9086	0.5612	0.5763
123	0.5788	0.5343	0.5945	0.5868
124	0.8984	0.8718	0.5323	0.5310
200	0.7338	0.7280	0.5139	0.5080
201	0.7377	0.7020	0.5543	0.5515
202	1.0828	0.9028	0.7189	0.7193
203	0.7316	0.7043	0.5371	0.5395
205	0.9774	0.9138	0.573	0.5720
207	1.1750	1.1488	0.5203	0.5231
208	0.7860	0.7214	0.5927	0.5936
209	0.5360	0.4517	0.6908	0.7040
210	0.6111	0.5386	0.6460	0.6437
212	0.8836	0.8767	0.5088	0.5079
213	0.7010	0.64	0.6017	0.5999
214	0.6418	0.5967	0.5700	0.5784
215	0.6221	0.612	0.5170	0.5166
217	0.5856	0.5202	0.6341	0.6336
219	0.5136	0.4809	0.5700	0.5703
220	0.8681	0.7431	0.6740	0.6824
221	0.7523	0.7098	0.5632	0.5617
222	0.5197	0.3632	1.0019	1.0237
223	0.7542	0.7136	0.5522	0.5585
228	0.7309	0.7006	0.5439	0.5442
230	0.9454	0.9173	0.5273	0.5311
231	0.9004	0.8802	0.5204	0.5232
232	0.5228	0.3327	1.364	1.2346
233	0.7599	0.7123	0.5709	0.5691
234	0.9392	0.9102	0.5311	0.5324

Tableau 4.1. Les exposants de l'analyse des fluctuations $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ des séries QT, RR, et QTVD, et le rapport $\frac{(\alpha_1^2/\alpha_2^2)}{2}$

Nous avons utilisé également la densité spectrale de puissance pour quantifier les degrés de la corrélation entre les séries RR et QT. Le double logarithme de "l'équation. (4.25)" est appliqué et le résultat obtenu de la DSP de la série QT lié à RR pour l'enregistrement 101 est illustré dans la figure 4.20. Cette méthode génère un spectre lisse par rapport à celle de Welch et nous permet d'estimer la DSP de QT lié à RR. Le spectre est obtenu au cours de trois décades, et l'exposant β est estimé en prenant le négatif de la pente locale [Baa'14].

L'exposant de puissance β est déterminé pour la série RR noté (β_1), QT noté (β_2) et la série QT liés RR noté (β_3). Le tableau 1 montre les résultats obtenus, les valeurs sont données en moyenne \pm écart-type.

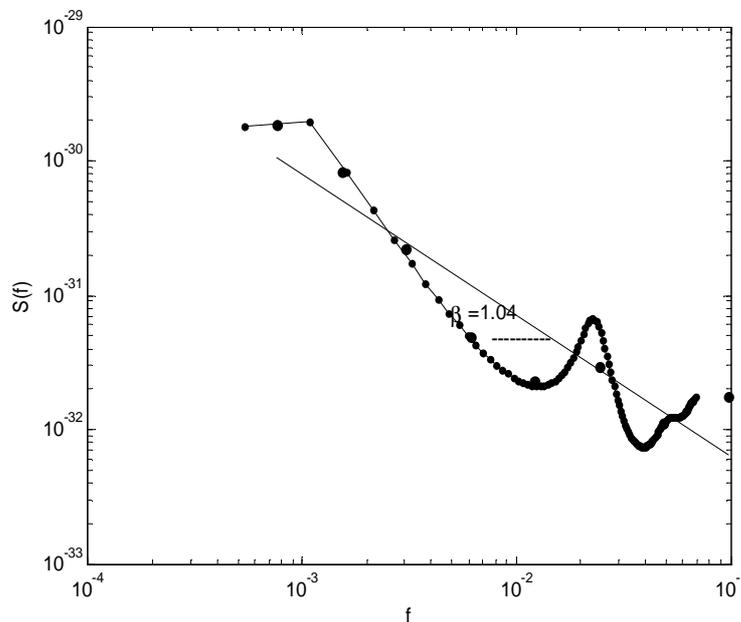


Figure. 4.20. Échelle spectrale de puissance logarithmique double de série QT_RR de l'enregistrement 101

Cas	β_1	β_2	β_3
Normal	0.9701 \pm 0.1072	0.8243 \pm 0.0245	0.8472 \pm 0.0128
CVP	0.4466 \pm 0.0233	0.4183 \pm 0.0175	0.4198 \pm 0.0179
BAP	0.0573 \pm 0.0285	-0.0451 \pm 0.0346	-0.0447 \pm 0.032
BBG	0.6703 \pm 0.0394	0.6133 \pm 0.0151	0.6156 \pm 0.0147
BBD	0.8569 \pm 0.0274	0.7548 \pm 0.0083	0.7553 \pm 0.0091
PB	0.1456 \pm 0.0306	0.0368 \pm 0.0098	0.0374 \pm 0.0096

Tableau. 4.2. L'exposant de puissance de l'analyse de fluctuation (β_1 pour RR, β_2 pour QT, et β_3 pour la série RR QT lié).

Le tableau 4.2 contient les détails de l'exposant de la puissance sur l'échelle fréquentielle pour les séries RR, QT et QT-RR et les cas qui ont été utilisés dans cette étude.

En comparant les résultats obtenus avec ceux obtenus précédemment pour les valeurs de α (voir tableau 4.1). Les résultats montrent que la valeur de la fonction β donnée dans "l'équation (4.32)" pour les séries QT et RR est vérifiée. En fait, toutes les valeurs d'exposant de puissances sont égales à $(2\alpha - 1)$ ce qui confirme que l'estimation de la densité spectrale de puissance en utilisant les paramètres du modèle ARARX, donne de bons résultats. Le modèle présente un avantage en plus pour l'estimation de la DSP, en effet cette méthode montre un lissage du spectre et fournit des informations sur les caractéristiques communes des deux signaux.

Les valeurs de β_3 sont proches aux valeurs de β_2 . En général, les valeurs β_1 et β_2 s'étendent entre 0 et 1, sauf pour l'enregistrement 207 où on a trouvé un résultat plus de 1 pour les trois séries RR, QT et QT-RR.

En outre dans le cas de BAP et PB les valeurs de β sont proches de zéro, ce qui signifie que le comportement des intervalles RR et QT est similaire au comportement de bruit blanc ; ce qui nous permet de conclure qu'il n'y a pas une corrélation ni dans le signal lui-même, ni dans les signaux entre eux.

Un autre paramètre est déterminé afin de comprendre et quantifier la relation entre ces deux signaux ; c'est le degré de la variabilité de QT.

D. Degrés de la variabilité de QT (QT variability degrees QTVD)

Un autre paramètre est déterminé afin de mieux comprendre et quantifier les degrés de corrélation entre les signaux QT et RR. Il est appelé degré de la variabilité de QT (QTVD) et est défini par l'équation. 4.34 [Baa'14].

$$QTVD = \frac{\frac{QTV}{qt^2}}{\frac{HRV}{\overline{rr}^2}} \quad (4.34)$$

Où QTV est la variabilité de QT et HRV est la variabilité de RR.

Les rapports $\frac{QTV}{qt^2}$ et $\frac{HRV}{\overline{rr}^2}$ représentent la variabilité normalisée de QT et RR respectivement (QTVN et HRVN).

L'algorithme de la DFA est appliqué sur le signal QTVD afin d'évaluer et de quantifier le degré de la corrélation à long terme, il est appelé α_3 .

Les résultats obtenus et illustrés dans le tableau 4.1 montrent que toutes les valeurs sont supérieures à 0,5. Ce résultat nous permet de conclure qu'il existe une forte corrélation entre eux, sauf dans le cas de BAP où nous avons trouvé que l'exposant de puissance tend vers zéro. Dans ce cas, il indique que le comportement de la série QT liée à RR est semblable au comportement du bruit blanc et ne montre aucune relation apparente, à cause de la mauvaise identification dû aux grands changements.

De même, on trouve que la DFA du signal QTVD est égale à la moitié du carré de rapport de DFA de RR par rapport à QT tel qu'il est illustré dans "l'équation.4.33 ". Le rapport obtenu montre que les valeurs de α_3 sont en bon accord avec les prédictions analytiques $\left(\frac{\alpha_1^2}{2\alpha_2^2}\right)$

$$DFA(QTVD) = \left[\frac{DFA(RR)^2}{DFA(QT)^2}\right] * 0.5 \quad (4.35)$$

4.4. Commentaires sur les modèles linéaire dynamique et paramétrique

La réussite de l'estimation par des modèles linéaires et dynamiques dépend principalement sur la fiabilité du modèle MAR, puisque toutes les informations nécessaires sont dérivées des paramètres estimés du modèle.

Dans la pratique, ce problème se résume au choix d'ordre de modèle utilisé. Si l'ordre de modèle est trop faible, le modèle ne peut pas capturer la dynamique de l'essentiel de la base de données, alors que si l'ordre du modèle est trop élevé, il aura également capturé la composante non désirée (par exemple, bruit), conduisant à une surestimation.

Bien qu'il n'y ait pas d'approche directe pour trouver le meilleur ordre; et plusieurs critères sont disponibles (par exemple, Critères d'information Akaike, critères de l'erreur de prédiction finale ou Critères de Schwartz) qui peuvent être utilisés comme un guide pour la sélection d'un ordre de modèle adéquat [Mar87]. La plupart de ces critères ont été proposés initialement pour la modélisation AR uni-variée, si une attention particulière doit être prise pour trouver des résultats cohérents en comparant les performances de différents critères sur une même fenêtre de données.

En outre, s'il existe plusieurs segments de signal, il est suggéré de fixer un ordre de modèle commun pour tous les segments, pour faire une analyse, même si l'ordre optimal de modèle peut varier entre les segments.

La prochaine question cruciale est de savoir comment choisir la bonne taille de la fenêtre: Modèle MAR suppose que le processus sous-jacent est stationnaire, mais les événements cardio-physiologiques sont eux-mêmes transitoire et peuvent changer rapidement leurs états, de sorte que les signaux cardiaques sont souvent non stationnaires.

Théoriquement, la durée de la fenêtre choisie peut être aussi courte que $(n + 1)$ échantillons, où n est l'ordre du modèle. Pratiquement, une petite fenêtre sera impossible à réaliser pour une seule réalisation de la base de données multivariée.

En conséquence, un équilibre doit être maintenu entre le temps de la résolution (limité par la stationnarité) et les propriétés statistiques de modèle d'identification

En règle générale, la longueur de la fenêtre doit posséder un temps court avec un nombre d'échantillons plus élevé par rapport au nombre de paramètres estimés du modèle.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les modèles linéaires multicanaux ARARX, MDA, MAR bi-varié, MDA bi-varié complet, et le modèle MDA avec double boucle d'interaction de deux signaux plus une entrée exogène, à fin de combiner deux ou trois signaux, en vue d'étudier l'interaction entre eux en estimant leurs DSP. Ces modèles permettent d'introduire un nouveau paramètre : un index qui est basé sur la décomposition spectrale

Deux applications de ces modèles ont été faites pour quantifier l'interaction entre les intervalles PR, et RR en utilisant le modèle MAR bi-varié et entre les intervalles QT et RR en utilisant le modèle ARARX et à travers l'analyse DFA. .

La décomposition spectrale de la puissance confirme l'importance de couplage de la dynamique de signaux entre eux et qu'il y a une forte corrélation entre ces intervalles en particulier dans les fréquences pertinentes. Ces résultats sont confirmés par les fonctions de transfert et de cohérence. En outre cette méthode nous permet aussi de linéariser la relation entre ces intervalles à travers l'équation du modèle et de la quantifier par une fonction de transfert en utilisant les coefficients du modèle.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants, cependant ces modèles linéaires sont utilisés pour des petites variations où le changement de signal est faible.

Les modèles dynamiques décrivent la causalité de la relation entre les signaux en évaluant l'influence des échantillons passés d'un signal sur les échantillons actuels de l'autre signal, et vice versa.

Le test de validation, est appliqué pour vérifier les hypothèses du modèle sur les résidus de prédiction ; il indique que la structure de causalité imposée est capable d'estimer la corrélation entre la variabilité des séries avec un ordre de modèle modéré.

Par conséquent, ce type d'analyse peut être proposé comme un outil d'évaluation quantitative de la contribution à la variabilité totale des fluctuations des signaux (variabilité de x lié à y et de y lié à x) et des entrées indépendantes non mesurables des changements du signal exogène (variabilité de x non lié à y et de y non lié à x).

Le chapitre suivant correspond à une modélisation non linéaire des différents intervalles de signal ECG.

Références

[Baa'12] Y. N. Baakek, F. Bereksi Reguig, Z. E. Hadj Slimane, Dynamic linear parametric models for the heart rate signal identification, Biomedical engineering international conference (BIOMEIC'12) – October 10-11, 2012, Tlemcen (Algeria)

[Dob'06] L.A. Dobrzański , R. Honysz , S. Fassois , On the identification of composite beam dynamics based upon experimental data, Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering. Vol 16, Issue 1-2 .May-June- 2006.

[Por'98] A. Porta, G. Baselli, E. Caiani, A. Malliani, F. Lombardi, and S. Cerutti, "Quantifying electrocardiogram RT-RR variability interactions," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 36, no. 1, pp. 27-34, 1998.

[Dan'09] Daniel A. Finan, Francis J. Doyle, Cesar C. Palerm, Wendy C. Bevier, Howard C. Zisser, Lois Jovanovič, and Dale E. Seborg, "Experimental Evaluation of a Recursive Model Identification Technique for Type 1 Diabetes" J Diabetes Sci Technol. 2009 September; 3(5): 1192-1202.

[kay'88] Kay, S. M. (1988):"Modern spectral analysis: theory and application" (prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey).

[porta'98] A. Porta, G. Baselli, E. Caiani, A. Malliani, F. Lombardi, and S. Cerutti, "Quantifying electrocardiogram RT-RR variability interactions," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 36, no. 1, pp. 27-34, 1998.

[Alm'06] Rute Almeida, Sonia Gouveia, Ana Paula Rocha, Ester Pueyo, Juan Pablo Martinez, and Pablo Laguna.« QT variability and HRV Interactions in ECG: Quantification and Reliability ». IEEE Transactions On Biomedical Engineering, Vol.53, NO.7, JULY 2006

[Baa'14] Y. N. Baakek, Z. E. Hadj Slimane , F. Bereksi Reguig, The Quantification of the QT-RR Interaction in ECG Signal Using the Detrended Fluctuation Analysis and ARARX Modelling, journal of medical systems, pp 38:62, 2014

[Bas'97] Giuseppe Baselli, Alberto Porta, Ornella Rimoldi, Massimo Pagani, and Sergio Cerutti, «Spectral Decomposition in Multichannel Recordings Based on Multivariate Parametric Identification » , IEEE Trans, BME, VOL. 44, NO. 11, pp. 1092-1101, NOVEMBER 1997

- [Fri'86] Benjamin Friedlander, Boaz Porat, Multichannel ARMA spectral estimation by the modified Yule-Walker method *Signal Processing*, Volume 10, Issue 1, January 1986, Pages 49-59
- [Ern'05] Ernesto Pereda a,* , Rodrigo QuianQuiroga b,1, Joydeep Bhattacharya, Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals, *Progress in Neurobiology* 77 (2005) 1–37.
- [Gel'07] GelarehMohammadi, ParisaShoushtari, BehnamMolaeArdekani and Mohammad B. Shamsollahi , Person Identification by Using AR Model for EEG Signals, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol:11 2007-11-23. PP 919-923
- [Bas'88] G. Baselli, S. Cerutti, S. Civardi, A. Malliani and M. Pagani, cardiovascular variability signals : towards the identification of closed-loop model of the neural control mechanisms, *IEEE Tran. BME* 35 (1988), PP 1033-1046.
- [Bia'90] A.Bianchi, B. Bontempi, S. Ceruti, P. Gianoglio, G. Comi, and M. G. Natali Sora, spectral analysis of heart rate variability signal and respiration in diabetic subjects, *Med, Biol, Eng. Comp* (1990), 28- 205.
- [Bas'95] G. Baselli, A. Porta, and G. Ferrari, Models for analysis of cardiovascular variability signals, in *heart rate variability*, eds. M. Malik, and A.J. Camm, PP 135-145 (Futura Publishing Company, Armonk, NY, 1995).
- [Baa'12] Y. N. Baakek, F. Bereksireguig, Z. E. Hadj Slimane, Nouvelle approche pour l'analyse des Interaction des Intervalles QT et RR, la Troisième conférence Internationale de "Image and Signal Processing and their Applications", Decembre 02-04, 2012, Mostaganem (Algerie).
- [And'52] Anderson, T. W.; Darling, D. A. (1952). "Asymptotic theory of certain "goodness-of-fit" criteria based on stochastic processes". *Annals of Mathematical Statistics* 23: 193 - 212.
- [Aka'74] Akaike, H. « A new look at the statistical model identification », *IEEE Trans. Autom. Contr*, 19, pp. 716-723. (1974).
- [Mer'93] M. Merri, M. Alberti, and A. J. Moss, "Dynamic analysis of ventricular repolarization duration from 24-hour Holter recordings," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 12, pp. 1219–1225, Dec. 1993.

- [Shu'99] V. Shusterman, A. Beigel, S. I. Shah, B. Aysin, R. Weiss, V. K. Gottipaty, D. Schartzman, and K. P. Anderson, "Changes in autonomic activity and ventricular repolarization," *J. Electrocardiol.*, vol. 32 suppl, pp. 185–192, 1999.
- [Tho'03] Thomas Penzel, Jan W. Kantelhardt, Ludger Grote, Jörg-Hermann Peter, and Armin Bunde, Comparison of detrended fluctuation analysis and spectral analysis for heart rate variability in sleep and sleep apnea. *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. 50, NO. 10, October 2003.
- [Pla'07] Plamench.Ivanov, Scale invariant Aspects of Cardiac Dynamics Observing Sleep Stages and Circadian Phases. *IEEE Engineering In Medicine and Biology Magazine*, 0739-5175/07, 2007.
- [Jia'09] Jia-RongYeh ,Shou-Zen Fan , Jiann-Shing Shieh, Human heart beat analysis using a modified algorithm of detrended fluctuation analysis based on empirical mode decomposition. *Medical Engineering & Physics*, 31: 92–100, 2009.
- [Had'06] Z.E. Hadj Slimane and F. Bereksi Reguig, Detection of the QRS complex by linear prediction. *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 30, NO.3, PP 134-138, 2006.
- [Lag'90] P Laguna, N. V. Thakor, P. Caminal, R Jané, Hyung-Ro Yoon, A Bayés de Luna, V. Marti, JosepGuindo, new algorithm for QT interval analysis in 24 hour holter ECG: performance and applications. *Med & BiolEng&Comput.*vol 28, pp 67-73. 1990.
- [Tom'85] Jiapu Pan and Willis J. Tompkins, A Real-Time QRS Detection Algorithm, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME- 32, NO. 3, 1985
- [Han'70] Hannan, Edward James (1970). *Multiple time series*.Wiley series in probability and mathematical statistics. New York: John Wiley and Sons.
- [Baa'13] Y. N. Baakek, F. BereksiReguig, and Z. E. HadjSlimane."Analysis of the QT-RR variability interactions using the NARMAX model". *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 37, No. 1 : pp 48-55. January 2013.
- [Fer'10] Fernanda S. Leite, Adson F. da Rocha, and Jo~ao L. A. Carvalho, Matlab software for detrended fluctuation analysis of heart rate variability, *International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, 225-229, Biosignals (2010).

[Gal'09] C E C Galhardo, T J P Penna, M Argollo de Menezes, P P S Soares, Detrended fluctuation analysis of a systolic blood pressure control loop, *New Journal of Physics*, 11(2009) 103005 (14pp).

[Ben'00] Bendat, J.S., Piersol, A.G, *Random Data – Analysis and Measurement Procedure*. John Wiley & Sons Inc., New York. 2000.

[Pen'94] Peng C. K., Buldyrev S. V., Havlin S., Simons M., Stanley H. E., Goldberger A. L. (1994). Mosaic organization of DNA nucleotides. *Phys. Rev. E Stat. Phys. Plasmas Fluids Relat. Interdiscip. Topics* 49, 1685.

Deuxième partie

**Analyse du signal
électrocardiogramme par
les modèles non linéaires
paramétriques**

Analyse du signal électrocardiogramme par le modèle non linéaire Hammerstein

5.1. Introduction

L'identification du système cardiaque reste cruciale pour une meilleure compréhension de la relation entre les différents paramètres de signal ECG et la communication entre les différentes cavités du cœur.

Les systèmes d'identification avec des modèles linéaires sont bien établis. Les modèles linéaires sont pratiques à partir d'un point de vue algorithmique, et en outre, leur analyse et leur utilisation pour la conception de commande est beaucoup plus simple que dans le cas des modèles non-linéaires. Mais il y a des cas où des modèles linéaires ne sont pas assez bons ; le cas où le système est fortement non linéaire, ou le cas où le système est non linéaire et qu'il fonctionne sur une large gamme de fonctionnement.

Dans ce chapitre on s'intéresse à l'analyse du signal ECG par les modèles non linéaires. En fait ces modèles peuvent être classés en deux grandes classes : les modèles non linéaires paramétriques et les modèles non linéaires non paramétriques. Dans ce travail on s'intéresse particulièrement aux modèles non linéaires paramétriques.

5.2. Les modèles non linéaires (boîte noire)

Les modèles "boîtes noires" sont construits essentiellement sur la base de mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. La modélisation consiste alors à utiliser, pour représenter les relations entre les entrées et les sorties, des équations et des fonctions non linéaires de manière à obtenir la meilleure précision possible avec la plus petite erreur de prédiction possible.



Dans l'identification du système non linéaire, le système est souvent représenté comme une série de blocs reliés entre eux.

5.3 Structures des modèles non linéaires

La construction d'un modèle « boîte noire » d'un système repose sur l'hypothèse selon laquelle il existe une relation déterministe liant les entrées du système à sa sortie.

D'une manière générale, le modèle prédictif de comportement d'un système dynamique non linéaire peut s'écrire sous la forme :

$$y_s(t) = F_s(u(t), \tilde{y}_s(t)) + e(t) \quad (5.1)$$

Où : $y_s(t)$ est la sortie d'un système à l'instant t .

$F_s(\cdot)$ est une fonction non linéaire déterministe inconnue, appelée prédicteur théorique.

$u(t)$ est un vecteur dont les composantes sont des éléments des entrées externes du système à l'instant courant et / ou aux instants antérieurs, décrit par l'équation (5.2).

$u(t) =$

$$[u_1(t), u_1(t-1), \dots, u_1(t-n_{u_1}+1), \dots, u_k(t), u_k(t-1), \dots, u_k(t-n_{u_k}+1), \dots, u_{n_i}(t), u_{n_i}(t-1), \dots, u_{n_i}(t+n_{u_{n_i}}+1)]^T \quad (5.2)$$

Avec n_{u_k} l'ordre de l'entrée u_k , $k = 1, \dots, n_i$, n_i étant le nombre d'entrées.

$\tilde{y}_s(t)$ est un vecteur dont les composantes sont liées à l'état du système aux instants antérieurs ; on peut avoir par exemple :

$$\tilde{y}_s(t) = [y_s(t-1), \dots, y_s(t-n_{y_s+1})]^T$$

avec n_{y_s} l'ordre de la sortie y_s ;

$e(t)$ est un bruit blanc de moyenne nulle et de variance σ^2 .

Le modèle est statique si la sortie à l'instant t ne dépend que des entrées à l'instant t . Il est dynamique si la sortie dépend aussi des entrées et/ou sorties antérieures. Le modèle est linéaire si $y_s(t)$ est une combinaison linéaire de $u(t)$ et de $\tilde{y}_s(t)$. Dans le cas contraire, il est non linéaire. Le modèle est récurrent si $\tilde{y}_s(t)$ comporte des variables d'état estimés à l'instant courant t et/ou aux instants antérieurs. A l'inverse, si la sortie du modèle ne dépend que des entrées et/ou des sorties mesurées, le modèle est non récurrent [Thi'08].

Les modèles non linéaires peuvent être classés en deux classes : les modèles paramétriques d'une part, et les modèles non paramétriques d'autre part. Dans ce travail on s'intéresse à l'identification non linéaire paramétrique.

5.4 Modèles non linéaires paramétriques

Les systèmes paramétriques non linéaires d'identification sont souvent représentés comme une série de blocs interconnectés en une boucle ouverte ou en parallèles distincts de modèles dynamiques linéaires et des modèles statiques non linéaires. Dépendant de la manière avec laquelle ces blocs sont interconnectés, on distingue les :

- Modèle Hammerstein
- Modèle Wiener
- Modèle Hammerstein Wiener
- Modèle Wiener Hammerstein

La figure (5.1) illustre les différents modèles non linéaires paramétriques :

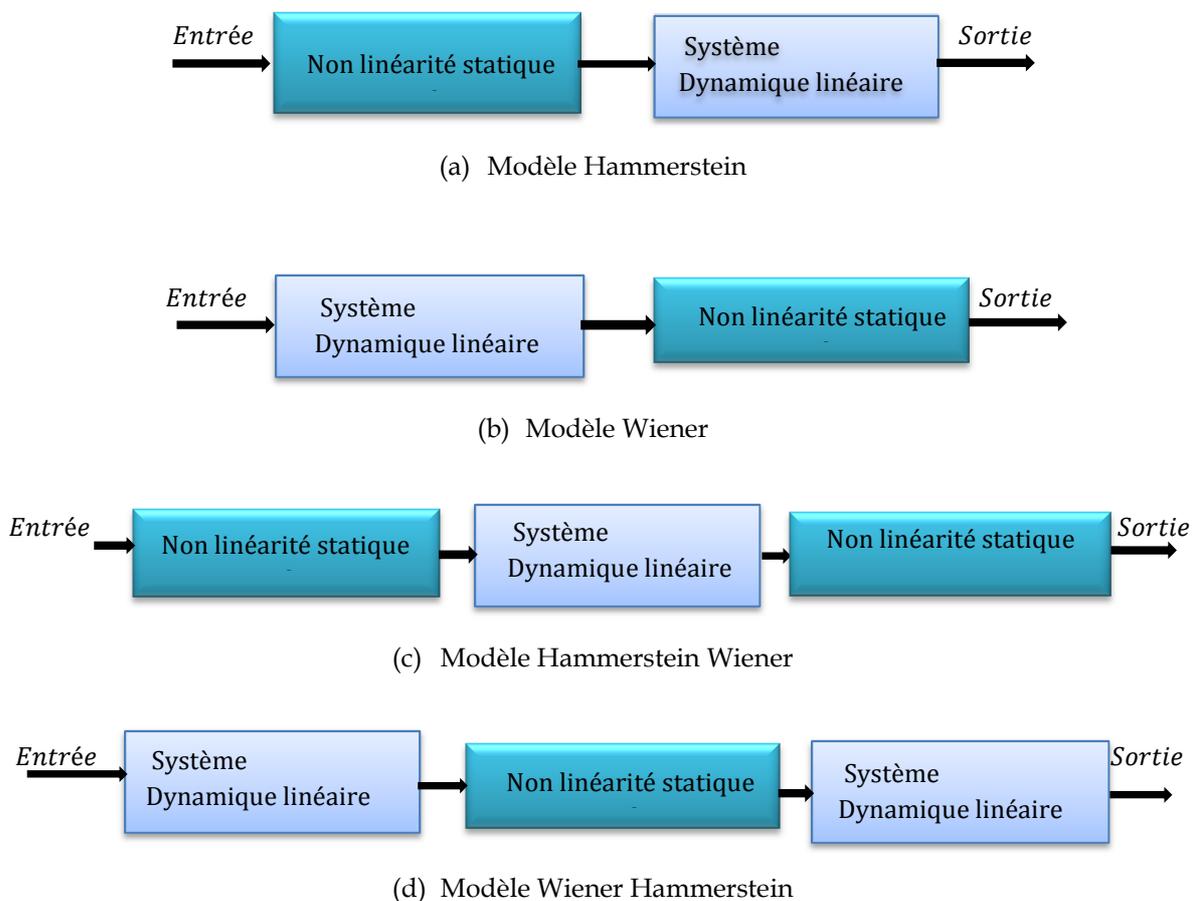


Figure 5.1 modèles non linéaires paramétriques [Lau'10].

5.4.1 Modèle Hammerstein

Dès 1967, les scientifiques et les ingénieurs des prothèses ont commencé à utiliser la structure du modèle Hammerstein pour décrire le comportement du muscle. Vodovnik, Crochetiere, et Reswick [Vol'67] ont été parmi les pionniers.

Le modèle Hammerstein illustré dans la figure 5.2 est une forme particulière des modèles de systèmes dynamiques non linéaires. Il est caractérisé par une structure constituée de la connexion en série d'une non-linéarité statique contre un système invariant dynamique linéaire. Le modèle Hammerstein est défini à la fois pour les systèmes SISO (Single Input Single Output) ou encore pour les systèmes multi-variables MIMO (Multiple Input, Multiple Output).

Le modèle Hammerstein a été largement utilisé dans le domaine biomédical [Sbe'13] [Vol'67], notamment dans la modélisation et l'identification des séries physiologiques. Il est illustré sur la figure (5.2) et décrit par les équations (5.3 et 5.4).

$$\tilde{u}(t) = f(u(t)) \quad (5.3)$$

$$y(t) = \tilde{u}(t) * g(t) + \varepsilon(t) \quad (5.4)$$

Où $G(z)$ est la fonction de transfert du système, sa réponse impulsionnelle linéaire est $g(t)$ et $*$ désigne l'opérateur de convolution.

$$y'(t) = g_0(t) + g_1\tilde{u}(t-1) + a_1y'(t-1) \quad (5.5)$$

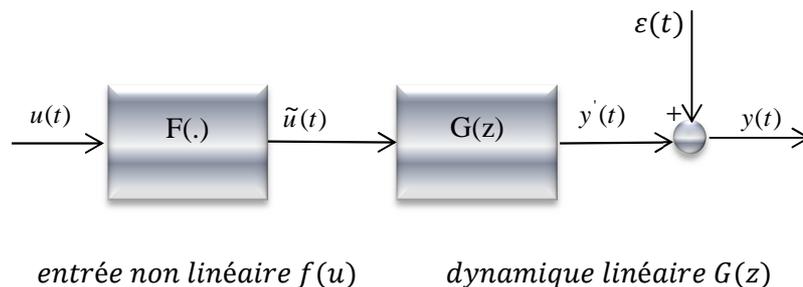


Figure 5.2 Structure de modèle Hammerstein

5.4.2 Modèle de Wiener

Le modèle illustré dans la figure 5.3 décrit la structure du modèle de Wiener. Il se compose d'un système dynamique linéaire G suivie par une non-linéarité f statique. L'entrée u et la sortie y sont mesurables, mais nous ne pouvons pas mesurer le signal intermédiaire x .

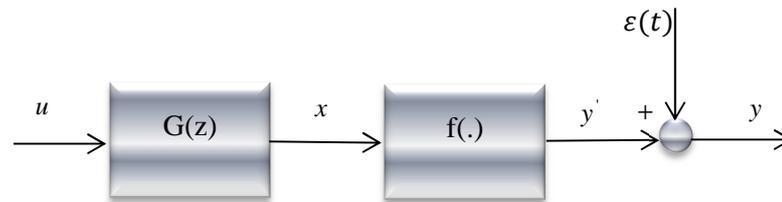


Figure 5.3 structure du modèle Wiener

La partie dynamique et linéaire du modèle de Wiener est donnée par l'équation (5.6).

$$x(t) = b_0u(t) + b_1u(t - 1) + a_1x(t - 1) \quad (5.6)$$

Les constants b_0 ; b_1 et a_1 sont les paramètres inconnus que nous voulons estimer, correspond au filtre $G(z)$.

L'objectif est de trouver un modèle dynamique linéaire reliant u et x , et la statique non-linéaire reliant x et y . Pour cela des modèles paramétriques, où la sortie peut être décrite comme une fonction de l'entrée et de certains paramètres, peuvent être considérés.

Ainsi le système dynamique linéaire de u à x , peut être écrit par l'équation (5.7).

$$x(t) = G(z)u(t) \quad (5.7)$$

Et le système non linéaire reliant $x(t)$ avec $y(t)$ est décrit par l'équation (5.8):

$$y'(t) = f(x(t)) \quad (5.8)$$

Où f est une fonction non linéaire de $x(t)$.

5.4.3 Modèle de Wiener Hammerstein et modèle Hammerstein Wiener

Les exemples les plus simples de ces modèles sont les modèles illustrés dans les figures (5.4 et 5.5) respectivement.

Lorsque trois blocs sont combinés, deux structures différentes peuvent être définies : des systèmes Hammerstein-Wiener (figure 5.4) qui décrivent un système linéaire marqué par une

entrée et une sortie statiques non-linéaires, tandis que les systèmes Wiener Hammerstein (figure 5.5) décrivent un système statique non linéaire marqué par une entrée et une sortie dynamiques et linéaires.

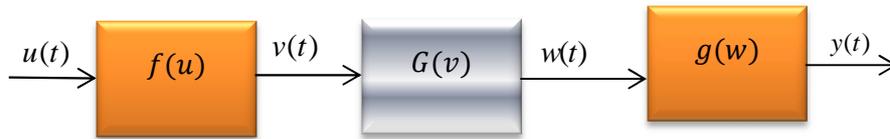


Figure 5.4 structure du modèle Hammerstein-Wiener

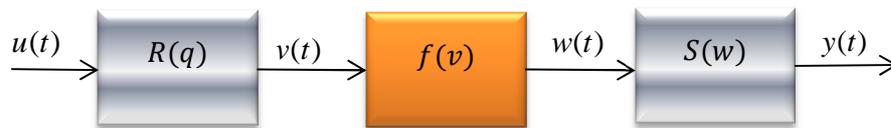


Figure 5.5 structure du modèle Wiener-Hammerstein

Dans ce chapitre deux applications biomédicales ont été faites en utilisant deux types de ces modèles paramétriques, qui sont le modèle Hammerstein multivarié en utilisant l'analyse bispectrale et le modèle de Wiener multivarié en utilisant les mesures de synchronisation.

5.5 Analyse et évaluation du signal ECG à travers les modèles non linéaires paramétriques

Dans ce travail, le modèle Hammerstein a été exploité pour analyser respectivement les interactions existantes entre les différents intervalles temporels décrivant l'activité cardiaque. Il s'agit des intervalles PR- complexe QRS, l'intervalle QT- RR, et l'intervalle ST-QT. En fait, comme cela était décrit en introduction générale, le prolongement de l'un de ces intervalles représente l'un des indices les plus importants dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires telles que les pathologies auriculaires à travers les intervalles PR et le complexe QRS et des pathologies ventriculaires à travers les intervalles QT et ST.

Afin de quantifier cette relation un algorithme a été implémenté en combinant les deux séries x et y par les modèles non linéaires paramétriques et en exploitant les résultats obtenus de l'identification utilisant la méthode d'analyse bispectrale. Cette analyse nous permet de quantifier et d'étudier la nature de la relation existante entre eux.

5.5.1 Identification à travers un modèle d'Hammerstein et l'analyse bispectrale

L'approche proposée [Baa''14] pour analyser la nature des interactions entre deux signaux pour différents cas de signaux ECG (sujets normaux - ou présentant des pathologies cardiaques) est illustrée à travers le schéma bloc (figure 5.6) ci-dessous :

- Identification des séries x et y par le modèle non linéaire Hammerstein NH dans le but d'incorporer les deux signaux et d'étudier les propriétés de signal résultant.

- L'analyse Bispectrale des séries x , y , et de x_y , afin d'obtenir des informations sur le couplage entre les différentes composantes fréquentielles et de préserver l'information sur la phase.

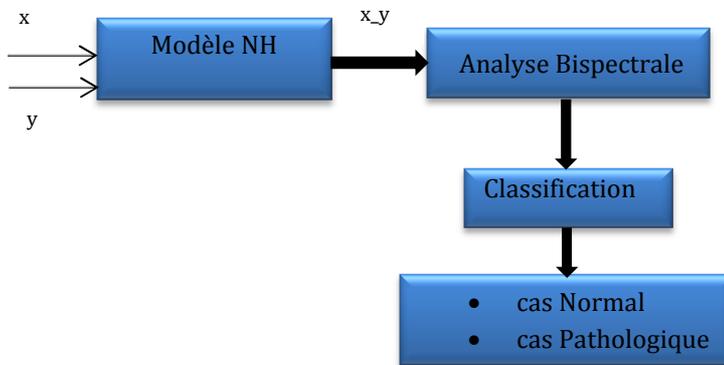


Figure. 5.6. Schéma bloc de la méthode proposée.

Le modèle Hammerstein (figure 5.7) se compose essentiellement de deux blocs ; une non-linéarité d'entrée statique suivi d'un système dynamique linéaire:

Le bloc non linéaire correspond à la fonction non linéaire sigmoïdnet, alors que le bloc linéaire correspond aux méthodes paramétriques du modèle Hammerstein. Il est représenté par l'équation (5.9) [Gir'02] [El'11]:

$$x_y(n) = \frac{B(z)}{F(z)}x(n) + y(n) \quad (5.9)$$

Où:

$$F(z) = 1 + f_1z^{-1} + \dots + f_nz^{-n} \quad (5.10)$$

$$B(z) = b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_nz^{-n} \quad (5.11)$$

F et B sont des filtres numériques à réponse impulsionnelle finie d'ordre n . En effet une bonne identification a été obtenue avec des ordres réduits du modèle, sans aucun effet du bruit ou la complexité des signaux exogènes. Dans cette thèse, l'ordre 2 est choisi d'une manière expérimentale pour toutes les séries utilisées même si les séries sont très complexes.

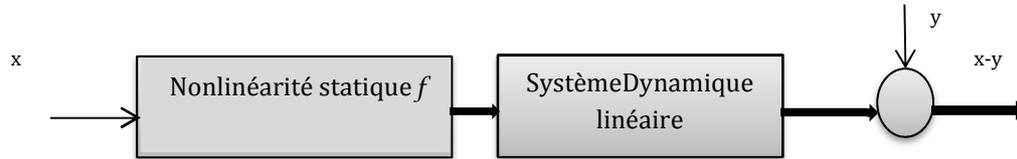


Figure. 5.7. Structure du modèle non-linéaire Hammerstein

Une fois les séries x sont modélisées par le modèle Hammerstein en utilisant les séries y , le signal obtenu $x-y$ est analysé par une méthode non linéaire, correspondant à l'analyse bispectrale.

5.5.2 Analyse Bispectrale

L'analyse bispectrale est l'étude des interactions non linéaires [Chu'08] [Gos'12] [Nik'87]. Elle est définie comme étant la transformée de Fourier du troisième cumulant. Considérant que la transformée de Fourier du cumulant second ordre (la fonction d'autocorrélation) est connu par la densité spectrale de puissance (DSP). Elle est définie par l'équation illustrée ci-dessous (équation 5.12), où $X(f)$ est la transformée de Fourier discrète (DFT) de $x(nT)$. $X^*(nT)$ est le conjugué de $x(nT)$, $E[.]$ est l'opérateur d'espérance mathématique.

$$B(f_1, f_2) = E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 + f_2)] \quad (5.12)$$

La normalisation bispectrale en utilisant des spectres de puissance est donnée par l'équation (5.13) :

$$B_{norm}(f_1, f_2) = \frac{E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1+f_2)]}{\sqrt{P(f_1)P(f_2)P(f_1+f_2)}} \quad (5.13)$$

Où $P(f)$ est la densité spectrale de puissance [Chu'08].

L'algorithme proposé a été implémenté et appliqué sur les différentes séries, QT, RR, et QT-RR, QRS, PR, et QRS-PR, QT, ST, et QT-ST. Les résultats obtenus sont décrits dans ce qui suit :

5.5.2.a) Analyse de l'intervalle PR et le complexe QRS

Une fois les séries QRS sont identifiés en utilisant le modèle Hammerstein et les séries PR comme une entrée exogène, l'algorithme de l'analyse bispectrale est implémenté et mis en œuvre sur les différents cas pathologiques. Les résultats obtenus pour les séries QRS, PR et QRS liée à PR (QRS_PR) sont illustrés dans les figures 5.8 à 5.13. La couleur représente la variation relative de l'amplitude de bispectre; la couleur marron indiquant la plus forte augmentation et la couleur bleue indiquant la plus forte diminution [Gir'02].

Les figures 5.8, 5.9, et 5.10 représentent les résultats obtenus pour la série PR, QRS, et QRS_PR, respectivement pour un cas sain (enregistrement 100), tandis que les figures 5.11, 5.12, et 5.13 représentent le bispectre des séries PR, QRS, et QRS-PR respectivement pour un cas pathologique (enregistrement 228).

Le bispectre a été estimé dans la gamme fréquentielle (de 0 - 0,5) Hz afin d'évaluer les séries PR et QRS dans les différentes bandes fréquentielles; la bande très hautes fréquences VHF correspondant à la bande fréquentielle (0,4 à 0,5) Hz ; elle est interprétée par la fréquence respiratoire ; La bande haute fréquence (HF) correspondant à (0,15 à 0,4) Hz ; résulte de l'activité sympathique ; La bande basse fréquence (LF) correspondant (0,033 au 0,15) Hz ; résulte de l'activité parasympathique. Cependant, la bande de fréquence très basse (VLF) correspondant à (0 à 0,033) Hz, résulte de l'activité physique.

La figure.5.8 qui représente le bispectre de la série PR d'un cas normal montre des pics distribués sur l'intervalle (0.05-0.5) Hz, et un seul pic prédominant dans la fréquence (0.33, 0.33) Hz. Alors que la figure 5.9 qui représente le bispectre de la série QRS du même patient montre plusieurs pics distribués sur la bande fréquentielle (0- 0.5) Hz, et quatre pics prédominants ; dans les fréquences $\beta_0(0.33, 0.33)$ Hz, $\beta_1(0.02, 0.15)$ Hz, $\beta_2(0.02, 0.17)$ Hz, et $\beta_3(0.15, 0.17)$ Hz, respectivement. La fréquence 0.17 Hz est le résultat d'accouplement des deux fréquences 0.02 et 0.15 Hz, ce qui montre que la série QRS est non linéaire. On remarque clairement que la composante fréquentielle 0.33 Hz est la composante la plus prédominante. La figure 5.10 montre aussi une prédominance de cette dernière fréquence, ce qui signifie que les deux séries PR et QRS ont la même fréquence, et interagissent entre elles d'une manière linéaire.

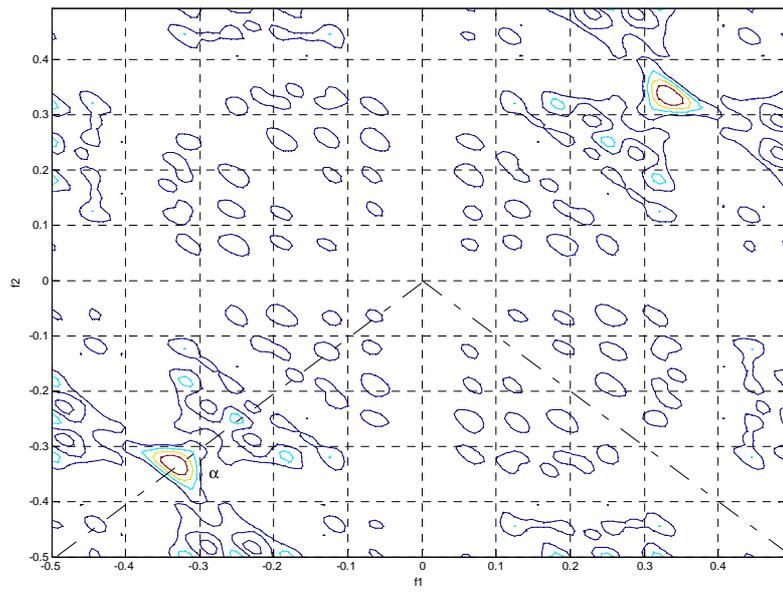


Figure 5.8. Bispectre des séries PR pour un cas normal.

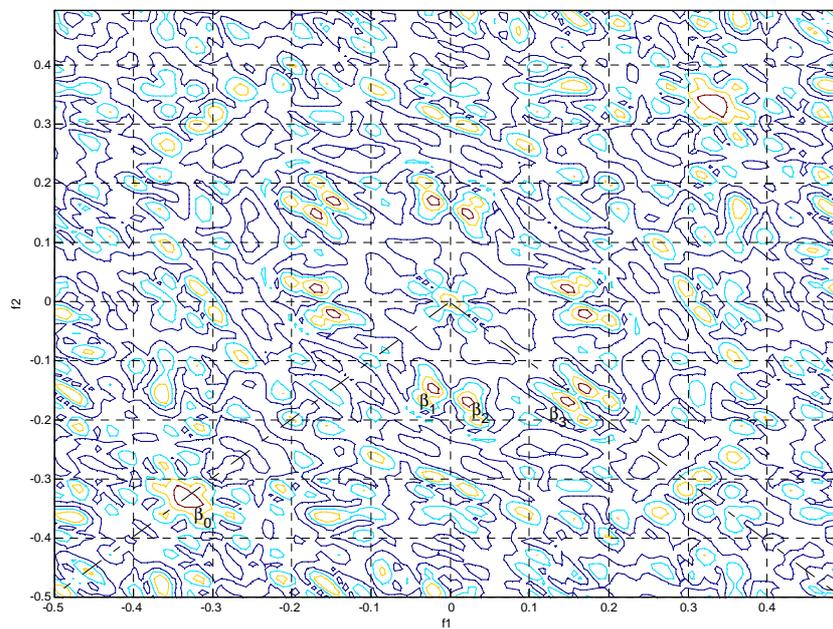


Figure 5.9. Bispectre des séries QRS pour un cas normal

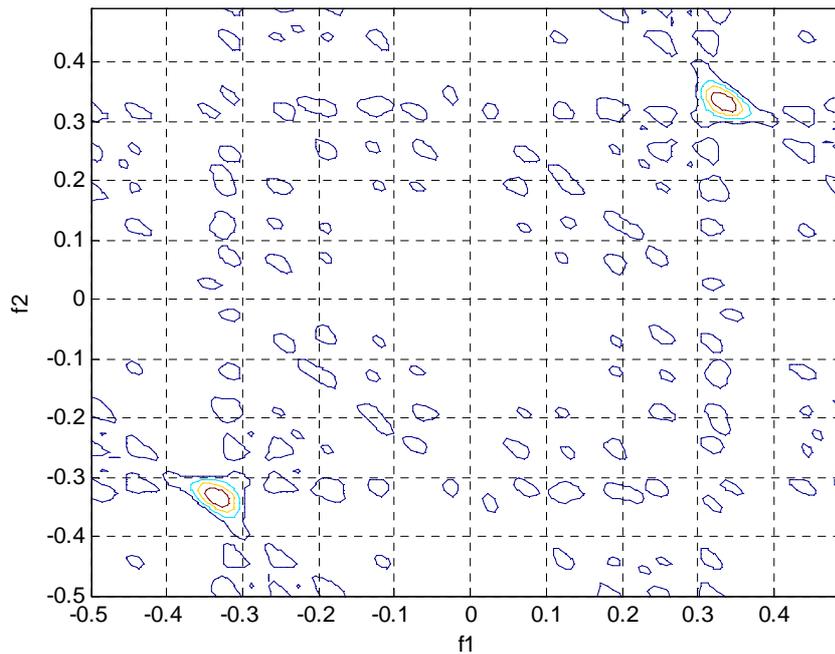


Figure 5.10. Bispectre des séries QRS-PR pour un cas normal

Dans le cas pathologique, et comme il est illustré dans la figure 5.11 qui représente la série PR, ce résultat montre deux composantes fréquentielles prédominantes, une dans la bande HF environ $\alpha_0(0.25, 0.25)$ Hz et l'autre dans la bande fréquentielle très haute fréquence environ $\alpha_1(0.25, 0.5)$ Hz.

Pour les séries QRS du même patient on trouve deux autres fréquences prédominantes dans la bande HF, au niveau de $\beta_0(0.18, 0.18)$ et $\beta_1(0.18, 0.35)$ Hz totalement différentes de celles qui ont été obtenues pour la série PR, ce qui signifie que les deux séries ne changent pas de la même façon ; cela nous permet de conclure que l'interaction entre eux n'est pas linéaire. Le résultat qui est illustré sur la figure 5.13 ; où il été trouvé un ensemble de fréquences qui s'étendent dans l'intervalle $[0.18-0.5]$ Hz, et qui englobe toutes les fréquences obtenues pour les deux séries PR et QRS montre la non linéarité de l'interaction entre elles. D'autre part l'apparition de la composante fréquentielle VHF est un indice de la présence de la fréquence respiratoire qui influe sur l'intervalle PR et sur l'interaction entre elles [Baa''14].

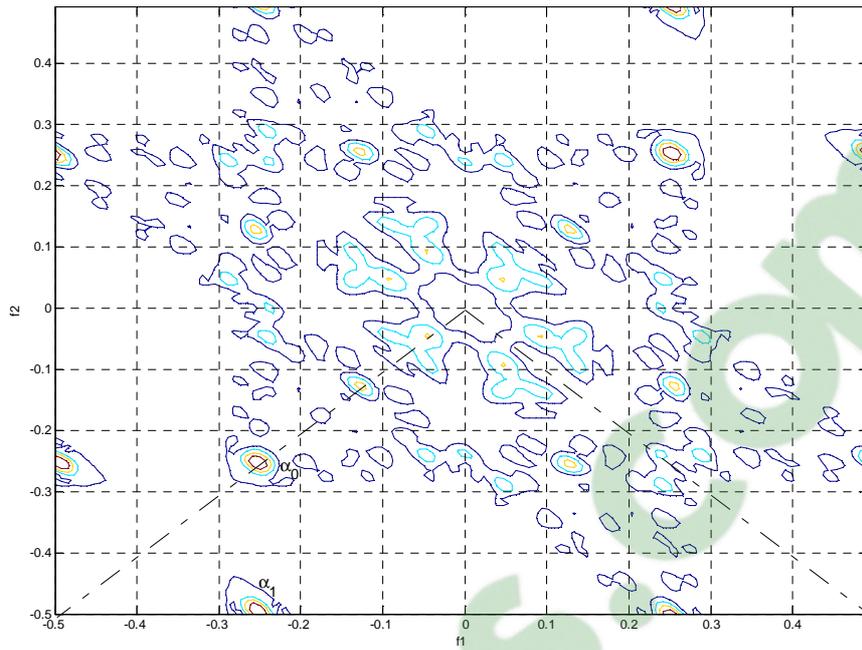


Figure 5.11. Bispectre des séries PR pour un cas pathologique.

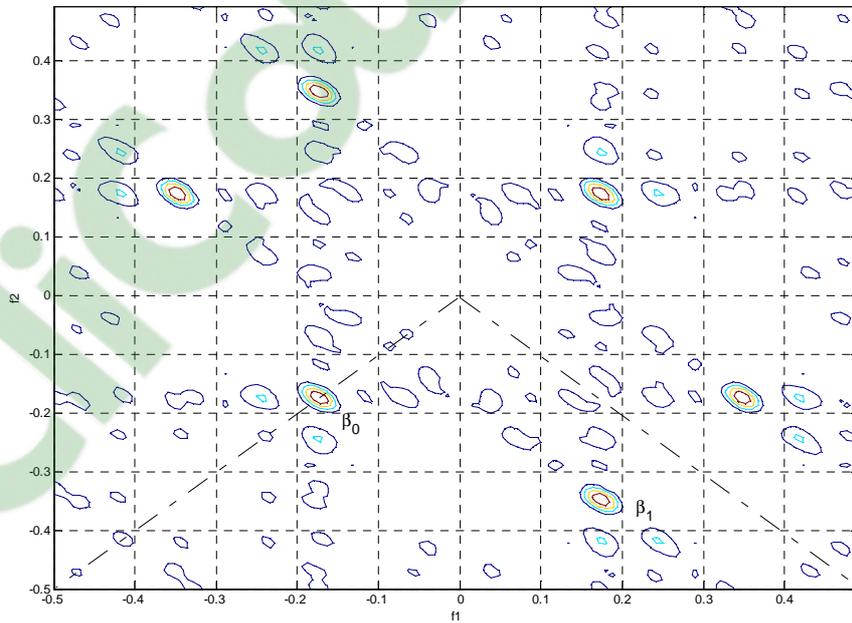


Figure 5.12. Bispectre des séries QRS pour un cas pathologique.

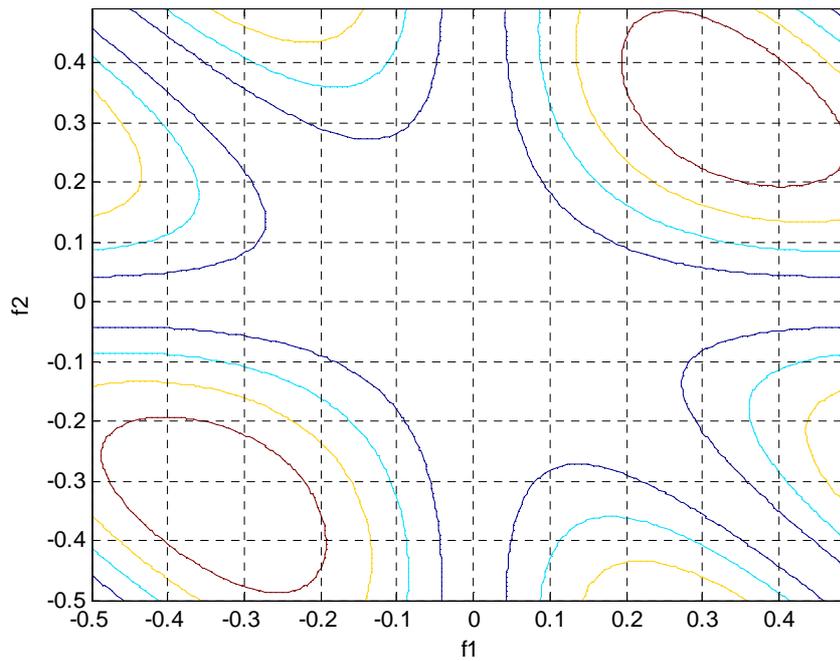


Figure 5.13. Bispectre des séries QRS-PR pour un cas pathologique

5.5.2.b) Analyse de l'interaction ST_QT

Le spectre de la série QT de l'enregistrement 101 illustré sur la figure 5.14 montre deux pics α_0 et α_1 . Le pic α_0 résulte de la phase quadratique couplée (0.03,0.05) Hz et α_1 résulte de la phase quadratique doublée (0.03,0.03) Hz.

Le résultat illustré sur la figure 5.14 montre qu'il n'y a aucune interaction entre ces fréquences, ce qui indique que la série QT dans ce cas est linéaire.

Les mêmes résultats sont obtenus pour les séries ST et ST/QT comme il est illustré dans les figures 5.15 et 5.16 respectivement, où les mêmes fréquences sont obtenues $\alpha_0 = \beta_0 = \gamma_0$ et $\alpha_1 = \beta_1 = \gamma_1$.

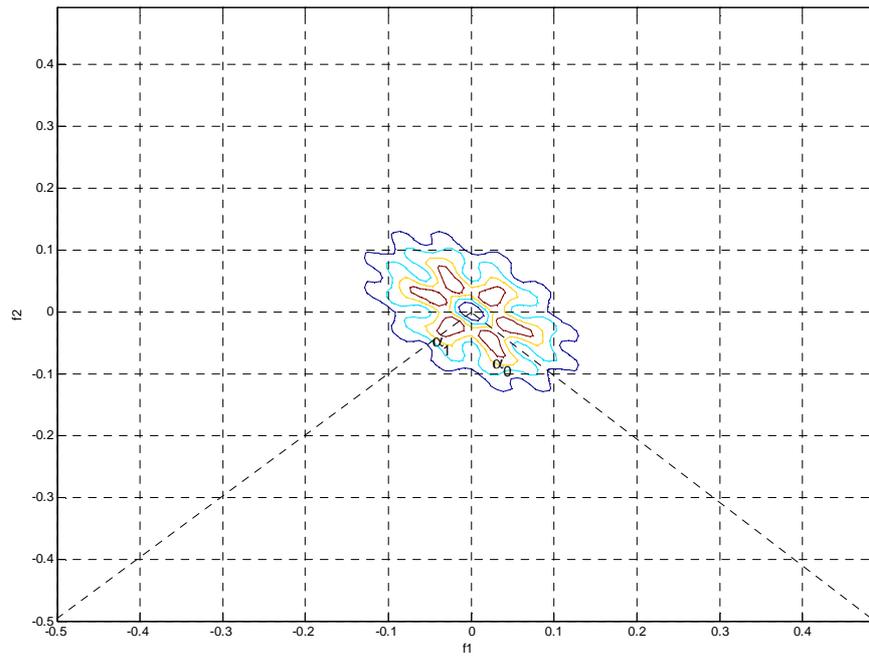


Figure 5.14. Bispectre des séries QT pour un cas normal

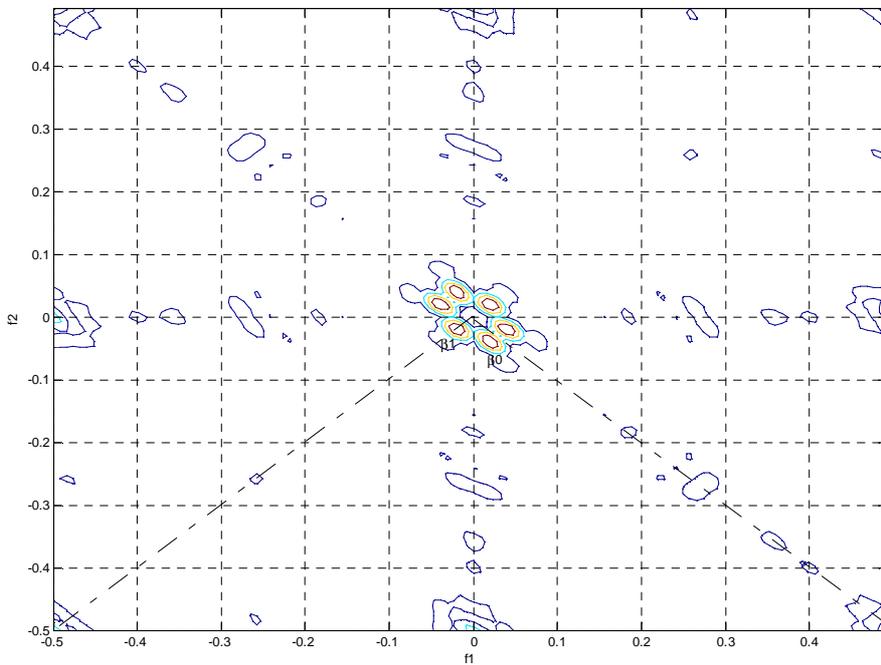


Figure 5.15. Bispectre des séries ST pour un cas normal

Clicours.COM

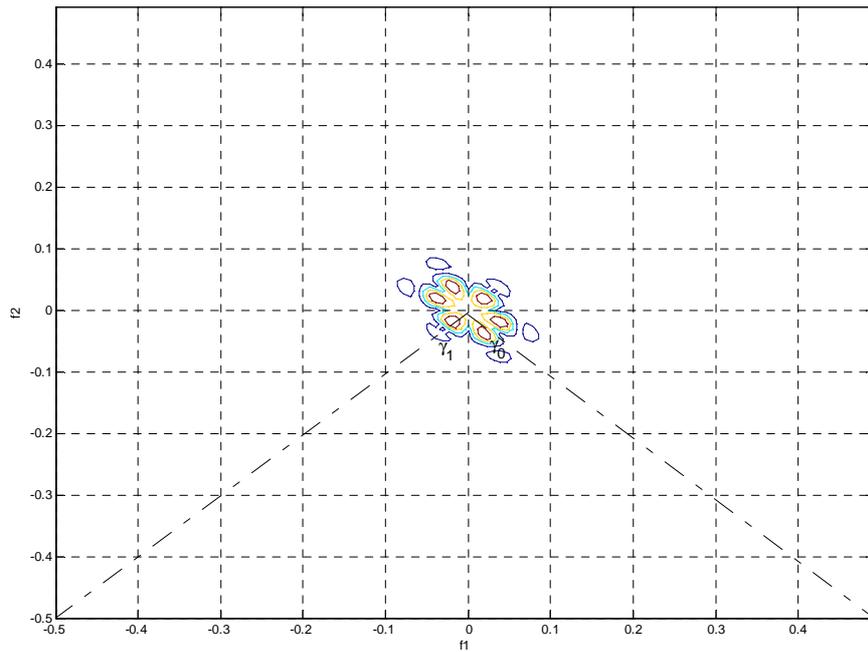


Figure 5.16. Bispectre des séries ST-QT pour un cas normal

Dans le cas pathologique (enregistrement 111), les figures 5.17, 5.18, et 5.19 montrent des résultats totalement différents de ce qui est obtenu dans le cas normal.

La figure 5.17 qui représente le bispectre de la série QT montre quatre pics $\alpha_0(0,0)$, $\alpha_1(0.02,0.3)$, $\alpha_2(0.02,0.28)$, et $\alpha_3(0.28,0.3)$.

La fréquence 0.3 Hz est le résultat de la somme des deux fréquences (0.02+0.28), cela signifie que la série QT est non linéaire.

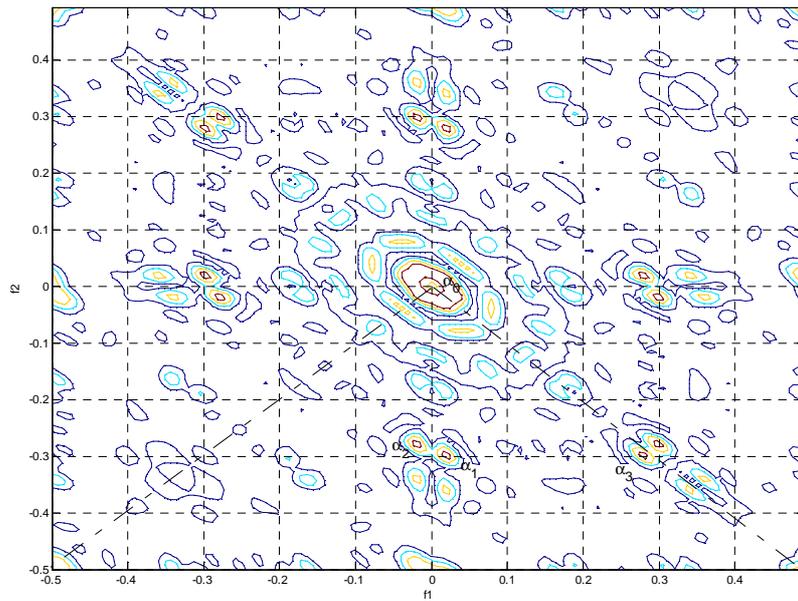


Figure 5.17 Bispectre des séries QT pour un cas pathologique

Le bispectre de la série ST illustré sur la figure 5.18 montre 8 pics prédominants: $\beta_0(0.04,0.22)$, $\beta_1(0.18,0.4)$, $\beta_2(0.22,0.4)$, $\beta_3(0.18,0.21)$, $\beta_4(0.03,0.18)$, $\beta_5(0.18,0.22)$, $\beta_6(0.18,0.41)$, $\beta_7(0.41,0.41)$, alors que les autres pics sont les symétries de ces pics.

La fréquence 0.22 Hz est le résultat d'accouplement des deux fréquences 0.18 et 0.04 Hz, cependant la fréquence 0.4 Hz est le résultat d'accouplement de 0.18 et 0.22 Hz. Ce qui montre que la série ST est non linéaire.

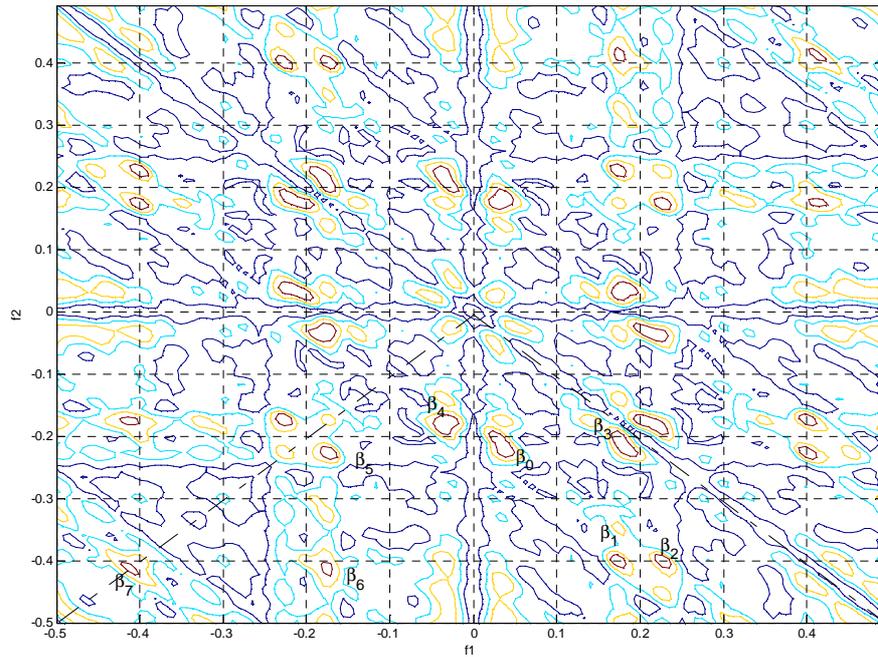


Figure 5.18. Bispectre des séries ST pour un cas pathologique

Le bispectre de la série ST-QT illustrée dans la figure 5.19 montre 7 différents pics $\gamma_0(0,0)$, $\gamma_1(0.03,0.275)$, $\gamma_2(0.08,0.33)$, $\gamma_3(0.03, 0.24)$, $\gamma_4(0.08,0.25)$, $\gamma_5(0.24,0.27)$, $\gamma_6(0.25,0.25)$.

Les pics γ_0 , et γ_6 sont quadratiquement doublés des fréquences 0, et 0.25 respectivement.

La fréquence 0.33 Hz est le résultat d'interaction des fréquences 0.25 et 0.08, cependant la fréquence 0.41 représente l'interaction des fréquences 0.33 et 0.08 Hz, ce qui nous permet de conclure que la série ST-QT est non linéaire.

D'autre part la fréquence 0.5 Hz est le résultat d'accouplement de la fréquence 0.28 qui apparaît dans le bispectre de la série QT et la fréquence 0.22 Hz qui apparaît dans le bispectre de la série ST. Cela signifie que l'interaction entre les deux signaux est non linéaire et génère une nouvelle composante fréquentielle qui apparaît sous forme d'une fréquence respiratoire ce qui signifie que la fréquence respiratoire affecte l'interaction de l'intervalle QT et ST.

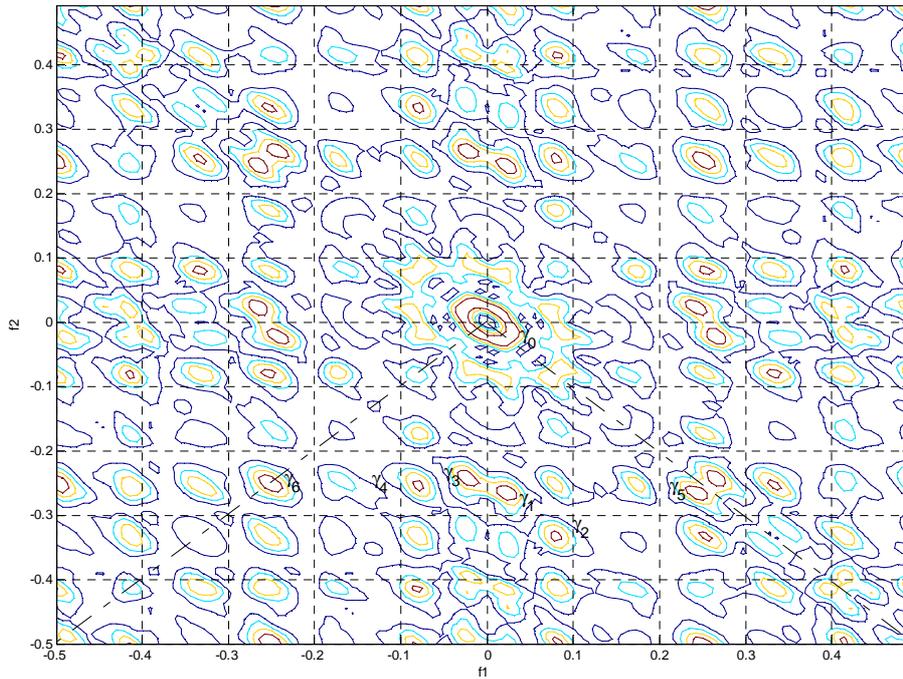


Figure 5.19. Bispectre des séries ST-QT pour un cas pathologique

5.5.2.c) L'interaction QT-RR

Les résultats illustrés dans les figures 5.20, 5.21, et 5.22 montrent le bispectre des séries QT, RR, et QT-RR respectivement d'un cas normal (enregistrement 100).

Le bispectre de la série RR illustré dans la figure 5.20 montre deux pics $\alpha_0(0.05,0.1)$ et $\alpha_1(0.05,0.05)$. Les mêmes résultats sont obtenus pour la série QT (figure 5.21) et pour la série QT-RR (figure 5.22) ce qui signifie que l'interaction entre les deux séries est linéaire.

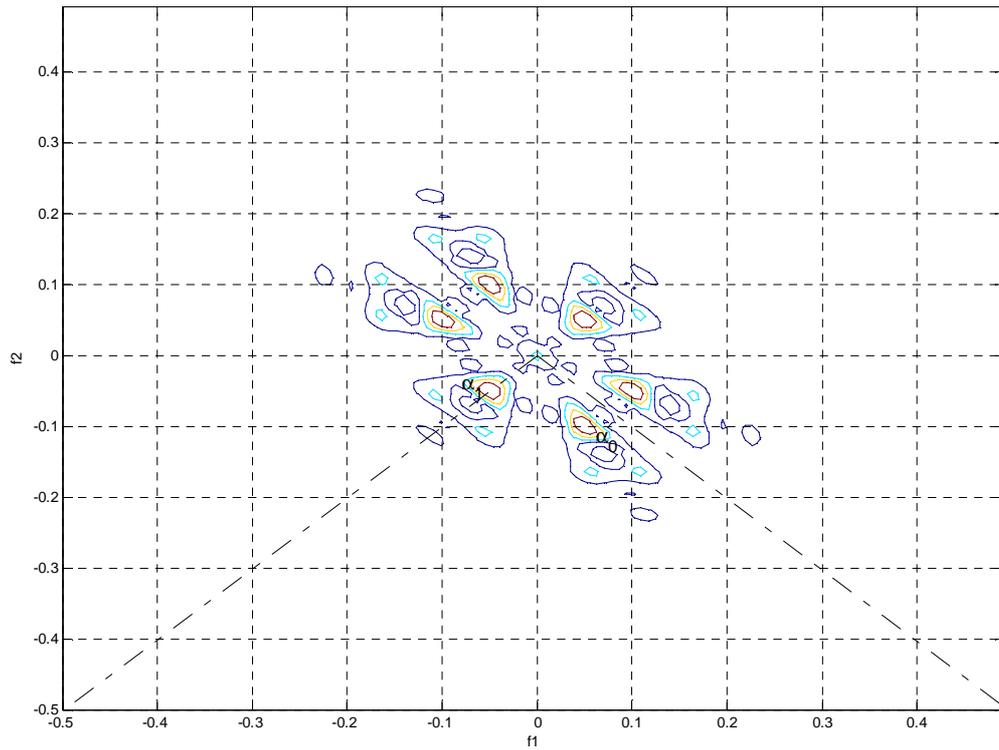


Figure 5.20 Bispectre des séries RR pour un cas normal

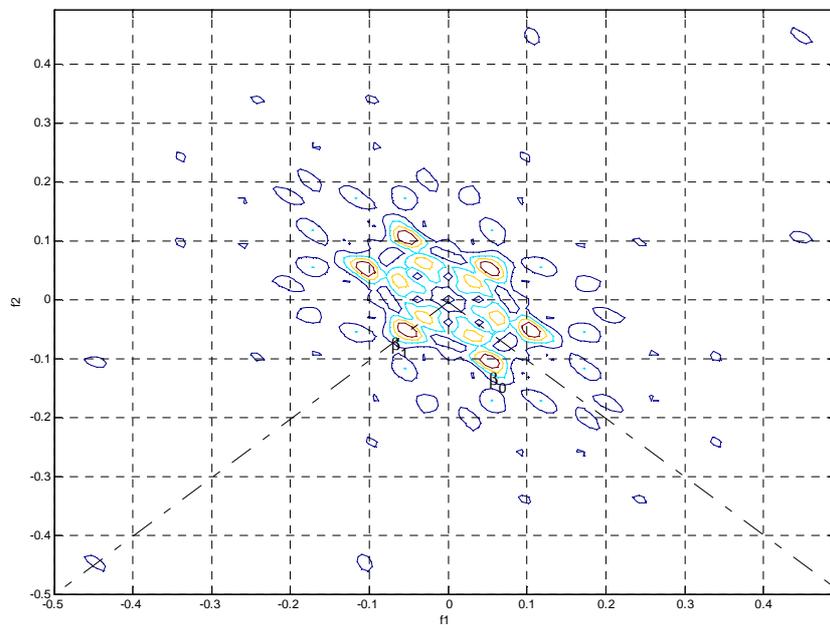


Figure 5.21 Bispectre des séries QT pour un cas normal

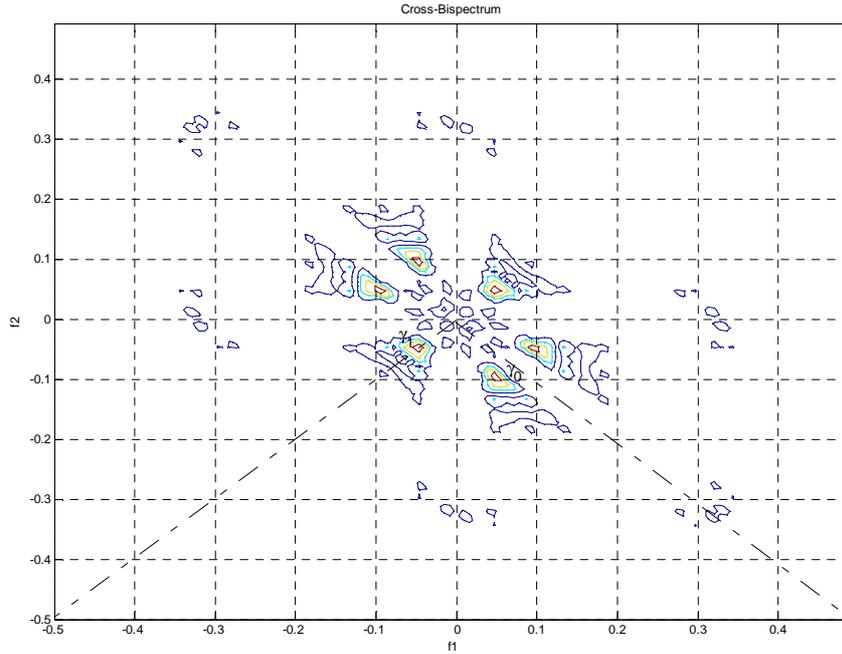


Figure 5.22 Bispectre des séries QT-RR pour un cas normal

La figure 5.23 montre le bispectre de la série QT pour l'enregistrement 119 qui représente un QT long. Elle montre 5 pics prédominants $\alpha_0(0.03,0.07)$, $\alpha_2(0.03,0.33)$, et $\alpha_3(0.03,0.30)$ et $\alpha_4(0.3,0.32)$ et deux fréquences quadratiquement couplées $\alpha_1(0.04,0.04)$ et $\alpha_5(0.33,0.33)$. La fréquence 0.33 Hz représente l'interaction non linéaire des deux fréquences 0.03 et 0.30 car elle représente la somme des deux.

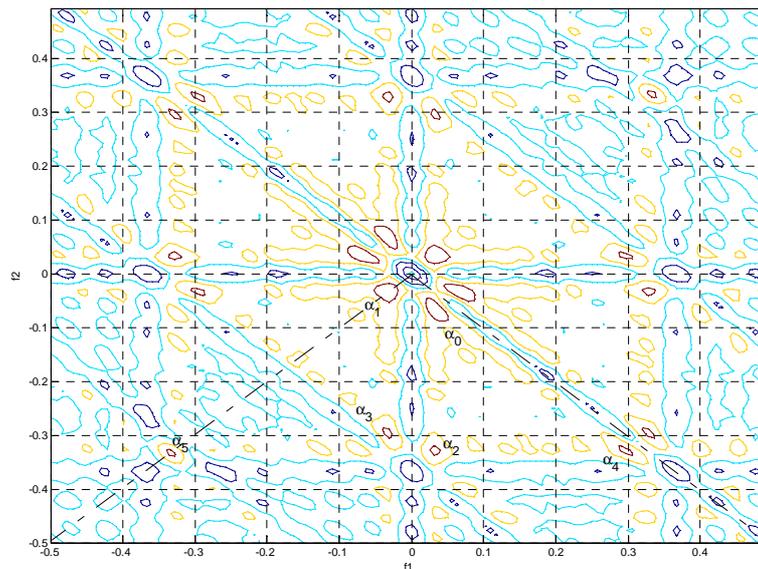


Figure 5.23 Bispectre des séries QT pour un cas pathologique (enregistrement 119)

La figure 5.23 montre le bispectre de la série RR pour l'enregistrement (119). Elle montre 5 pics prédominants $\beta_0(0.03, 0.07)$, $\beta_1(0.03, 0.03)$, $\beta_2(0.03, 0.35)$, $\beta_3(0.03, 0.33)$ et $\beta_5(0.35, 0.35)$ et deux fréquences β_1 et β_5 quadratiquement doublée. La fréquence 0.35 est la phase quadratique de l'interaction des deux fréquences 0.03 et 0.33 Hz, ce qui signifie que la série RR dans ce cas-là est non linéaire.

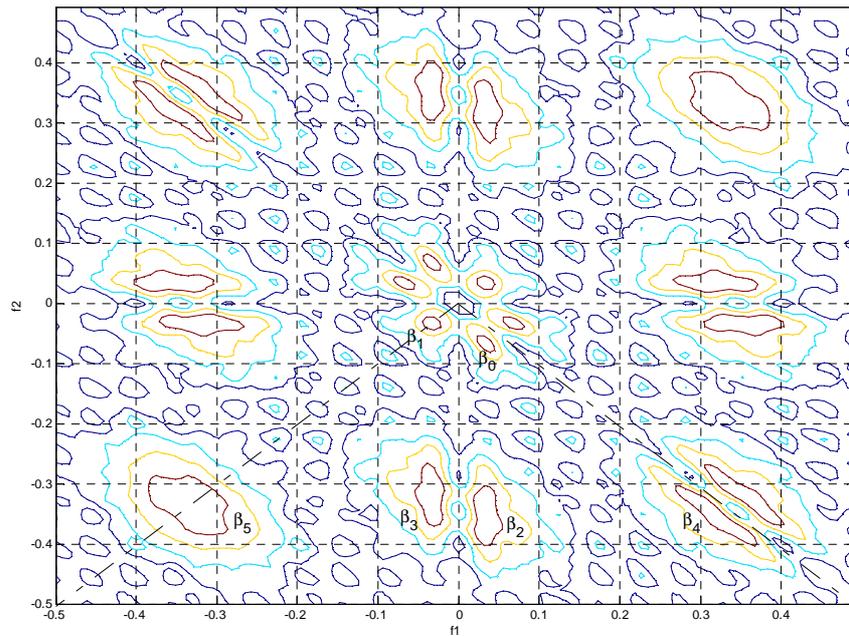


Figure 5.24 Bispectre des séries RR pour un cas pathologique (enregistrement 119)

La figure 5.25 illustre le bispectre de la série QT_RR. Elle montre 5 pics prédominants $\gamma_0(0, 0.11)$, $\gamma_1(0.11, 0.11)$, $\gamma_2(0.1, 0.4)$, $\gamma_3(0.1, 0.5)$, $\gamma_4(0.4, 0.5)$. D'une part la fréquence 0.5 représente l'interaction entre les deux fréquences 0.1 Hz et 0.4 Hz ($0.1+0.4$) qui apparaissent dans les deux séries QT et RR, d'autre part la fréquence 0.1 Hz représente l'interaction entre les deux fréquences 0.3 et 0.07 Hz ($0.03+0.07$) ce qui implique que la série QT- RR est non linéaire. Par conséquent l'interaction entre les deux séries QT et RR est non linéaire.

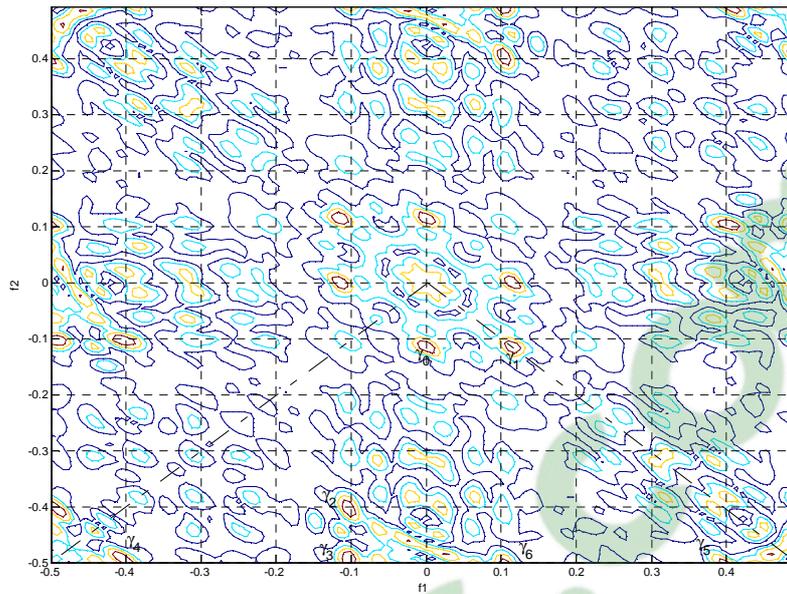


Figure 5.25 Bispectre des séries QT-RR pour un cas pathologique (enregistrement 119).

Conclusion

Une identification des séries PR, QRS ; QT, ST ; QT, et RR a été faite en utilisant le modèle non linéaire d'Hammerstein. En combinant deux séries, il était possible d'étudier le signal résultant, d'étudier la nature de la relation de l'un des signaux sur l'autre et de quantifier l'interaction existante entre eux en utilisant une analyse bispectrale. Ce modèle confirme l'importance du couplage de la dynamique entre deux signaux. Les résultats obtenus montrent qu'il y a une relation linéaire entre les deux séries dans les cas normaux et dans quelques cas pathologiques. Par contre une relation non linéaire est trouvée entre eux dans la majorité des cas pathologiques, et spécialement dans les cas qui présentent différents battements cardiaques.

Le chapitre suivant présente une autre méthode de modélisation et d'analyse.

Mesure de la synchronisation non linéaire à travers le modèle de Wiener

6.1. Introduction

De nombreuses caractéristiques des signaux ECG ne peuvent pas être extraites par les méthodes linéaires, comme la synchronisation des signaux. Elle peut être déterminée en utilisant des mesures non linéaires et des modèles non linéaires de modélisation qui nous permettent de donner une meilleure identification que celle obtenue avec les modèles linéaires.

Dans ce chapitre, deux algorithmes ont été implémentés et appliqués sur les séries QT-RR, QT-ST, et QRS-PR. Le premier algorithme correspond à une modélisation par le modèle de Wiener d'une série en utilisant une autre série comme une entrée exogène, cependant le deuxième algorithme correspond à une mesure non linéaire de synchronisation entre deux intervalles, en fait une bonne synchronisation reflète une forte interdépendance.

La première application de ces deux algorithmes a été faite sur l'intervalle QT qui représente la dépolarisation et la repolarisation des ventricules et l'intervalle ST qui représente la dépolarisation du ventricule. Cette application était faite dans des cas de bloc de branche qui représente un trouble de la conduction cardiaque dont le blocage est situé sur une des branches du faisceau de His au niveau des ventricules cardiaques. En fait et comme il a été déjà mentionné dans l'introduction générale et dans le chapitre 1, quand une branche est lésée, par exemple au cours d'un infarctus du myocarde ou à cause d'une cardiopathie sous-jacente, elle peut cesser de fonctionner normalement. Cela entraîne une modification de la conduction de l'activité électrique cardiaque : l'impulsion électrique ne pouvant plus se propager le long de la branche lésée, elle va le faire au travers des fibres myocardiques, nouveau trajet qui non seulement ralentit les impulsions électriques mais change leur direction.

En conséquence, la capacité des ventricules à pomper efficacement le sang est détérioré et la quantité de sang éjecté par les ventricules est réduite. Le signal ECG montre un élargissement des complexes QRS (à 0,12 seconde ou plus) lorsque le bloc est complet et des complexes QRS fins lorsqu'il est incomplet [Qui'00], ce qui influe sur l'intervalle ST.

Dans ce travail, il a été montré avec trois groupes typiques de signal ECG comment la mesure non linéaire d'interdépendance peut extraire l'information difficile à obtenir par un examen visuel ou une analyse linéaire et classique.

Deux mesures de synchronisation ont été réalisées; une est linéaire correspondant à la fonction de corrélation et la fonction de cohérence, et l'autre est non linéaire multi-variée correspondant aux différentes mesures de l'interdépendance non linéaire telles, les paramètres S, H, et N. Ces dernières mesures sont calculées pour les deux signaux en utilisant l'analyse multi-variée d'une part, et à travers le modèle de Wiener multivarié d'autre part. L'algorithme a été aussi appliqué sur les séries QT-RR et QRS-PR.

6.2. Identification par le modèle de Wiener

La figure 6.1 décrit la structure du modèle non linéaire de Wiener multivarié. Il est exprimé par l'équation (6.1) ci-dessous.

$$x_y(t) = f(x(t)) + y(t - \tau) \quad (6.1)$$

Où $x_y(t)$ est le signal résultant de l'identification.

x est le signal d'entrée à modéliser et y est le signal perturbant ou le signal exogène.

τ est le temps de retard de signal y par rapport à x . Le signal y lié à x (x_y) est exprimé par l'équation (6.2).

$$y_x = f(y(t)) + x(t + \tau) \quad (6.2)$$

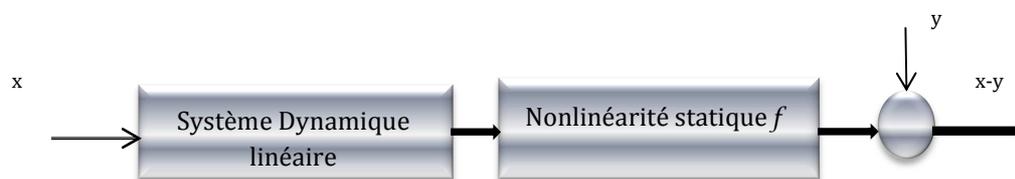


Figure 6.1. Structure de modèle Wiener multivarié.

6.3 Synchronisation

La synchronisation des systèmes oscillatoires a été largement étudiée mais ce n'est que récemment que la synchronisation entre les mouvements chaotiques a reçu une attention.

Une de ces applications est l'étude des signaux ECG, où le phénomène de la synchronisation est de plus reconnu comme un élément clé pour établir la communication entre les différentes cavités du cœur, dans des cas normaux et des cas pathologiques.

Dans ce qui suit nous allons décrire la notion de synchronisation dans un sens très large. Ainsi, elle est plus ou moins synonyme de l'interdépendance ou la Corrélation forte.

6.3.1. Mesures linéaires de synchronisation [Per'05]

Supposons que nous avons deux séries temporelles discrètes uni-variées x_n et y_n , $n = 1 \dots N$. La mesure de leur synchronisation la plus couramment utilisée est la fonction de corrélation définie par l'équation (6.3).

$$C_{xy}(\tau) = \frac{1}{N-\tau} \sum_{i=1}^{N-\tau} \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} \right) \left(\frac{y_{i+\tau} - \bar{y}}{\sigma_y} \right) \quad (6.3)$$

Où \bar{x} et σ_x représentent la moyenne et la variance, et τ est le temps de retard. La corrélation donne une mesure de synchronisation linéaire entre x et y . Sa valeur absolue est comprise entre zéro (pas de synchronisation) et 1 (synchronisation maximale) et elle est symétrique. $C_{xy}(\tau) = C_{yx}(\tau)$.

Le spectre de la corrélation est défini comme étant la transformée de Fourier (TF) de la fonction de corrélation ou, par l'intermédiaire du théorème de convolution de Fourier. Elle est exprimée par l'équation (6.4).

$$C_{xy}(\omega) = F_x(\omega)F_y^*(\omega) \quad (6.4)$$

Où F_x est la TF de x , ω est la fréquence discrète $(-\frac{N}{2} < \omega < \frac{N}{2})$, et * signifie le conjugué de F_y .

La normalisation en amplitude de spectre de corrélation $\langle C_{xy}(\omega) \rangle$ s'appelle la fonction de cohérence. Elle est exprimée par l'équation (6.5).

$$\Gamma_{xy}(\omega) = \frac{|\langle C_{xy}(\omega) \rangle|}{\sqrt{\langle C_{xx}(\omega) \rangle} \sqrt{\langle C_{yy}(\omega) \rangle}} \quad (6.5)$$

La fonction de cohérence donne une mesure de la synchronisation linéaire entre X et Y en fonction de la fréquence ω . Cette mesure est très utile lorsque la synchronisation est limitée à

une certaine bande de fréquence particulière, comme il est généralement le cas dans les signaux ECG.

6.3.2 Interdépendances non linéaires [Per'05]

A partir des deux séries temporelles x et y (figure 6.2), on peut définir le vecteur de retard, $x_n = (x_n, \dots, x_{n-(m-1)\tau})$ et $y_n = (y_n, \dots, y_{n-(m-1)\tau})$ où $n = 1, \dots, N$, m est la dimension d'intégration et τ est le temps de retard.

$r_{n,j}$ et $s_{n,j}$, $j = 1, \dots, K$ sont les indices de temps des voisins k les plus proches de x_n et y_n , respectivement.

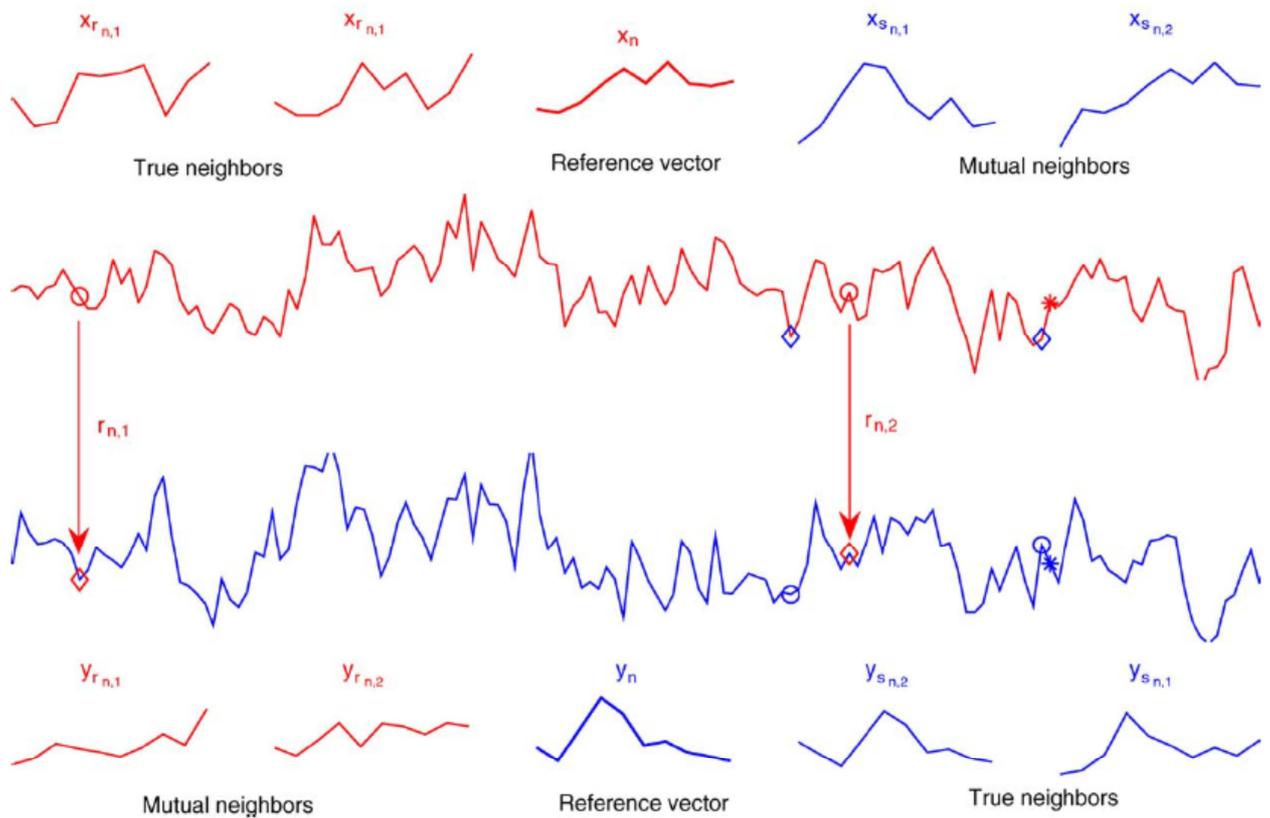


Figure 6.2 Concept des voisins les plus proches [Per'05]

Pour chaque x_n , la moyenne quadratique de la distance Euclidienne à ces voisins k est donnée par l'équation (6.6).

$$R_n^{(k)}(x) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (x_n - x_{r_{n,j}})^2 \quad (6.6)$$

La moyenne quadratique $R_n^{(k)}$ de la distance euclidienne conditionnée y est définie par le remplacement des voisins les plus proches par le temps égal aux partenaires des plus proches voisins de y_n . Pour plus de détail voir [Per'05].

$$R_n^{(k)}(x|y) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (x_n - x_{s_{n,j}})^2 \quad (6.7)$$

Si le nuage de points $\{x_n\}$ à une moyenne quadratique:

$R(x) = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{n=1}^N R_n^{(N-1)}(x)$, alors $R_n^{(k)}(x|y) \approx R_n^{(k)}(x) \ll R(x)$ si les systèmes sont fortement corrélés, tandis que $R_n^{(k)}(x|y) \approx R(x) \gg R_n^{(k)}(x)$, s'ils sont indépendants.

En conséquence, on peut définir une mesure de l'interdépendance $s^{(k)}(x|y)$ par l'équation (6.8).

$$s^{(k)}(x|y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{R_n^{(k)}(x)}{R_n^{(k)}(x|y)} \quad (6.8)$$

Sachant que $R_n^{(k)}(x|y) \geq R_n^{(k)}(x)$, ce qui implique que:

$$0 < s^{(k)}(x|y) \leq 1 \quad (6.9)$$

Les faibles valeurs de $s^{(k)}(x|y)$ indiquent l'indépendance entre x et y , alors que les grandes valeurs indiquent une synchronisation maximale quand $s^{(k)}(x|y)$ tend vers 1.

On peut définir une autre mesure non linéaire d'interdépendance : $H^{(k)}(x|y)$ par l'équation (6.10).

$$H^{(k)}(X|Y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log \frac{R_n^{(k)}(X)}{R_n^{(k)}(X|Y)} \quad (6.10)$$

Ceci est nul si x et y sont complètement indépendants, alors qu'elle est positive si la proximité dans y implique également la proximité dans x pour un partenaire de temps égal.

Elle serait négative si les paires proches en y correspondraient principalement à des paires éloignées dans x . Ceci est peu probable, mais pas impossible. Par conséquent $H^{(k)}(X|Y)=0$ suggère que x et y sont indépendants. Ce dernier est strictement positif chaque fois que x et y ne sont pas totalement indépendants.

Dans une étude précédente avec les systèmes chaotiques couplés [Qui'02], H était plus robuste contre le bruit et plus facile à interpréter que S , mais avec l'inconvénient qu'il n'est

pas normalisé. Par conséquent, ils ont [Qui'02] proposé une nouvelle mesure $N(X|Y)$ en utilisant aussi un moyen différent.

$$N^{(k)}(X|Y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{R_n(x) - R_n^{(k)}(X|Y)}{R_n(x)} \quad (6.11)$$

Les interdépendances opposés $S(Y|X)$, $H(Y|X)$, et $N(Y|X)$ sont définis par analogie complète et ils ne sont en général pas égaux à $S(X|Y)$, $H(X|Y)$, et $N(X|Y)$, respectivement. L'asymétrie de S , H , et N est le principal avantage sur d'autres mesures non linéaires telles que l'information mutuelle et les synchronisations de phase [Per +05].

Les paramètres $S(x/y)$, $H(x/y)$, $N(x/y)$ sont aussi calculés en utilisant le résultat d'identification de signal x_y et y_x obtenus par le modèle de Wiener multivarié qu'on note S_1, H_1 , et N_1 respectivement. Ils sont donnés par les équations (6.12), (6.13), et (6.14) [Baa''''14].

$$S_1^{(k)}(x|y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{R_n^{(k)}(x)}{R_n'^{(k)}(x|y)} \quad (6.12)$$

$$\text{Où } R_n'^{(k)}(x|y) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k ((x-y)_n - (x-y)_{r_{n,j}})^2$$

$$H_1^{(k)}(x|y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log \frac{R_n^{(k)}(x)}{R_n'^{(k)}(x|y)} \quad (6.13)$$

$$N_1'^{(k)}(x|y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{R_n(x) - R_n'^{(k)}(x|y)}{R_n(x)} \quad (6.14)$$

Les paramètres $S_1^{(k)}(y|x)$, $H_1^{(k)}(y|x)$, $N_1^{(k)}(y|x)$ peuvent être calculés de la même manière.

6.4 Analyse de l'interaction QT-ST, QT-RR, QRS-PR

L'algorithme proposé a été implémenté et appliqué sur les intervalles QT, ST, et QT-ST, QT-RR, et QT-RR, PR, le complexe QRS, et QRS-PR.

6.4.1 L'interaction QT-ST [Baa''''14]

Les figures (6.3. A), (6.3.B), et (6.3.C) montrent les intervalles QT et ST pour un cas normal (enregistrement 101), un bloc de branche incomplet (enregistrement 222), et un bloc de branche complet (enregistrement 118) respectivement.

La figure (6.3.A) montre les signaux représentant les intervalles QT et ST respectivement et le temps de retard τ entre les deux intervalles pour un cas normal (enregistrement 101),

tandis que les figures (6.3.B) et (6.3.C) représentent des cas pathologiques ; un bloc de branche incomplet BBI (enregistrement 222) et un bloc de branche complet BBC (enregistrement 118) respectivement. Ce problème semble facile mais il est compliqué, comme nous le verrons ultérieurement.

Pour cette analyse vingt-deux enregistrements ont été utilisés, dont treize enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112,113, 115,116,117, 121, 122,230 et 234): groupe A, trois enregistrements représentent des cas pathologiques ; bloc de branche incomplet (222, 231, et 232): groupe B, et six enregistrements des cas pathologiques ; bloc de branche complet (109, 111, 118, 124, 207, et 214) : groupe C.

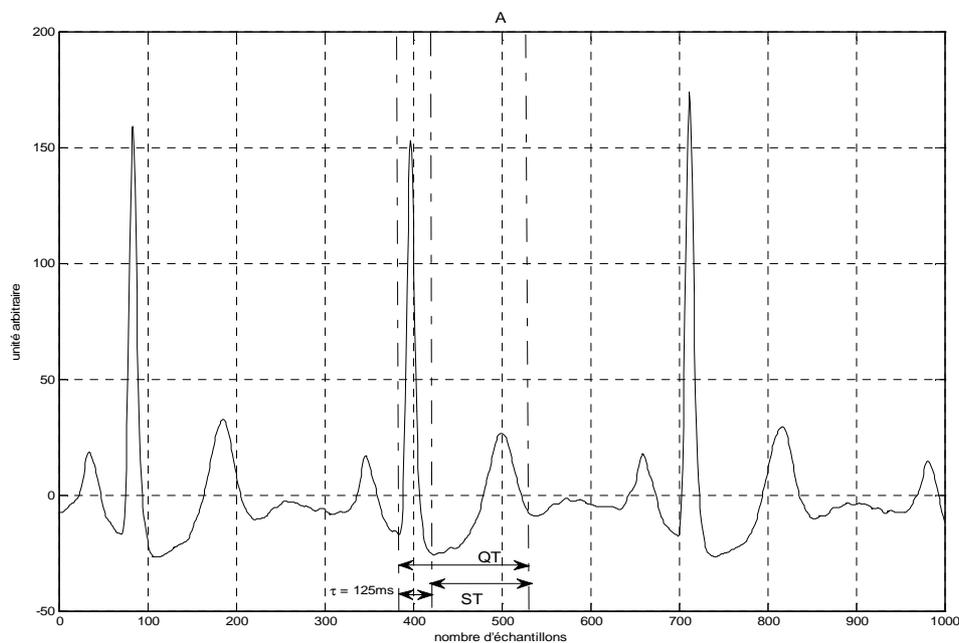


Figure 6.3. Les séries QT et ST, A : un cas normal (enregistrement 101), B : un cas pathologique, bloc de branche incomplet (enregistrement 222), C : un bloc de branche complet, (enregistrement 118).

(Continue)

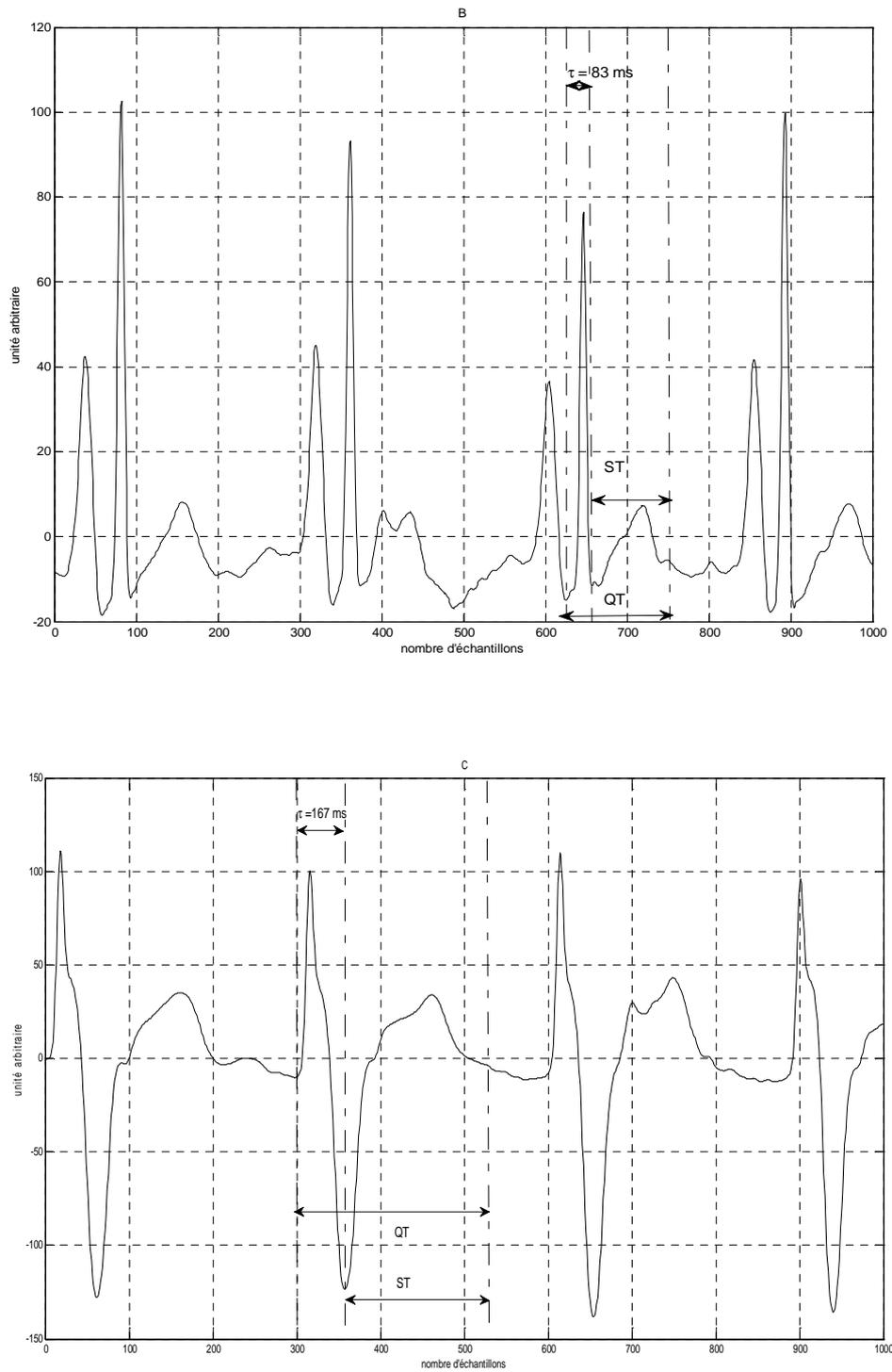


Figure 6.3. Les séries QT et ST, A : un cas normal (enregistrement 101), B : un cas pathologique, bloc de branche incomplet (enregistrement 222), C : un bloc de branche complet, (enregistrement 118).

L'analyse des groupes B et C, qui représentent tous les deux un bloc de branche, ne donnent pas les mêmes résultats, en fait dans le groupe C nous remarquons que le temps de retard est différent des deux autres exemples.

Dans le groupe A le temps de retard est égal à 125 ms, et il est de 83 ms dans le groupe B, cependant dans le groupe C il est de 167 ms.

Le groupe B est mieux synchronisé que le groupe C. (autrement dit que dans le groupe B il y a une repolarisation précoce, et dans le groupe C il y a une repolarisation retardé par rapport au cas normal).

Pour interpréter ces observations, le degré d'interdépendance à travers l'analyse de synchronisation a été calculé. Les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux 6.1 et 6.2.

Exemple	C_{xy}	Γ_{xy}	$S(x y)$	$S(y x)$	$H(x y)$	$H(y x)$	$N(x y)$	$N(y x)$
A	0.528	0.97	0.523	0.5151	0.3673	0.3513	0.3636	0.3350
B	0.553	0.74	0.6286	0.502	1.0627	1.0822	0.4995	0.554
C	0.305	0.49	0.3823	0.32	0.3022	0.2365	0.2021	0.2484

Tableau 6.1. Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x|y)$, $S(y|x)$, $H(x|y)$, $H(y|x)$, $N(x|y)$, $N(y|x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires) (Séries QT-ST).

Exemple	$S_1(x y)$	$S_1(y x)$	$H_1(x y)$	$H_1(y x)$	$N_1(x y)$	$N_1(y x)$
A	0.6454	0.52	0.884	0.893	0.6154	0.58
B	0.8022	0.9365	1.0627	1.0822	0.7022	0.6765
C	0.3721	0.184	0.5495	0.554	0.2021	0.2484

Tableau 6.2. Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x|y)$, $S_1(y|x)$, $H_1(x|y)$, $H_1(y|x)$, $N_1(x|y)$, $N_1(y|x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener) (Séries QT-ST)

-Mesures linéaires [Baa''''14]

La deuxième colonne de tableau 6.1, montre les valeurs de corrélation des trois exemples. Pour mieux interpréter les résultats obtenus, la fonction de corrélation pour chaque cas a été tracée en fonction de temps (figure 6.4). Il est important de noter que les valeurs de corrélation de (B > A > C). Cependant la différence entre les cas A et B est relativement petite.

La fonction de cohérence illustrée dans la figure 6.5 montre les résultats obtenus pour les trois cas. On remarque clairement que la fonction de cohérence montre des interactions significatives dans la bande de fréquence de 0 à 3 Hz. Les exemples A et B donnent des informations identiques dans les bandes fréquentielles [0-0.7] Hz, et [1.5 - 2.2] Hz, et autour de la fréquence 2.8 Hz, où la distinction entre les cas A et B est impossible. D'autre part, le cas C montre des valeurs moins significatives. En effet elle montre des valeurs < 0.5 , ce qui montre que la cohérence entre eux est faible ou nulle, ce qui nous conduit à conclure que la relation entre les intervalles QT et ST est faible.

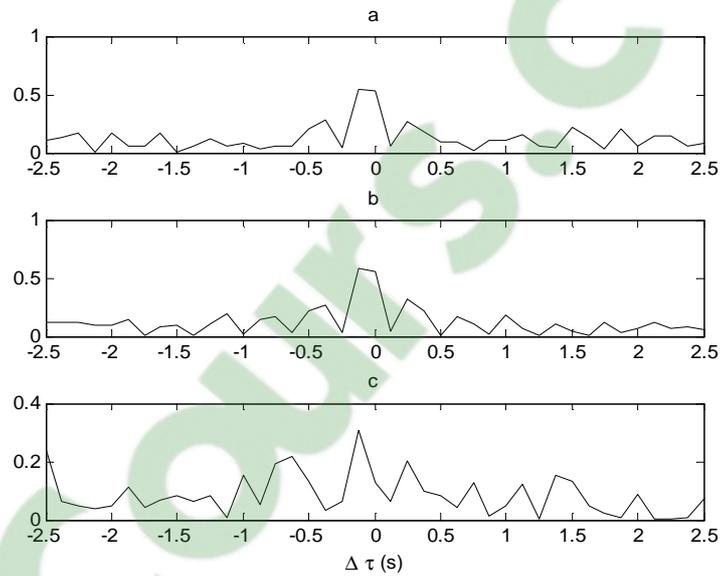


Figure 6.4. Fonction de corrélation pour ; a) un cas normal : groupe A, b) un bloc de branche incomplet : groupe B, c) un bloc de branche complet : groupe C.

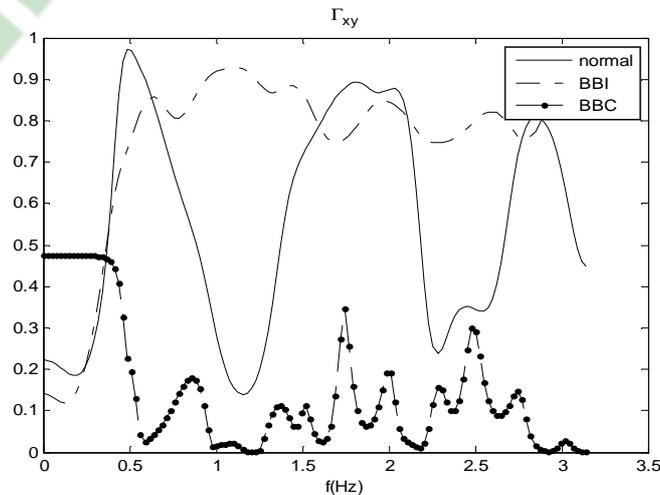


Figure 6.5. Fonction de cohérence pour un cas normal, un bloc de branche incomplet (BBI), un bloc de branche complet (BBC).

- *Mesures non linéaires*

Nous allons d'abord discuter les résultats obtenus par des mesures non linéaires H et N illustrés dans le tableau 6.1, notés dans les colonnes 6-7, et 8-9 respectivement.

Pour les deux mesures, le groupe B à une synchronisation plus élevée à cause de la présence d'un temps de retard court ($\tau = 83 \text{ ms}$) entre les deux signaux dû à une synchronisation précoce ou bien une repolarisation précoce des ventricules ; alors que le groupe C à une valeur beaucoup plus faible suite à un long temps de retard entre les deux signaux ($\tau = 167 \text{ ms}$) qui est interprété par une synchronisation retardée ou une repolarisation retardée des ventricules.

La synchronisation du groupe A est comprise entre ces valeurs. Donc, il est intéressant de remarquer que les mesures de l'interdépendance non linéaires montrent que le groupe A est plus synchronisé que celui de groupe C mais inférieur à celui de B.

Comme il est indiqué dans la figure 6.6 nous avons aussi tracé les deux mesures de synchronisation non linéaires $H(x \setminus y)$, $N(x \setminus y)$, et $H(y \setminus x)$, $N(y \setminus x)$, en fonction du temps.

En fait, avec les paramètres H et N les niveaux de synchronisation des trois cas sont clairement séparés, tandis que la corrélation ne distingue pas entre les deux cas A et B. En effet, les mesures non linéaires sont capables de séparer les trois exemples et elles sont très sensibles en comparaison avec celles de mesures linéaires.

Nous observons aussi une certaine asymétrie dans H et N. Cela pourrait suggérer que l'un des signaux entraîne l'autre.

Le cas de la mesure de la synchronisation S est tout à fait différent. Comme on le voit sur la Figure 6.6, dans le cas B et C il existe une asymétrie nette entre les deux intervalles, même pour les grandes valeurs du temps de retard. En outre, la ligne de base pour les trois exemples est comprise entre 0.07 et 0,22 et pas zéro comme c'est le cas avec H et N. Ainsi, les asymétries observées dans les groupes B et C reflètent plus les propriétés individuelles de chaque signal et la non linéarité entre les deux signaux plutôt que d'un phénomène de synchronisation. Néanmoins, H a été nettement plus robuste à ces cas.

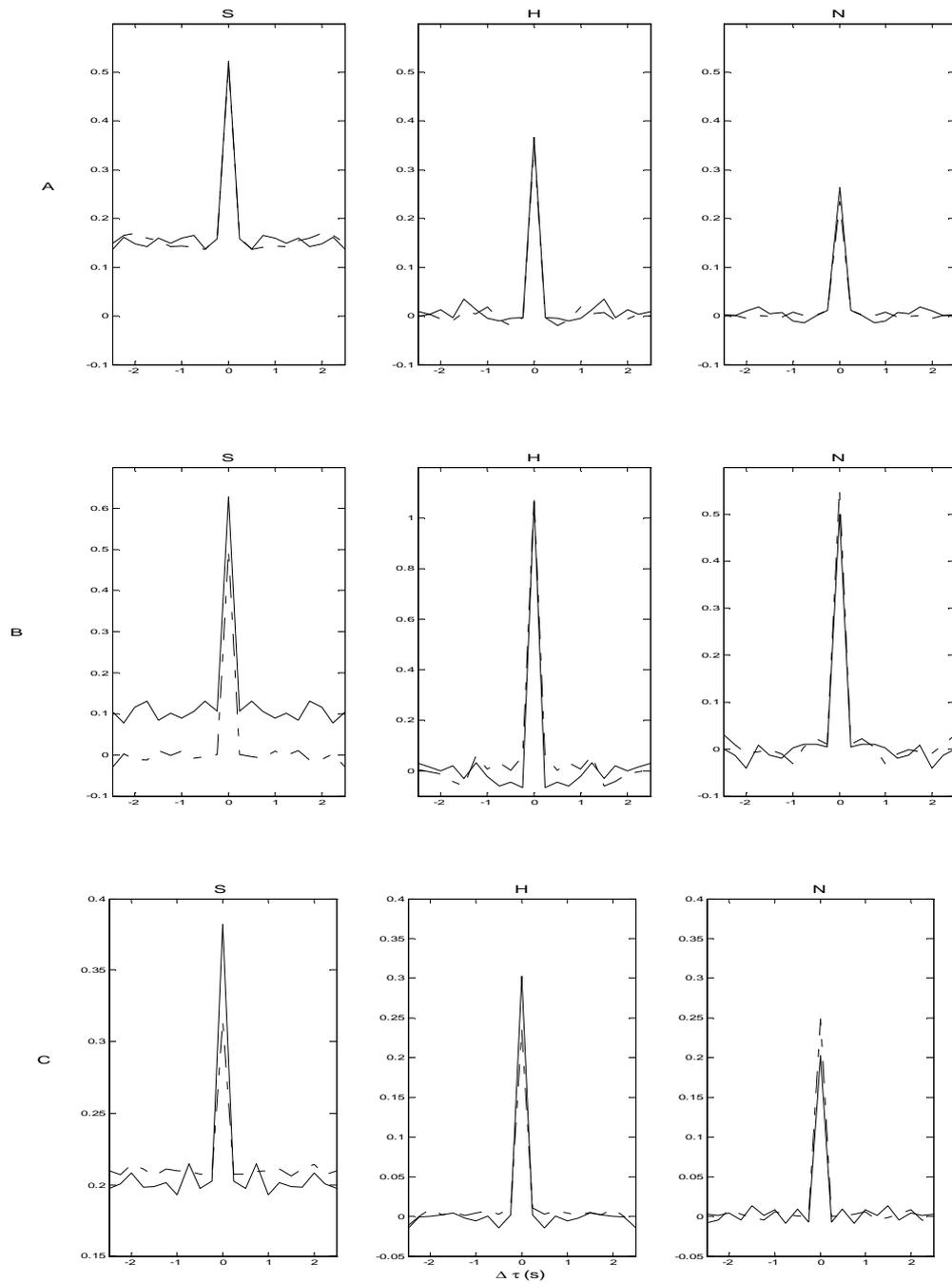


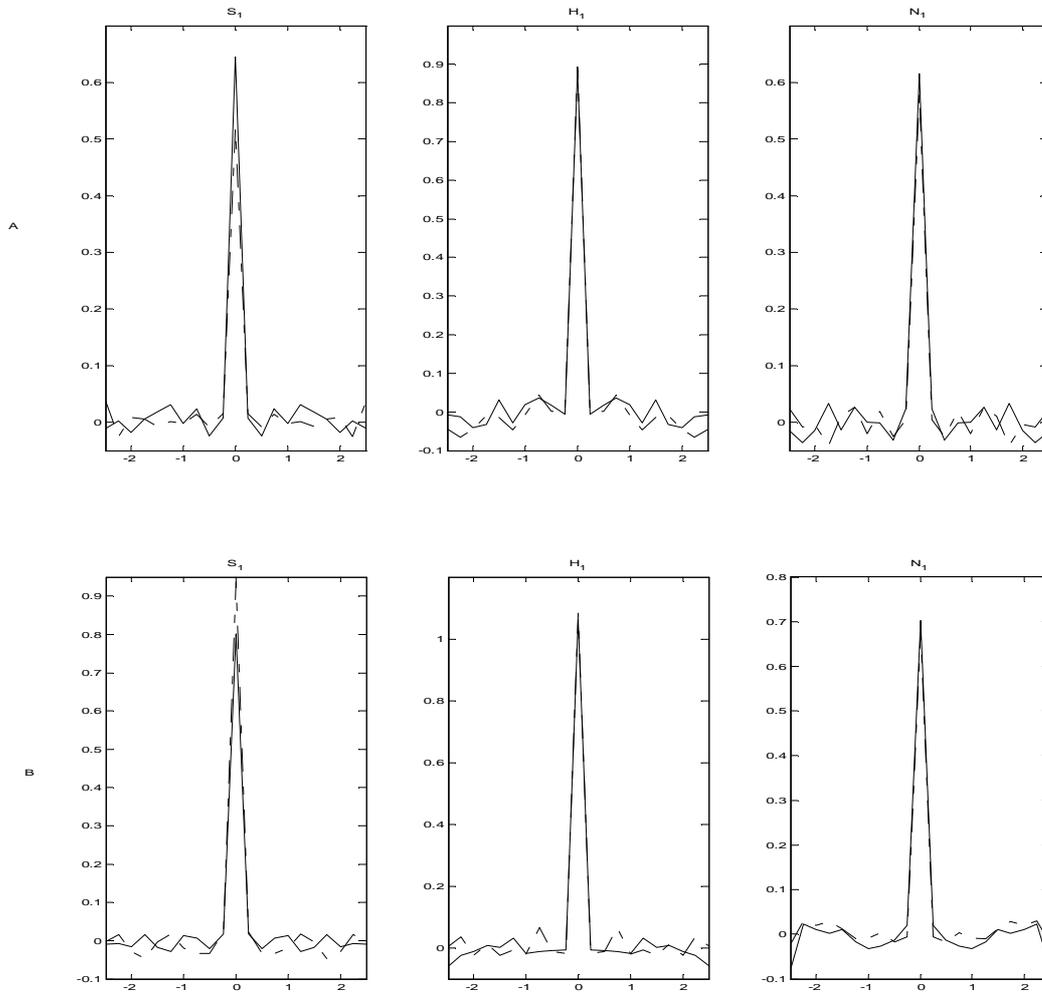
Figure 6.6. Interdépendances non linéaires S, H, N pour QT/ST (trait continu), et ST/QT (trait discontinu)

La figure 6.7 montre les paramètres S_1 , H_1 , N_1 pour les trois cas, il est clair que la différence entre eux est grande. La synchronisation est trop élevée dans le groupe B et atteint une valeur supérieure à 0.7, et faible dans le cas C. Aussi il y a une asymétrie nette par rapport aux résultats obtenus précédemment, ce qui indique que même dans le groupe A



l'un des signaux entraîne l'autre. Dans le cas C, l'asymétrie est plus claire ce qui nous permet de suggérer que plus le temps de retard est long plus l'asymétrie est claire.

Contrairement aux résultats précédents, la ligne de base de S_1 en utilisant le modèle multivarié de Wiener reste à zéro.



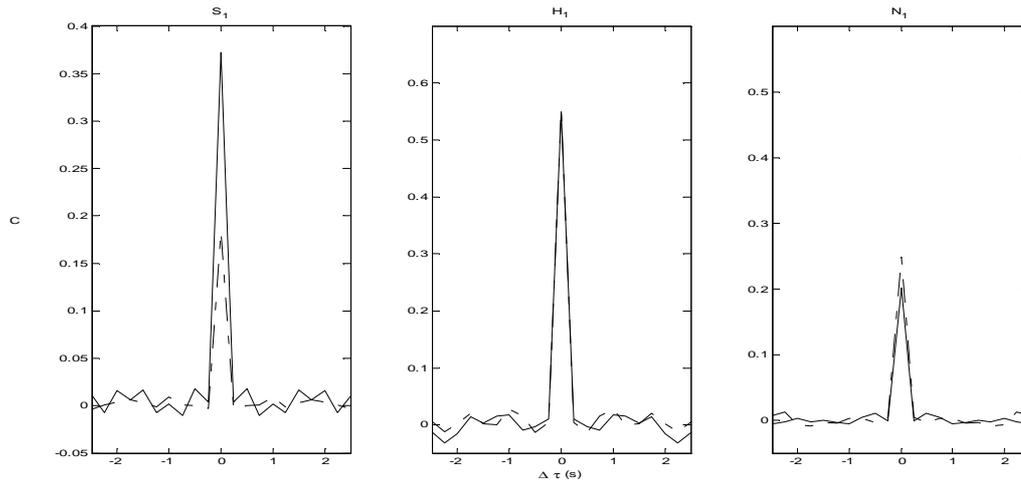


Figure 6.7. Interdépendances non linéaires de QT/ST (trait continu) et ST/QT (trait discontinu) pour les trois groupes en utilisant le modèle de Wiener multivarié.

6.4.2 L'intervalle QT-RR

Les différentes mesures de synchronisation ont été aussi appliqués sur les signaux QT, RR, et QT-RR afin d'évaluer et de quantifier l'éventuelle corrélation existante entre eux. Trois groupes sont utilisés, le groupe A représente des cas normaux, le groupe B représente des intervalles QT longs et le groupe C représente un intervalle QT court. Les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux 6.3 et 6.4.

Vingt-huit enregistrements de la base de données ont été utilisés ; onze enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 112, 113, 115, 117, 121, 122, 123, et 234), dix enregistrements représentent un intervalle QT long (102, 111, 119, 200, 203, 208, 213, 217, 230, 231), et sept enregistrements représentent des cas des intervalles QT courts (106, 108, 124, 201, 219, 222, 232).

Les mesures linéaires (la fonction de corrélation et la fonction de cohérence) montrent que la corrélation est plus élevée dans le groupe B (enregistrement 208) qui représente un QT long cela est due au degré d'identification entre le signal QT et le signal RR. En effet l'intervalle QT représente plus du $2/3$ du signal RR qui représente en réalité un cycle complet de signal ECG.

Le groupe C (enregistrement 219) représente les valeurs les moins élevées de la fonction de corrélation et la fonction de cohérence ; cela est dû à l'intervalle QT qui été très court par rapport au signal RR. Dans d'autres cas qui représentent un intervalle QT court on a trouvé

différentes valeurs entre faible et élevées ; cela revient peut être au degré d'identification avec le signal RR

Les mesures non linéaires de synchronisation montrent des valeurs de S, H, et N totalement différentes et insignifiantes entre les différents cas du même groupe et entre les trois groupes eux-mêmes, où on a trouvé des valeurs de paramètres H négatives. Cela est dû aux paires proches en RR qui correspondent à des paires éloignés dans le signal QT dans le premier cycle, cependant dans les autres cycles elles sont totalement différentes, ce qui nous permet de conclure que les mesures linéaires sont plus ou moins significatives dans ces cas-là.

Exemple	C_{xy}	Γ_{xy}	$S(x y)$	$S(y x)$	$H(x y)$	$H(y x)$	$N(x y)$	$N(y x)$
A	0.521	0.702	0.632	0.601	0.1003	0.784	0.454	0.512
B	0.613	0.941	0.588	0.722	-0.256	0.115	0.536	0.527
C	0.523	0.54	0.536	0.617	-0.807	-0.464	0.523	0.292

Tableau 6.3 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x/y)$, $S(y/x)$, $H(x/y)$, $H(y/x)$, $N(x/y)$, $N(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires (QT-RR)).

Exemple	$S_1(x y)$	$S_1(y x)$	$H_1(x y)$	$H_1(y x)$	$N_1(x y)$	$N_1(y x)$
A	0.702	0.491	0.203	0.138	0.232	0.208
B	0.498	0.684	0.617	-0.512	0.42	0.15
C	0.636	0.223	0.39	0.048	0.401	0.309

Tableau 6.4. Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x/y)$, $S_1(y/x)$, $H_1(x/y)$, $H_1(y/x)$, $N_1(x/y)$, $N_1(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener) (QT-RR).

6.4.3 L'intervalle QRS-PR

Une fois l'identification de la série QRS à travers le modèle de Wiener a été faite en utilisant le signal PR, l'algorithme proposé a été appliqué sur les signaux QRS, PR, et QRS-PR. deux groupes sont utilisés ; le groupe A représente des cas normaux, et le groupe B représente des cas pathologiques et qui montrent un complexe QRS anormal étroit ou large. Dix-neuf enregistrements ont été utilisés afin d'étudier et de quantifier la nature de la

relation entre eux. Treize enregistrements ont été utilisés comme des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 116, 117, 121, 122, 230, 234) et représentent le groupe A, six enregistrements représentent des cas pathologiques et représentent le groupe B. Les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux 6.5 et 6.6.

Les mesures linéaires montrent des valeurs de corrélation élevées et qui se rapprochent entre elles, ce qui implique que la distinction entre les trois cas est difficile, les mêmes résultats sont obtenus par la fonction de cohérence.

Les valeurs de synchronisation non linéaires donnent des valeurs non significatives, et qui se rapprochent entre elles et la distinction entre les différents cas A, et B est difficile. En effet dans la plus part des cas l'onde Q se superpose sur la fin de l'onde P et par la suite on trouve une synchronisation maximale dans la plus part des cas soit normaux soit pathologiques; cela est dû à deux causes ; soit l'onde Q qui se superpose sur la fin de l'onde P soit à une mauvaise détection des ondes Q et P. Donc malgré une meilleure identification de ces séries, la mesure de synchronisation reste limitée dans ces cas-là car le temps de synchronisation commence presque au même temps et qui revient peut être a une mauvaise détection des ondes Q et P.

	C_{xy}	Γ_{xy}	$S(x y)$	$S(y x)$	$H(x y)$	$H(y x)$	$N(x y)$	$N(y x)$
A	0.863	0.807	0.872	0.841	1.335	1.038	0.735	0.721
B	0.948	0.98	0.866	0.853	1.320	1.112	0.720	0.783

Tableau 6.5 Valeurs de synchronisation pour les trois exemples, C_{xy} : Inter-corrélation ; Γ_{xy} : cohérence : (mesures linéaires), $S(x/y)$, $S(y/x)$, $H(x/y)$, $H(y/x)$, $N(x/y)$, $N(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires) (séries QRS-PR)

Exemple	$S_1(x y)$	$S_1(y x)$	$H_1(x y)$	$H_1(y x)$	$N_1(x y)$	$N_1(y x)$
A	0.818	0.824	1.402	1.351	0.764	0.771
B	0.8022	0.8365	1.205	1.292	0.803	0.664

Tableau 6.6. Valeurs de synchronisation pour les trois exemples: $S_1(x/y)$, $S_1(y/x)$, $H_1(x/y)$, $H_1(y/x)$, $N_1(x/y)$, $N_1(y/x)$: (les paramètres des interdépendances non linéaires en utilisant les résultats obtenus par le modèle de Wiener) (Séries QRS-PR).

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué plusieurs mesures de synchronisation linéaires et non linéaires pour des séries QT, ST ; QT, RR ; et QRS, PR.

Trois cas des signaux QT et ST ont été utilisés, un cas normal, un cas de bloc de branche complet (groupe C), et un cas de bloc de branche incomplet (groupe B). Dans l'analyse linéaire, la fonction de corrélation et la fonction de cohérence ont été utilisées. Elles n'ont pas pu distinguer entre le cas B et le cas A. Cependant en utilisant une mesure non linéaire de synchronisation, la différence entre les trois cas est apparente. Les paramètres S_1 , H_1 , et N_1 qui permettent de mesurer la synchronisation en utilisant le modèle de Wiener, donne aussi de bons résultats, ce qui nous permet de conclure que la méthode non linéaire est plus efficace pour l'étude de synchronisation et pour classifier les différentes pathologies pour les séries QT-ST.

Les résultats obtenus pour les séries QT-RR et PR-QRS ne sont pas satisfaisants malgré de meilleurs résultats d'identification. Cela revient aux paires proches en RR qui correspondent à des paires éloignés dans le signal QT, pour les série QT-RR, et dû au temps de synchronisation qui commence presque au même temps et qui peut être dû à une mauvaise détection des ondes Q et P dans le cas des séries QRS-PR.

Une évaluation de cette méthode et la méthode précédente « l'analyse bispectrale » est présentée dans le chapitre suivant.

Évaluation

7.1 Introduction

Afin d'évaluer les deux algorithmes proposés, une comparaison des résultats obtenus a été faite. Le classifieur KNN (K nearest neighbors classifier) est utilisé afin d'identifier les cas qui représentent des fortes ou de faibles relations entre deux séries. La performance du classifieur est jugée par deux paramètres : La sensibilité (SE) et la spécificité (SP).

La méthode des k plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisé. Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x , la méthode des k plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x , selon une distance à définir.

7.2 Interprétation des résultats

L'algorithme a principalement été validé sur des signaux ECG de la base de données MIT-BIH, cette analyse porte uniquement sur la première voie des enregistrements.

Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau 7.1.

Afin d'étudier la nature de la relation entre les intervalles QT et RR vingt-huit enregistrements ont été utilisés. Onze enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 112, 113, 115, 117, 121, 122, 123, 234), dix enregistrements représentent un intervalle QT long (102, 11, 119, 200, 203, 208, 213, 217, 230, 231), et sept enregistrements représentent un intervalle QT court (106, 108, 124, 201, 219, 222, 232).

Et pour étudier la nature de la relation entre les intervalles QRS et PR dix-neuf enregistrements de la base de données MIT-BIH ont été utilisés. Treize enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 116, 117, 121, 122, 230 et 234), et six enregistrements représentent des cas pathologiques (106, 114, 124, 202, 228, et 231) et qui représentent un complexe QRS anormal. Cependant vingt-deux enregistrements ont été utilisés afin d'évaluer l'interaction QT-ST, dont treize enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 116, 117, 121, 122, 230, et 234), trois

enregistrements représentent un bloc de branche incomplet (222, 231, 232) et six enregistrements représentent un bloc de branche complet (109, 111, 118, 124, 207, et 214).

L'évaluation de ces deux algorithmes dans la détection de la nature de la relation entre deux intervalles est faite à travers deux lois statistiques : la sensibilité (SE) et la spécificité (SP).

$$SE = 1 - \frac{FN}{TP+FN} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7.1)$$

$$SP = 1 - \frac{FP}{TP+FP} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7.2)$$

Tel que :

TP : les vrais positifs (true positive), indique que l'algorithme donne la vraie relation (c.à.d. indique que la relation est non linéaire)

FP : le faux positif (false positive), indique que l'algorithme donne la fausse relation comme une vraie relation (c.à.d. indique qu'une relation linéaire comme une relation non linéaire.

FN : le faux négatif (false negative) Indique que l'algorithme ne donne pas la vraie relation (c. à. d. n'indique pas que la relation est non linéaire).

Comme cela est résumé sur le tableau 7. 1, Il y a une bonne distinction entre les interactions linéaires et les interactions non linéaires en utilisant l'analyse bispectrale.

Il est noté que l'algorithme de la mesure de synchronisation présente des valeurs de sensibilité (SE) et de spécificité (SP) moins élevées que celles obtenus pour l'analyse bispectrale, qui montre un taux de sensibilité qui s'étend entre 89.47 et 95.45 % et un taux de spécificité de 100% dans les trois études. Alors que la mesure de synchronisation présente les valeurs les plus élevées de taux de sensibilité et de spécificité de 100% pour les séries QT-ST. Cependant les valeurs de SE pour les séries QT-RR et QRS-PR égal à 30% et 56,25% respectivement en utilisant la mesure de synchronisation, cela peut être dû aux paires proches en RR qui correspondent à des paires éloignés dans le signal QT, pour les série QT-RR, et dû au temps de synchronisation qui commence presque au même temps et qui peut être dû à une mauvaise détection des ondes Q et P dans le cas des séries QRS-PR.

Les valeurs de SP montrent un taux de 100% pour les trois types des séries, en utilisant l'analyse bispectrale et des valeurs de 54,54%, et 81,81% pour les séries QT-RR, et QRS-PR

respectivement. Ces mauvais résultats de la mesure de synchronisation peuvent être aussi interprétés par une relation fortement non linéaire entre les deux séries.

	QT-RR		QT-ST		QRS-PR	
	bispectre	synchronisation	bispectre	synchronisation	bispectre	synchronisation
TP	27	6	21	22	17	9
FN	1	14	1	0	2	7
FP	0	3	0	0	0	1
TN	0	5	0	0	0	2
SE(%)	96.42	30	95.45	100	89.47	56.25
SP(%)	100	54.54	100	100	100	81.81

Tableau 7.1 évaluation de l'analyse bispectrale et la mesure de synchronisation

Conclusion

Il est largement reconnu que la plupart, si ce n'est pas la quasi-totalité, des signaux cardiaques sont issues de processus générateur de données présentant de fortes non linéarités à cause des pathologies cardiaques ; ce qui nous oblige d'utiliser des modèles non linéaires. Des identifications non linéaires paramétriques ont été présentées brièvement dans cette deuxième partie en précisant les modèles les plus connus, tel le modèle Hammerstein, Wiener, et le modèle d'Hammerstein-Wiener ou Wiener-Hammerstein.

Une identification des séries PR, QRS ; QT, ST ; QT, et RR était faite en utilisant le modèle non linéaire d'Hammerstein et de Wiener afin de combiner deux séries, en vue d'étudier le signal résultant et d'étudier la nature de la relation entre les deux signaux.

Les résultats obtenus pour les séries QT-RR et PR-QRS ne sont pas satisfaisant, malgré les meilleurs résultats d'identification. Ce qui nous permet de conclure que l'analyse bispectrale est plus efficace pour l'étude de la nature de la relation et pour classifier les différentes pathologies.

Références

[Lau'10] Vincent Laurain, « Contributions à l'identification de modèles paramétriques non linéaires. Application à la modélisation de bassins versants ruraux », Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy 1, UFR - Faculté des Sciences et Technologies, École Doctorale IAEM Lorraine, 19 octobre 2010.

[Thi'08] Lamine THIAW, « Identification de systèmes dynamiques non-linéaires par réseaux de neurones et multimodèles », Thèse de doctorat, Ecole Doctorale Sciences et ingénierie : matériaux, modélisation et environnement (SIMME), Université Paris XII, 28 janvier 2008.

[Vol'67] L. Vodovnik, W.J. Crochetiere, and J.B. Reswick. Control of a skeletal joint by electrical stimulation of antagonists. *Medical and Biological Engineering.*, 5:97-109, 1967.

[Gir'02] F. Giri, F.Z. Chaoui, M. Haloua, Y. Rochdi, A. Naital, "Hammerstein model identification", Proceedings of the 10th Mediterranean Conference on Control and Automation - MED2002 Lisbon, Portugal, July 9-12, 2002.

[Eil'11] K. Elleuch and A. Chaari ,Modeling and Identification of Hammerstein System by using Triangular Basis Functions, *World Academy of Science, Engineering and Technology* 51 2011.

[Chu'08] K. C. CHUA, V. CHANDRAN, U. R. ACHARYA and C. M. LIM, Cardiac state diagnosis using higher order spectra of heart rate variability, *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 32, No. 2, March/April 2008, 145 - 155.

[Baa'14] Y. N. Baakek, F. Bereksi Reguig , Z. E. Hadj Slimane, L'interaction Entre le Complexe QRS et l'Intervalle PR en Utilisant l'Analyse Bi-spectrale, La Conférence Internationale sur l'Intelligence Artificielle et les Technologies de l'Information (ICA2IT'14), Ouargla(Algerie), 10-12 Mars 2014.

[Gos'12] Ateke Goshvarpour, Atefeh Goshvarpour, Saeed Rahati, VahidSaadatian, " Bispectrum estimation of electroencephalogram signal during meditation ", *Iran J Psychiatry BehavSci*, Vol 6, No 2, pp 48-54. 2012.

- [Per'05] Ernesto Pereda, Rodrigo QuianQuiroga, Joydeep Bhattacharya, "Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals", *Progress in Neurobiology*, vol 77, 1-37, 2005.
- [Bas'97] Giuseppe Baselli, Alberto Porta, Ornella Rimoldi, Massimo Pagani, and Sergio Cerutti, «Spectral Decomposition in Multichannel Recordings Based on Multivariate Parametric Identification», *IEEE Trans, BME*, VOL. 44, NO. 11, PP. 1092-1101. 1997
- [Div'10] R.DIVERSI, R.GUIDORZI, U.SOVERINI." Identification of ARX and ARARX Models in the Presence of Input and Output Noises", VOL 16/3, pp.242-255. 2010.
- [Bil'89] S. A. Billings, S. Chen, and M. J. Korenberg. Identification of MIMO non-linear systems using a forward-regression orthogonal estimator. *Int. J. of Control*, 49:2157-2189, 1989.
- [Qui'02] R. Quian Quiroga, A. Kraskov, T. Kreuz, and P. Grassberger, Performance of different synchronization measures in real data: A case study on electroencephalographic signals, *Physical Review E*, Volume 65, 041903, 2002.
- [Nik'87] Nikias CL, Raghuveer MR. Bispectrum estimation: a digital signal processing framework. *Proc IEEE* 1987; 75(7): 869-91
- [Nah '04] Eitan Nahshoni, Boris Strasberg, Edgar Adler, Shula Imbar, Jacqueline Sulkes, and Abraham Weizman, "Complexity of the Dynamic QT Variability and RR Variability in Patients With Acute Anterior Wall Myocardial Infarction, A Novel Technique Using A Non-Linear Method", *Journal of Electrocardiology* Vol. 37 No. 3 2004.
- [Pfl] ME Pfliegera, RE Greenblatta, Nonlinear Analysis of Multimodal Dynamic Brain Imaging Data, *International Journal of Bioelectromagnetism* 3(1), Special issue on: Fusion of EEG, MEG and fMR Data.
- [Thi '07] L. Thiaw, K. Madani, R. Malti et G. Sow: Implementation of recurrent multimodels for system identification. In *International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, Angers, France, May 09-12 2007.

[Gh0'11] S. Ghosh¹, S. Maka, Genetic algorithm based NARX model identification for evaluation of insulin sensitivity, *Applied Soft Computing*, Vol 11, Issue 1, Pp 221-226, January 2011.

[Wen'01] Wendling, F, Bartolomei, F., Bellanger, J.J., Chauvel, P., 2001. Interpretation of inter dependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the EEG. *Clin. Neurophysiol.* 112, 1201-1218.

[Baa''14] Y. N. Baakek , F. Bereksi Reguig , Z. E. Hadj Slimane, Analyse des intervalles QT et ST à travers la mesure de la synchronisation et le modèle de Wiener , *International Conference on Embedded Systems in Telecommunications and Instrumentation (ICESTI'14)*, October 27-29, 2014 Annaba (Algeria).

Troisième partie

Analyse du signal
électrocardiogramme par
les modèles Hybrides

Analyse du signal électrocardiogramme par le modèle NARMAX

8.1. Introduction

Le but d'extraire les informations linéaires et non linéaires et étudier la nature de la relation entre les séries biomédicales nous fait penser toujours à trouver une solution parfaite, et parce que les modélisations linéaires et non linéaires, chacune à ses avantages et ses inconvénients, nous avons proposé une solution intermédiaire et qui regroupe les deux types de modélisation. En effet l'identification linéaire permet de linéariser la relation entre les deux signaux, et elle est très sensible au bruit, tandis que l'identification non linéaire ne nous permet pas de mesurer le signal intermédiaire entre les différents blocs du modèle utilisé, cependant le modèle hybride nous facilite cette opération.

Les systèmes hybrides sont des modèles dynamiques qui peuvent être utilisés pour décrire le comportement d'un système complexe. Malheureusement il n'y a pas une structure exacte pour les modèles hybrides. En effet on peut développer un système hybride soit par combinaison de deux modèles dont lequel un est linéaire et l'autre est non linéaire, soit en introduisant une fonction non linéaire dans un modèle linéaire comme les ondelettes par exemple [Bod'12], soit on utilise deux modèles non linéaires différents, dont lequel on peut trouver plusieurs modèles, par exemple modèle de régression du type ARX par morceaux (PWARX) (PieceWise ARX) [Vid'04], les modèles du type jonction d'hyperplans HHARX (Hinging Hyperplanes ARX) [Ken'13], modèles à commutations SARX (Switched ARX) [Vid'08], etc...

Dans ce chapitre on s'intéresse au développement d'un modèle hybride : le modèle NARMAX. Il est constitué de deux modèles, le premier est linéaire (MA) tandis que le deuxième est non linéaire (NARX). Ce modèle sera utilisé pour étudier une éventuelle corrélation entre les intervalles QT-RR, QRS-PR, et ST-QT.

8.2. Structure et description de modèle hybride NARMAX

La structure de modèle NARMAX est illustrée sur la figure (8.1). Le modèle est composé de deux parties :

La première correspond à un modèle linéaire paramétrique MA (autoregressive with moving average) et la deuxième correspond au modèle non-linéaire NARX (non linear autorégressif with exogenous input).

Les intervalles X et Y sont identifiés après la soustraction de leurs valeurs moyennes ($x(i)$ et $y(i)$); où i est le $i^{\text{ème}}$ battement.

Le modèle MA est défini par les équations (8.1) et (8.2):

$$x(i) = C_{22}w_x(i) \quad (8.1)$$

$$n_y(i) = C_{11}w_y(i) \quad (8.2)$$

Où :

$$C_{11} = 1 + c_{1,11}z^{-1} + \dots + c_{n,11}z^{-n} \quad (8.3)$$

$$C_{22} = 1 + c_{1,22}z^{-1} + \dots + c_{n,22}z^{-n} \quad (8.4)$$

C_{11} , C_{22} sont des filtres numériques à réponse impulsionnelle finie RIF d'ordre n dans le domaine Z .

w_x , et w_y sont des bruits blancs de moyenne nulle.

Le modèle NARX illustré dans Figure. 8. 1 se compose de trois parties : le régresseur linéaire correspond à des paramètres linéaires. Les deux fonctions, linéaire et non linéaire connecté dans un circuit fermé. Ceci est donné par l'équation (8.5)[Nel'00].

$$y(t) = F\left(n_y(t-1), n_y(t-2), \dots, n_y(t-n_a), x(t-n_k), \dots, x(t-n_k-n_b+1)\right) + \varepsilon(t) \quad (8.5)$$

Où la fonction F est une fonction non linéaire ; elle peut être "neural network", "wavelet network", "sigmoïde network"... etc. Dans ce travail c'est une fonction "sigmoïde network".

ε est un bruit blanc gaussien, sa moyenne est nulle. n_a est le nombre des termes précédents de sortie, n_b est le nombre de termes précédents d'entrée utilisées pour prédire les séries y .

Les deux modèles MA et NARX permettent d'obtenir une fonction globale non linéaire qui définit un modèle hybride non linéaire NARMAX (non-linear autoregressive moving average with the exogenous input).

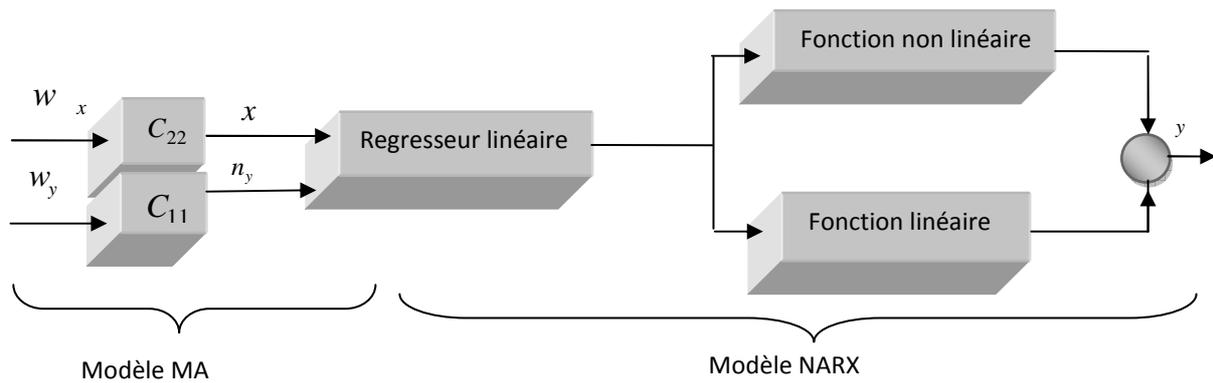


Figure. 8.1. Structure du modèle NARMAX.

Les interactions Y-X sont modélisées en boucle ouverte comme il est illustré dans la figure 8.1. À travers ce modèle l'intervalle X peut influencer sur l'intervalle Y, mais pas l'inverse.

Le modèle hybride NARMAX nous permet d'appliquer deux types d'analyse : une analyse fréquentielle en estimant la DSP des deux séries X et Y en utilisant la partie linéaire et la DSP de la série Y-X en utilisant la partie non linéaire. D'autres paramètres peuvent être extraits à partir de ce modèle en utilisant l'analyse temporelle, comme par exemple le coefficient de corrélation non linéaire, l'asymétrie, le temps de retard, et la direction de couplage.

8.3 Analyse fréquentielle

Les paramètres du modèle MA ont été simulés en utilisant la méthode des moindres carrés. Ces paramètres nous permettent d'estimer la densité spectrale de puissance (DSP), mais nous ne pouvons pas le faire sans vérifier la blancheur des résidus w_x et w_y . Pour cet objectif, le test Anderson et Darling [And'52] a été utilisé.

L'ordre du modèle (n) a été choisi par la minimisation du critère AIC [Aka'74]. Il a été choisi dans l'ensemble {2, 4, 6, 8}. Pour le deuxième bloc du modèle hybride NARMAX l'ordre 2 a été utilisé. En effet il donne de bons résultats même si le signal est très complexe.

La DSP des séries x et y en utilisant la partie mono-variable est donnée par les équations (8.6) et (8.7) respectivement [Bas'97].

$$S_x(f) = T_x \sigma_x^2 |C_{11}|_{z=e^{j2\pi f\tau}}^2 \quad (8.6)$$

$$S_y(f) = T_y \sigma_y^2 |C_{22}|_{z=e^{j2\pi f\tau}}^2 \quad (8.7)$$

D'une manière similaire, le modèle nous permet aussi de calculer la DSP du y lié à x .

Afin de confirmer les résultats obtenus, la fonction de cohérence (equation 8.8) et la densité inter-spectrale (équation 8.9) des séries qt liées à rr ont été calculées [Bas'97].

$$k^2(f) = \frac{|S_{y-x}|^2}{S_y S_x} \quad (8.8)$$

Où $k(f)$ est la fonction de cohérence. Elle varie entre 0 et 1.

S_{y-x} est la DSP de $y-x$ déterminée en utilisant la méthode de Burg.

$$P_{x-y}(f) = \frac{1}{2T} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{xy}(\tau) e^{-jf\tau} d\tau \quad (8.9)$$

où

P_{x-y} est la densité inter-spectrale

C_{xy} est la fonction de corrélation.

8.4 Analyse temporelle et extraction des mesures à partir du modèle NARMAX

La sortie du modèle NARMAX permet de déterminer certains paramètres et les caractéristiques de ces séries tels que, le coefficient de corrélation non linéaire, l'asymétrie, le temps de retard, et la direction dans le couplage.

a) le coefficient de corrélation non linéaire

Cette mesure est d'abord un coefficient de régression non linéaire et non paramétrique, qui décrit la dépendance de X sur Y de manière plus générale. L'idée sous-jacente est que, si la valeur de RR est considérée comme une fonction de la valeur de l'intervalle Y , la valeur de l'intervalle Y donné par X peut être prédite en fonction d'une courbe de régression non linéaire. Le coefficient de corrélation non linéaire (h_x^2) est alors calculé par l'équation (8.16) [Pre +05]:

$$h_{Y/X}^2 = \frac{\sum_{k=1}^N Y(k)^2 - \sum_{k=1}^N (Y(k) - (Y/X(k)))^2}{\sum_{k=1}^N X(k)^2} \quad (8.16)$$

Où $Y/X(k)$ est la série Y liées à X c.à.d. $Y = F(X)$.

La mesure de l'association dans la direction opposée $h_{X/Y}^2$ peut être calculée de façon similaire.

b) *L'asymétrie, le temps de retard et la direction de couplage*

L'estimateur $h_{Y/X}^2$ est compris entre 0 (Y est complètement indépendant de X) à 1 (Y est entièrement déterminée par X). Si la relation entre ces signaux est linéaire, $h_{Y/X}^2 = h_{X/Y}^2$, cette mesure se rapproche au carré du coefficient de régression linéaire r^2 . Pour une relation non linéaire, $h_{Y/X}^2 \neq h_{X/Y}^2$ et la différence $\Delta h^2 = h_{Y/X}^2 - h_{X/Y}^2$ indique le degré d'asymétrie du couplage non linéaire [Pre'05].

Il est possible d'estimer le temps de retard entre les deux signaux en utilisant l'index h^2 . Pour cette proposition h^2 doit être calculé en fonction du temps de retard τ . La valeur maximale de h^2 est utilisée comme étant une estimation du temps de retard. En effet si x cause y, alors $\tau_{y/x}$ (correspond à $h_{y/x}^2$) sera positif et $\tau_{x/y}$ sera négatif, donc la différence $\Delta\tau = \tau_{y/x} - \tau_{x/y}$ va être aussi positif.

En combinant les informations de l'asymétrie et de temps de retard dans l'accouplement, l'indice de direction suivant a été proposé pour fournir une mesure robuste sur la direction de couplage [Wen'01].

$$D_{x/y} = \frac{1}{2} [\text{sgn}(\Delta h^2) + \text{sgn}(\Delta\tau)] \quad (8.18)$$

Si $D_{x/y} = +1$ (ou -1), une direction de x vers y ($X \rightarrow Y$), ou de y vers x ($Y \rightarrow X$) peut être conclu.

$D_{x/y} = 0$ indique un couplage bidirectionnelle ($X \leftrightarrow Y$) entre les signaux.

8.5 Étude des séries QT-RR, QT-ST, et QRS-PR

L'algorithme proposé a été implémenté et mis en œuvre, et pour analyser les séries QT-RR, QT-ST, et QRS-PR. Les résultats obtenus sont illustrés dans ce qui suit.

8.5.1 Analyse fréquentielle

8.5.1.1 L'interaction QT-RR [Baa'13]

L'identification par le modèle hybride NARMAX a été mise en œuvre et utilisé pour quantifier et étudier la nature de la relation existante entre les séries HRV et QTV dans des cas normaux et des cas pathologiques qui présentent des intervalles QT courts ou longs.

Les densités spectrales de puissance (DSP) des séries *rr* et *qt* (les séries *rr* et *qt* sont les séries RR et QT après la soustraction de leurs valeurs moyenne) sont obtenues en utilisant les paramètres extraits de la partie mono-variée du modèle MA. La Figure 8.2 illustre les résultats obtenus pour un cas normal (enregistrement 101); elle montre que la DSP des séries *rr* et *qt* présentent deux fréquences, la première dans la bande (LF) environ 0.14 Hz et la deuxième dans la bande (HF) environ 0.27 Hz, comme il est illustré dans les figures (8.2.c) et (8.2.d).

La DSP des séries représentant des intervalles QT longs (figure 8.3), (enregistrement 231) montre deux fréquences autour de la valeur 0.11 Hz dans la bande LF et autour de 0.27 Hz dans la bande HF (Figure 8.3.c et 8.3.d). Dans les deux cas la composante LF est prédominante. Cependant dans le cas de l'intervalle QT court (enregistrement 124), la DSP illustre une prédominance de la composant HF autours de la valeur 0.28 Hz, comme il est illustré dans les figures (8.4.c) et (8.4.d).

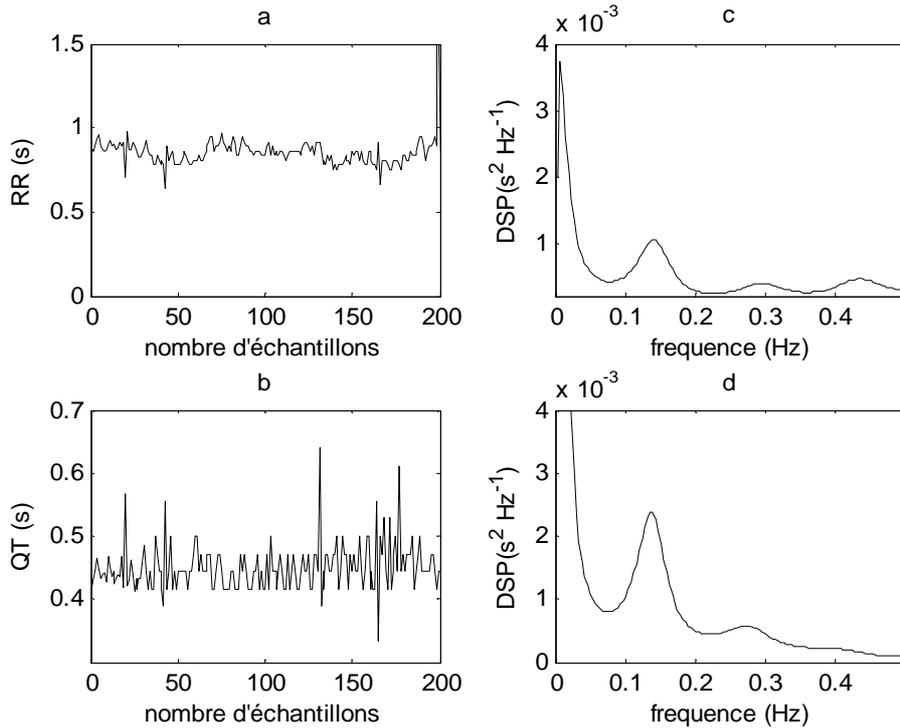


Figure 8.2 Les séries *rr* et *qt* et leurs DSP dans un cas normal (enregistrement 101)

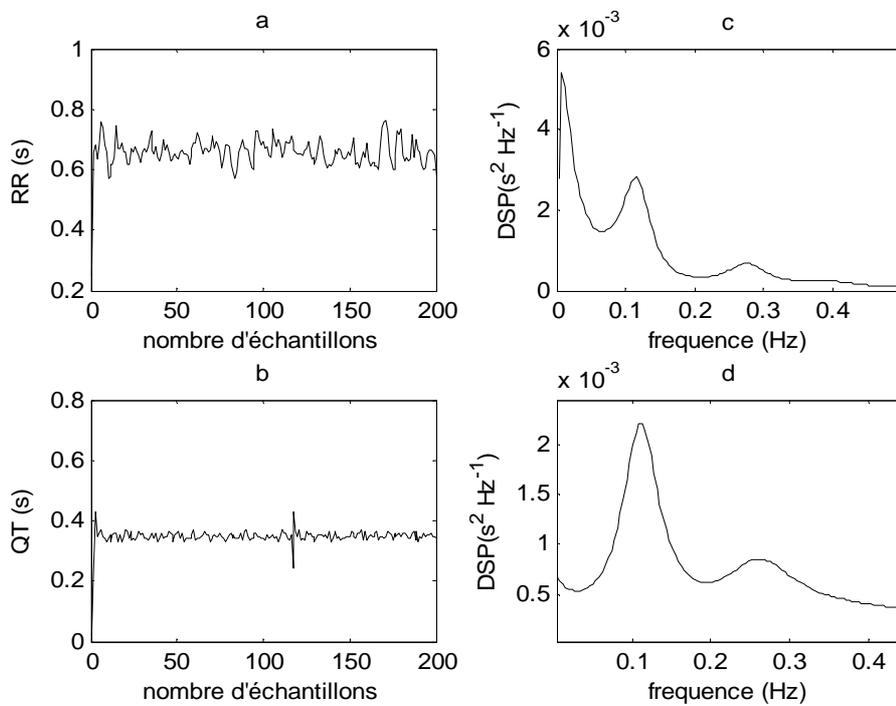


Figure 8.3 Les séries *rr* et *qt* et leurs DSP dans un cas "intervalle QT long", (enregistrement

231)

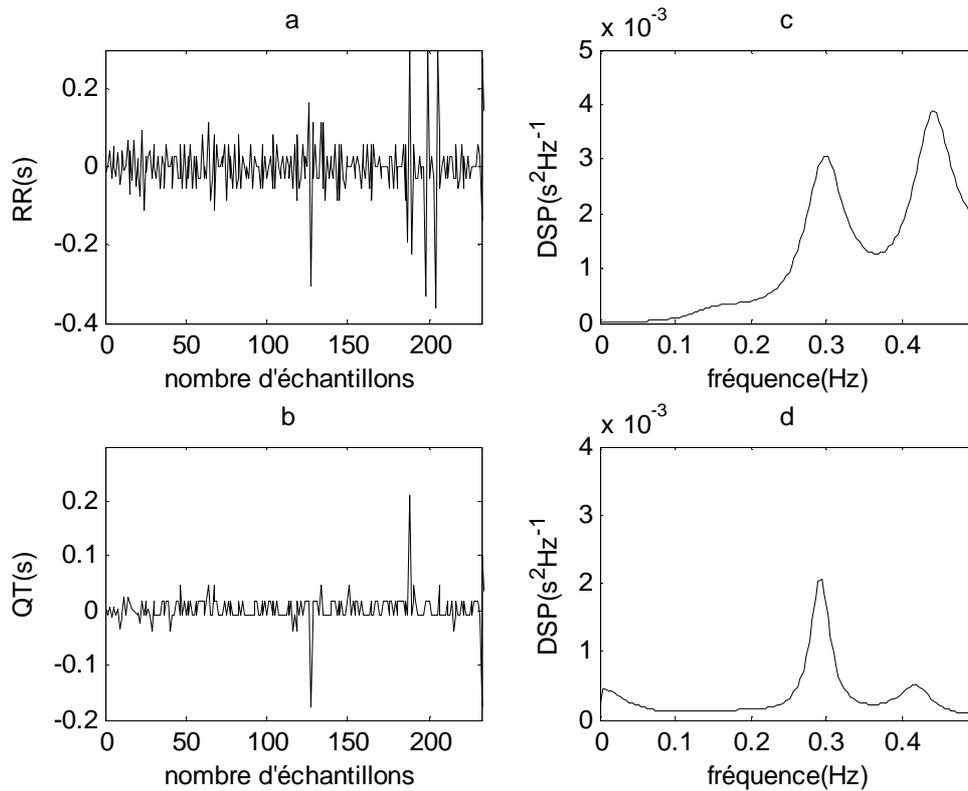


Figure 8.4. Les séries *rr* et *qt* et leurs DSP dans un cas “intervalle QT court”, (enregistrement 124)

Cela confirme que les activités sympathiques affectent les intervalles *rr* et *qt* dans les cas normaux et QT longs. D'autre part, le rapport P_{LF} / P_{HF} est supérieur à 1, cependant il est élevé dans le cas de QT long par rapport au cas normaux.

Dans le cas de QT court, une prédominance de la composante HF a été trouvée comme il est illustré dans les figures (8.4.c) et (8.4.d), ce qui signifie que l'activité parasympathique affecte le système nerveux autonome dans ce cas-là ; le résultat qui est confirmé par le rapport P_{LF} / P_{HF} qui est inférieur à 1.

A cet effet et afin de confirmer les résultats obtenus; la fonction de cohérence $k(f)$, la densité inter-spectrale (P_{x-y}) , et la DSP de QT lié à RR ont été déterminées. Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures 8.5, 8.6, 8.7 respectivement. Pour la fonction de cohérence, nous prenons en considération les valeurs qui sont supérieures à 0,5 comme

valeur significative [Por'98]. En effet la fonction de cohérence varie entre 0 (les deux séries sont totalement indépendantes) et 1 (les deux séries sont complètement dépendantes).

Il existe de grandes similarités entre la DSP (figure 8.5.c), la fonction de cohérence (figure 8.5.a) et la densité inter-spectrale (P_{x-y}) (figure 8.5.b); où ils ont montré des pics importants dans les fréquences pertinentes (0.14 Hz), ce qui signifie qu'il existe une forte relation entre l'intervalle RR et QT dans ces fréquences.

On peut noter que la DSP présente une morphologie lisse comparativement à celle de la densité inter-spectrale.

Les mêmes conclusions peuvent être tirées pour les cas de RR et QT long (figure 8.6) ; et RR et QT court (figure 8.7).

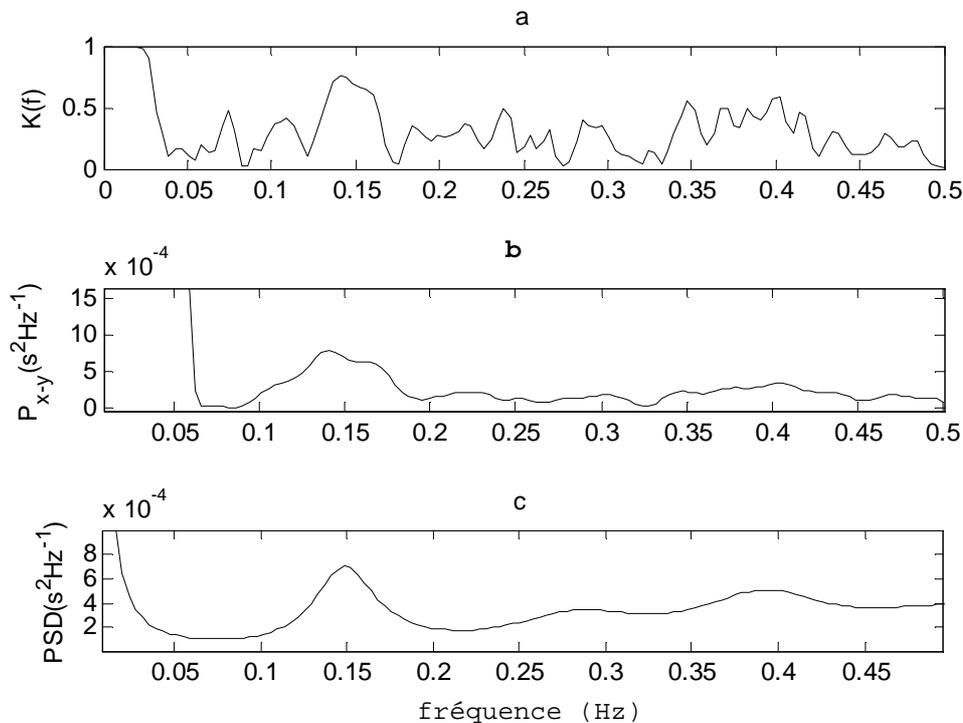


Figure 8.5 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de qt lié à rr dans un cas normale (enregistrement 101)

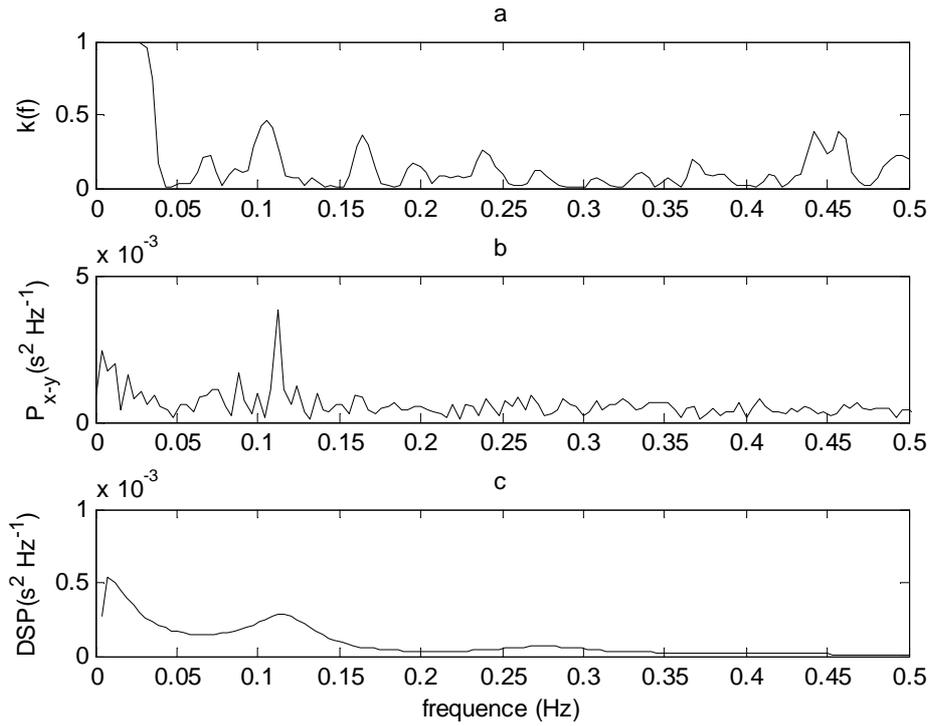


Figure 8.6 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de qt lié à rr dans un cas de QT long (enregistrement 231).

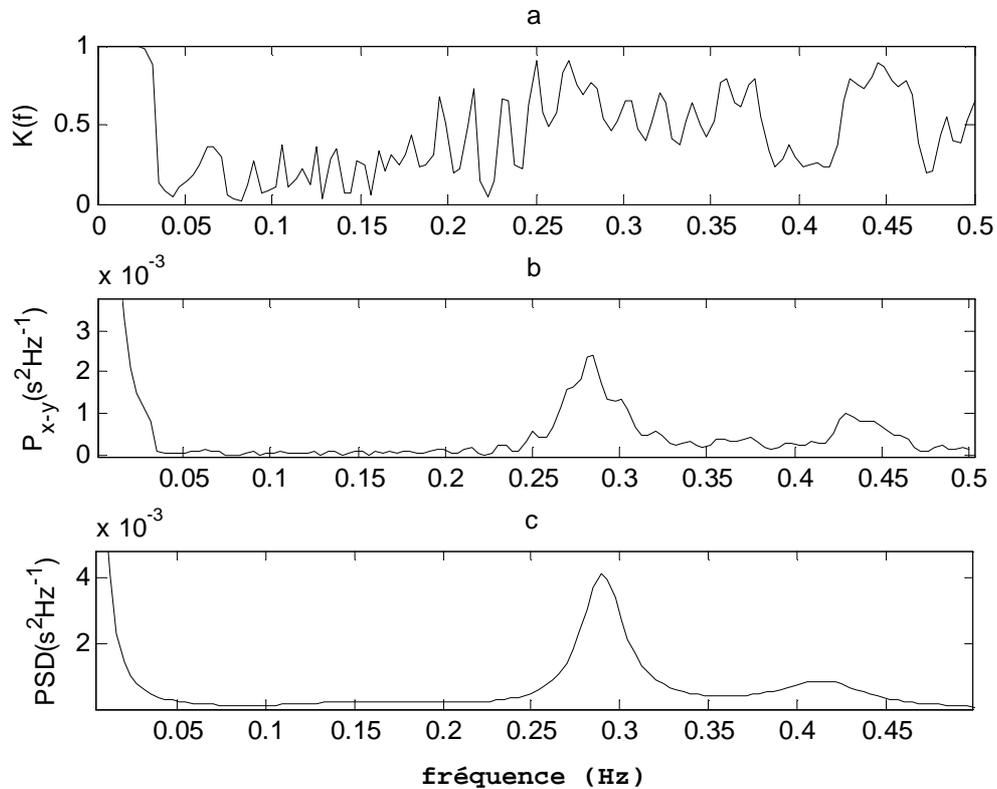


Figure 8.7 (a) fonction de cohérence, (b) densité inter-spectrale, (c) DSP de qt lié à rr dans un cas de QT court (enregistrement 124).

8.5.1.2 Analyse de l'interaction QT-ST

L'algorithme proposé est appliqué aussi pour analyser les séries QT-ST pour trois groupes ; un cas normal, un bloc de branche incomplet (BBI) et un bloc de branche complet (BBC). Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures (8.8) jusqu'à (8.15).

Les figures (8.8) et (8.9) décrivent les résultats obtenus pour un cas normal (la DSP de la série QT (figure 8.8.a), de la série ST (figure 8.8.b), et de la série QT-ST (figure 8.9.c) respectivement); tandis que la figure (8.9.a), (8.9.b), et (8.9.c) illustrent la fonction de cohérence, densité inter-spectrale P_{x-y} et la DSP de QT lié à ST (QT-ST).1

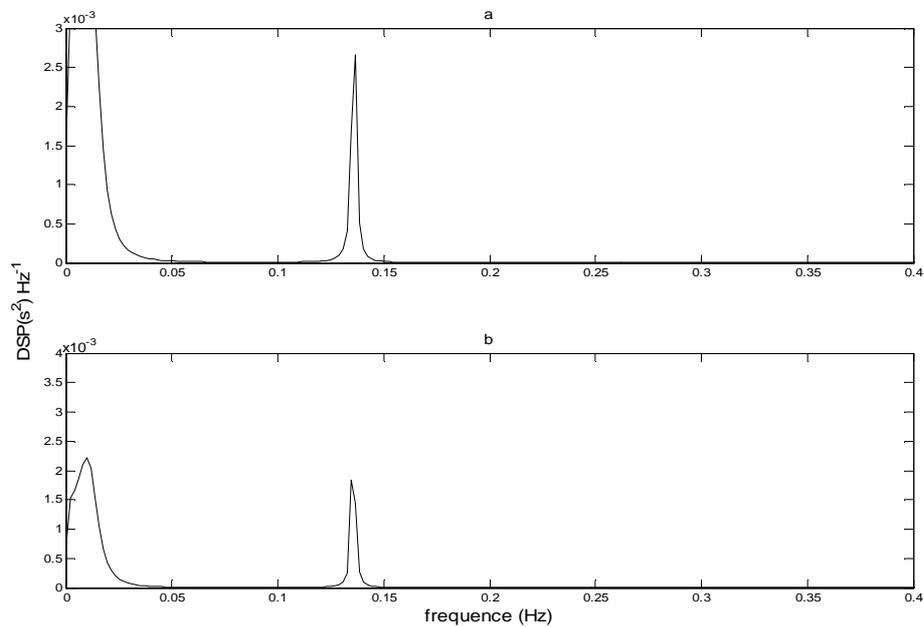


Figure 8.8 La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries *qt* et (b) la série *st* (enregistrement 101)

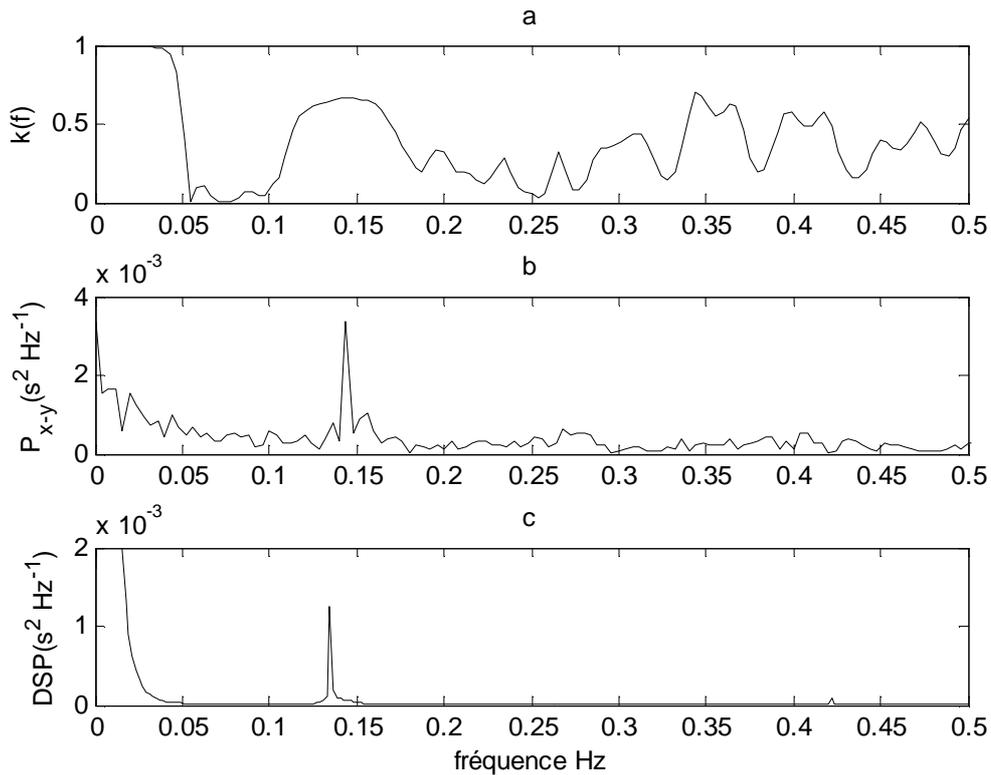


Figure 8.9 (a) La fonction de cohérence des séries QT et ST, (b) la densité inter-spectrale de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 101).

On remarque clairement que la composante LF (autour de 0.135 Hz) est prédominante dans les séries QT, ST, et QT-ST, et une absence de la composante HF dans la majorité des cas.

Les résultats obtenus sont confirmés par la fonction de cohérence et la fonction inter-spectrale où on a trouvé les mêmes fréquences pertinentes. Ce qui signifie que l'activité parasympathique est prédominante dans ce cas aussi. La composante VLF est prédominante aussi dans ces cas et présente un pourcentage de 90%. On remarque aussi que la fonction inter-spectrale est bruitée par rapport à cette dernière.

Des résultats similaires sont obtenus pour le cas BBC (figure 8.10 et 8.11), où une prédominance de la composante LF (autour de 0.05 Hz) a été obtenue. Ce résultat a été trouvé dans la DSP des séries QT, ST, QT-ST, et dans la fonction de cohérence, cependant la fonction inter-spectrale est trop bruitée pour être exploitée.

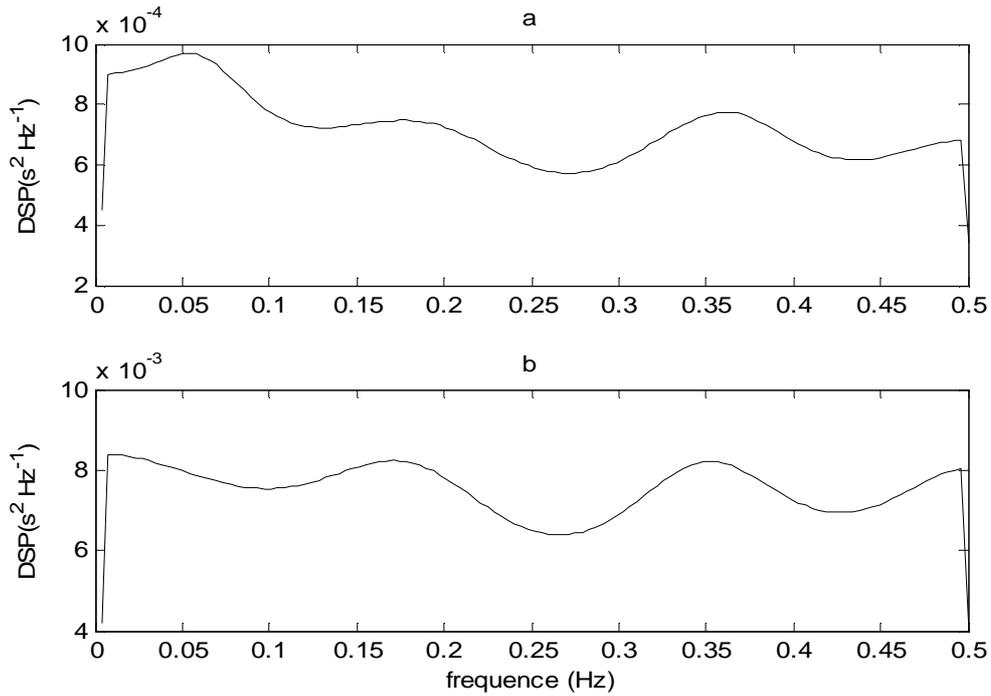


Figure 8.10 La densité spectrale de puissance pour un cas de BBC, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la série *qt* et (b) la série *st* (enregistrement 111)

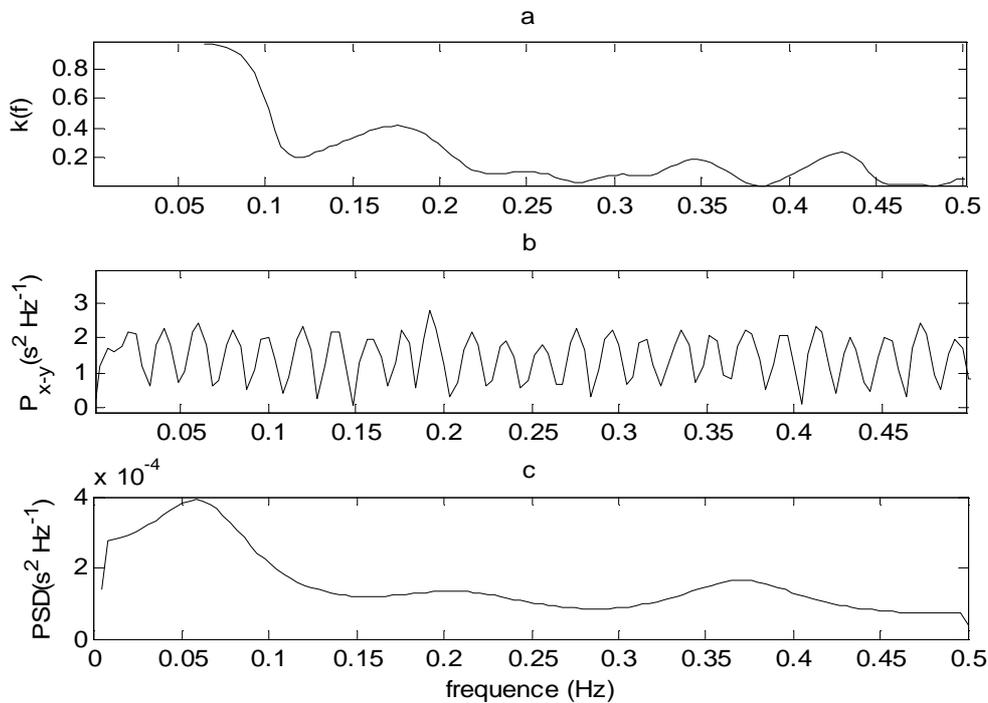


Figure 8.11 (a) La fonction de cohérence des séries QT et ST, (b) la densité inter-spectrale de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 111), pour un cas de BBC.

Dans le cas d'un BBI (enregistrement 231), soit une prédominance de la composante LF soit de la composante HF a été obtenue. Les figures (8.12) et (8.13) représentent une prédominance de la composante HF autour de la fréquence 0.16 Hz. Le résultat obtenu a été trouvé dans la DSP de QT, ST, et QT-ST (figures 8.12.a, 8.12.b, et 8.13.c, respectivement), et a été confirmé par la fonction de cohérence, cependant la densité inter-spectrale n'a pas réussi dans ce cas ; en fait-elle trop bruité. Ce qui signifie qu'il y a une prédominance de l'activité parasympathique dans les cas normaux et les cas de BBC et une prédominance de l'activité sympathique dans le cas d'un BBI (enregistrement 122). Cependant il y a des cas de BBI où une prédominance de l'activité sympathique ou parasympathique a été obtenue; ce qui nous conduit à chercher une autre méthode pour ces cas.

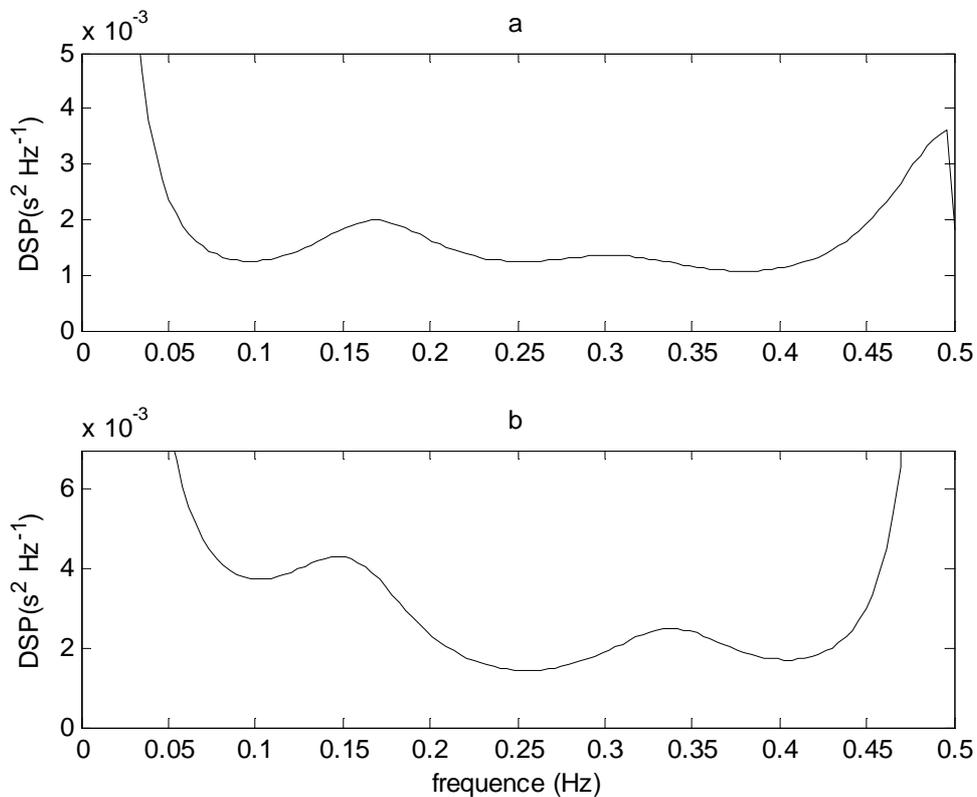


Figure 8.12 La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries *qt* et (b) la série *st* (enregistrement 122)

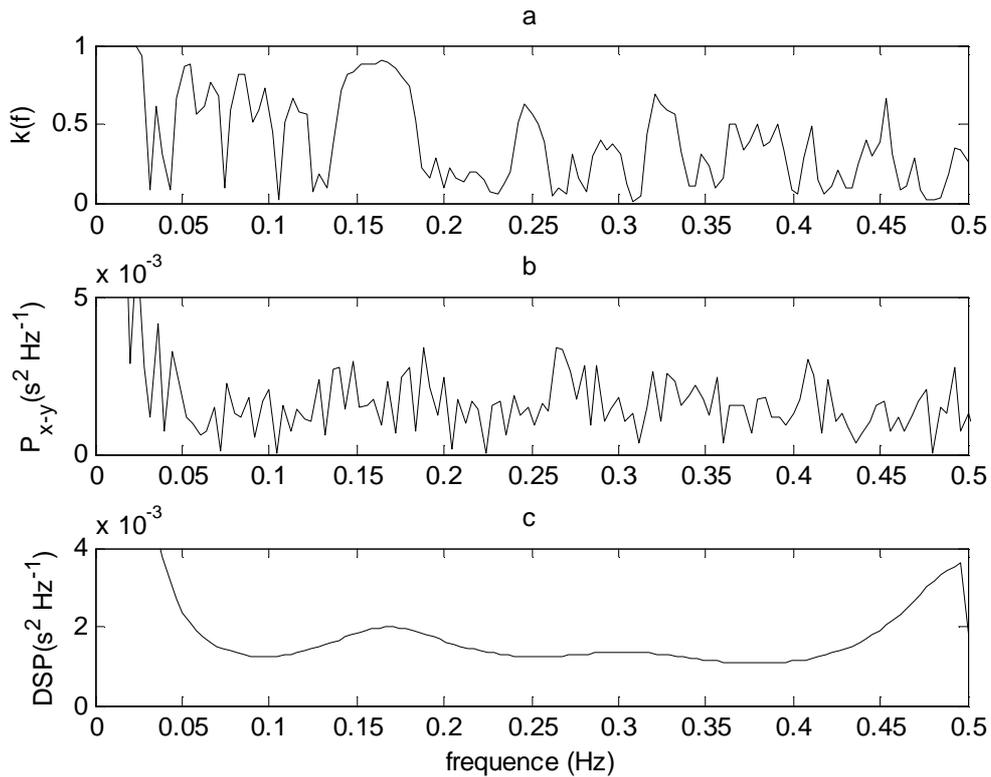


Figure 8.13 (a) la DSP de la série QT, (b) la DSP de la série ST, et (c) la DSP de la série QT-ST (enregistrement 122, "BBI").

8.5.1.3 Analyse de l'interaction QRS-PR

L'algorithme développé a été aussi appliqué sur les séries QRS-PR pour deux groupes (un groupe qui représente un complexe QRS normal et un groupe qui représente un complexe QRS anormal ; large ou étroit). Les résultats obtenus pour les séries QRS-PR pour un cas normal (enregistrement 103) sont illustrés sur les figures (8.14), et (8.15). Les résultats montrent qu'il y a une prédominance de la composante LF pour les séries QRS, PR, et QRS-PR; ce qui signifie que l'activité parasympathique influe sur les intervalles QRS et PR. Des résultats similaires sont obtenus pour les cas pathologiques.

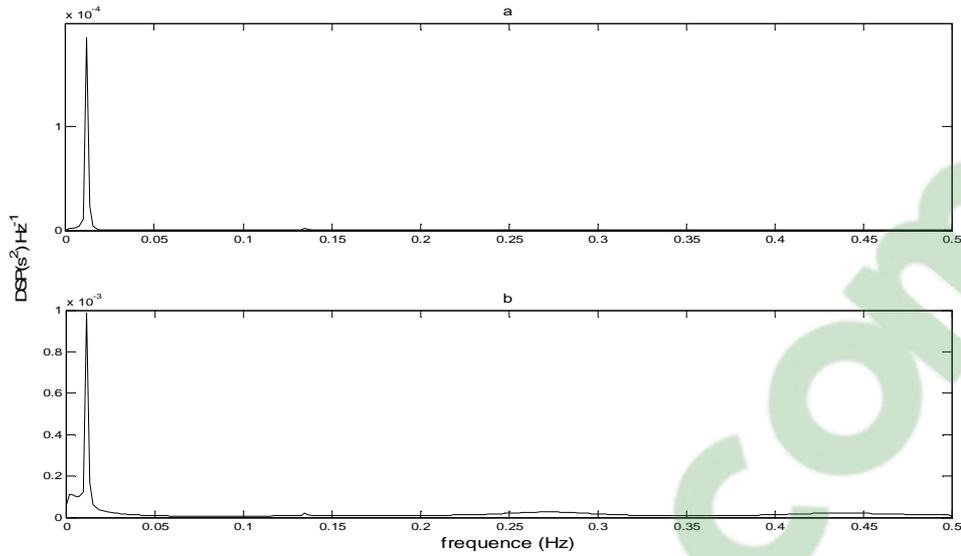


Figure 8.14. La densité spectrale de puissance pour un cas normal, en utilisant les paramètres de la partie mono-variable, (a) la séries *qt* et (b) la série *st* (enregistrement 103)

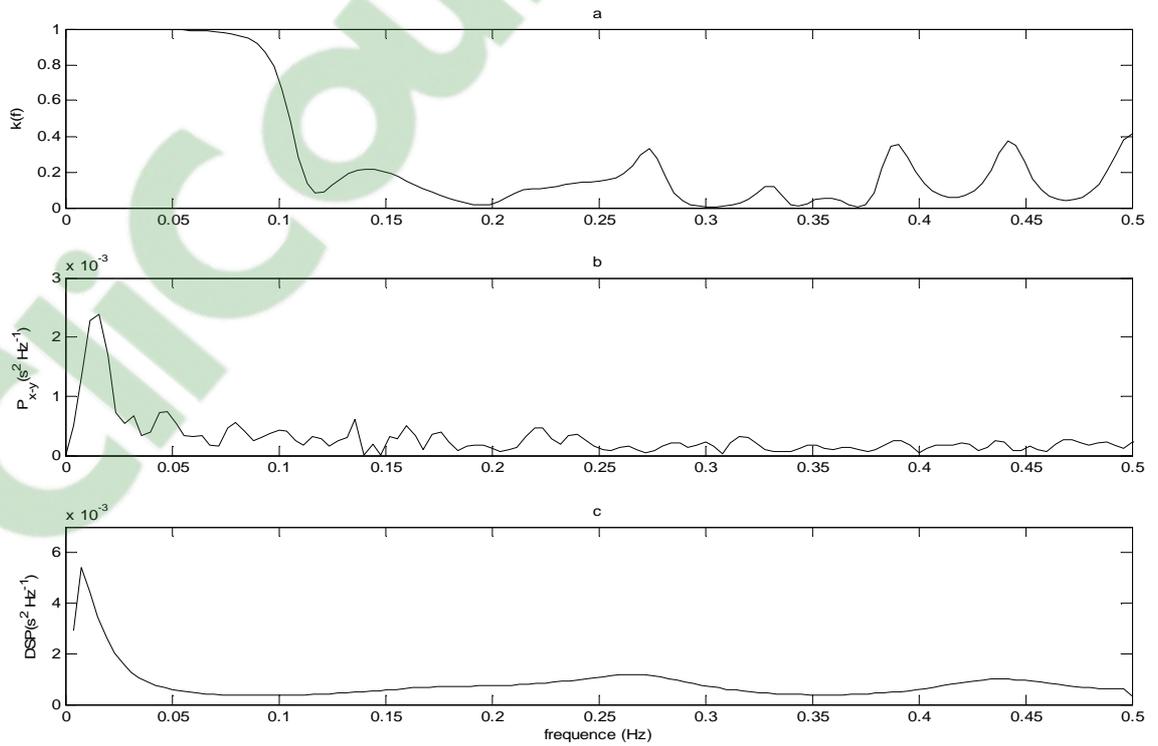


Figure 8.15 (a) la DSP de la série QRS, (b) la DSP de la série PR, et (c) la DSP de la série QRS-PR (enregistrement 103).

Dans ce cas-là, la DSP ne suffit pas pour étudier cette interaction, car elle ne peut pas distinguer entre les différents cas pathologiques ; il est alors préférable d'utiliser une autre analyse qui peut extraire plus d'informations. Il s'agit de l'analyse temporelle non linéaire. En effet cette analyse a permis d'obtenir des bons résultats pour l'interaction QT-RR, et pour certain cas des séries QT- ST, mais il y a des cas où cette analyse ne suffit pas.

La figure (8.16.a) montre une variation de la série QT similaire à celle de la série RR pour un cas normal, cependant la figure (8.16.b) montre une variation de la série RR différente à celle de la série QT. Le paragraphe suivant montre les résultats obtenus en utilisant une analyse temporelle non linéaire.

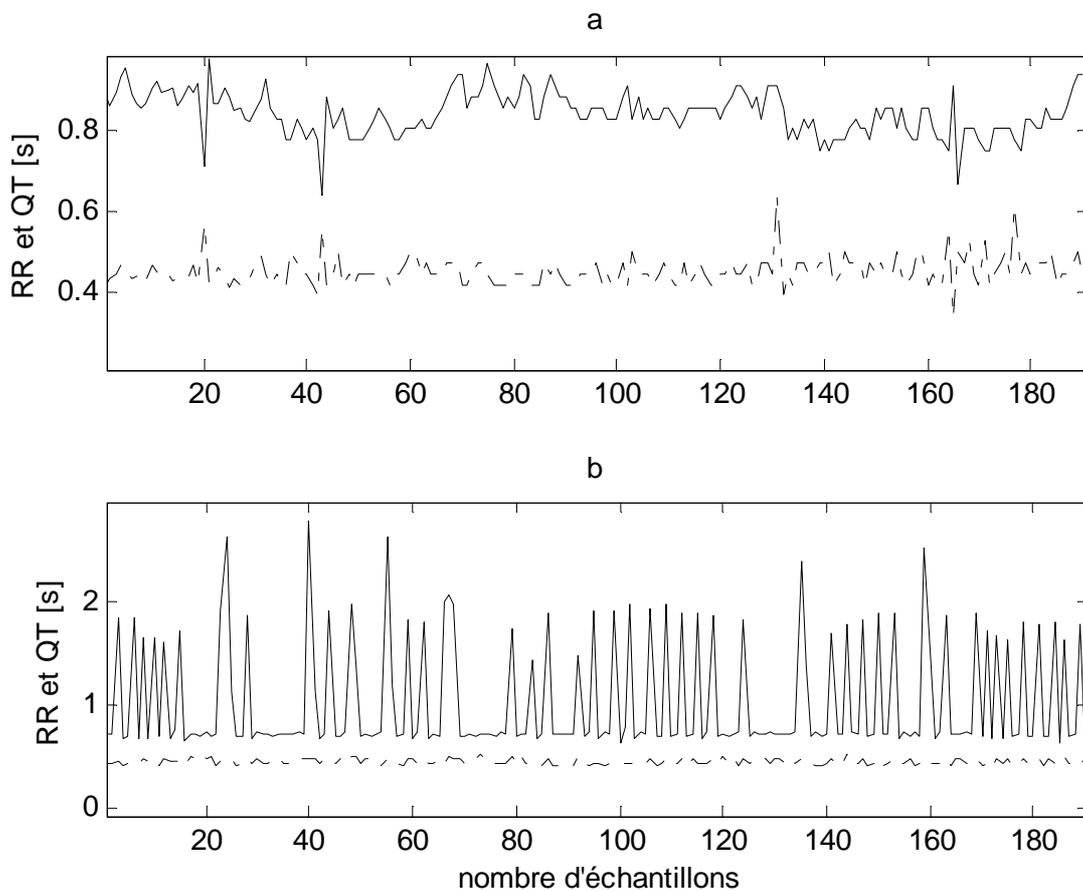


Figure .8.16. Les séries RR (ligne continue) et QT (ligne discontinue), (a) un cas normal (enregistrement 101), (b) un cas pathologique (enregistrement 232).

8.5.2 Analyse temporelle [Baa''14]

8.5.2.1 l'interaction QT-RR

Le coefficient de corrélation linéaire et non linéaire, l'asymétrie, le temps de retard, et la direction d'accouplement, de la série QT liés à RR (QT / RR) et RR lié à QT (RR/QT) sont déterminées pour différents cas pathologiques.

Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures 8.17 et 8.18 qui représentent le comportement des paramètres estimés. Le coefficient de corrélation non linéaire, le temps de retard, et l'indice de direction, ont été calculées en utilisant les équations (8.17) et (8.18). Ils ont été déterminés pour les deux séries (QT / RR) et (RR / QT).

Ces paramètres sont déterminés pour plusieurs segments en vue d'évaluer leur comportement dans chaque période et à chaque changement brusque, parce que les signaux sont non stationnaires, dynamiques et instables.

La figure 8.17 illustre les résultats obtenus pour un cas normal (enregistrement 101). Les figures (8.17.a) et (8.17.b) représentent l'intervalle RR et QT respectivement.

La figure (8.17.c) montre que, les valeurs h^2 pour les deux séries sont similaires et convergent vers la valeur 1. Cela signifie que $h_{QT/RR}^2 \approx h_{RR/QT}^2$, ce qui nous permet de conclure que la relation entre le RR et le QT est linéaire et que l'asymétrie tend vers zéro. Cependant, nous avons constaté que les deux séries sont indépendantes après une certaine fluctuation dans la série RR ou dans la série QT (marqué par (*) et (**)) (voir la figure 8.17.a et 8.17.b). Dans cette situation $h_{QT/RR}^2 \neq h_{RR/QT}^2$ (figure 8.17.c), il existe une variation de l'une de ces séries, alors que la deuxième série reste stable. Au contraire dans les fluctuations marqués par (1, 2, et 3 dans la série RR) (voir figure 8.17.a) produisent les mêmes fluctuations dans le deuxième signal; marqué par (1', 2', et 3') dans la série QTV (voir figure 8.17.b).

En général, l'asymétrie se rapproche vers zéro, sauf après les fluctuations mentionnées précédemment par (*) et (**); cela signifie que la variabilité dans les deux signaux est presque similaire.

D'après les résultats obtenus, les valeurs de temps de retard τ (figure 8.17) sont généralement stables et changent seulement après une variation significative brusque et forte marquée par (**) sur les figures (8.17.a) et (8.17.b). Ce changement apparaît clairement dans la série RR/QT, ce qui nous permet d'expliquer ce phénomène par un changement dans

RR qui affecte sur l'intervalle QT, en effet ce dernier a été aussi affecté par un petit changement ($\tau=3\text{ms}$).

De même pour les résultats de l'indice de direction, la valeur D est instable et évolue entre -1 et 0 indiquant, soit qu'il existe un couplage bidirectionnel entre les deux signaux ($D = 0$) ($QT \leftrightarrow RR$), ou une direction ($QT \rightarrow RR$) ($D=-1$), ce qui pourrait suggérer qu'une fluctuation dans la série QT peut entraîner une fluctuation dans la séries RR. Cependant, dans la fluctuation brusque d'HRV (**, la figure 8.13.a) nous avons remarqué une direction ($RR \rightarrow QT$), ce qui confirme que la fluctuation qui est dans la série RR influe sur la série QT.

En effet ce résultat apparait clairement dans la série RR/QT avec une valeur négative (un retard de -58 ms), et apparait légèrement dans la série QT/RR avec une valeur positive (une avance 3ms), ce qui signifie que l'un des signaux entraine l'autre.

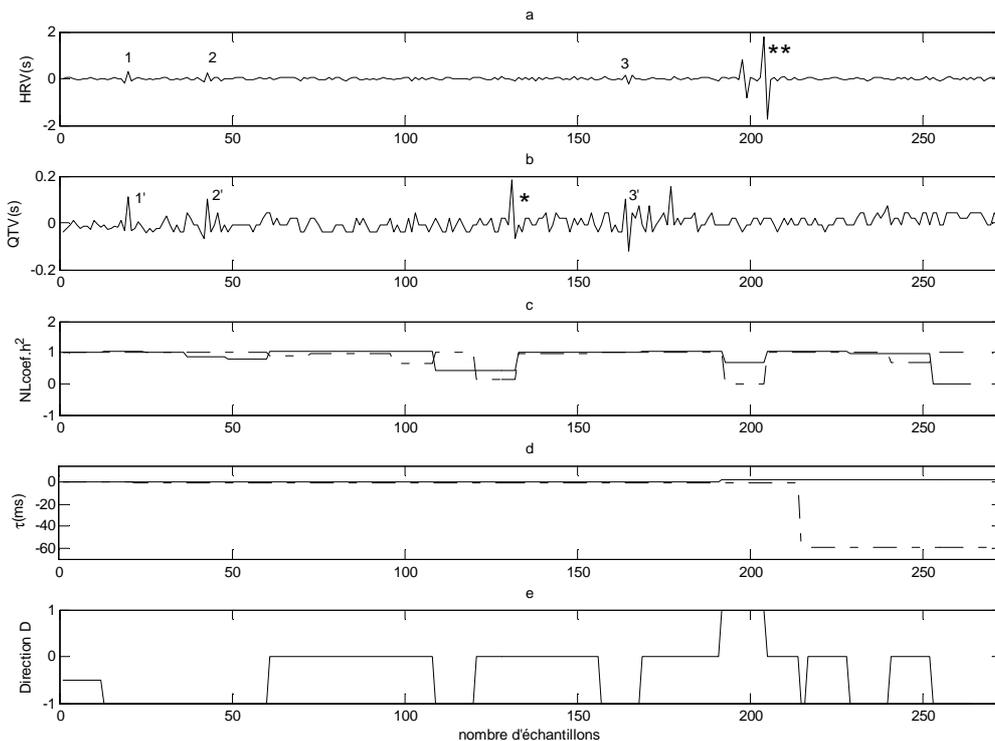


Figure 8.17. L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas normal, (a) la série RR, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série QT/RR (ligne continu), et (RR/QT) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QT/RR, (e) l'index de direction.

La figure 8.18, illustre les résultats obtenus pour un cas pathologique (enregistrement 232).

Comme il est montré dans la figure 8.18.c, la valeur $h^2 < 1$ et $h_{QT/RR}^2 \neq h_{RR/QT}^2$, ce résultat indique que QT et RR sont indépendants et l'asymétrie est très grande. De même pour le délai τ , les résultats obtenus (figure 8.18.d) indiquent que le temps de retard est stable dans les deux cas. Il est positif dans QT-RR (environ 30 ms), et négatif dans RR-QT (environ -75 ms). Ce qui peut être expliqué par un changement dans RR affectant l'intervalle QT.

Ce résultat a été trouvé dans la plupart des cas. Cependant ce n'est pas toujours vrai; car il y a des cas où nous avons constaté que QT provoque RR, selon la gravité pathologique telle qu'il est trouvé dans l'enregistrement 207. Ceci peut être interprété par un retard dans la repolarisation ou la dépolarisation des ventricules entraînant un retard dans le rythme cardiaque, par contre un retard dans la dépolarisation ou la repolarisation des oreillettes n'influe pas sur l'intervalle QT mais influe sur l'intervalle RR.

Les valeurs de D (figure 8.14.e) indiquent que la direction est instable et varie entre 0 et 1, indiquant une direction directe ($RR \rightarrow QT$) ou bidirectionnelle ($QT \leftrightarrow RR$). En général, dans les cas normaux et la plus part des cas pathologiques, l'indice de direction montrent deux situations ($QT \rightarrow RR$) ou ($QT \leftrightarrow RR$). Cependant, il y a des cas pathologiques où le sens inverse ($RR \leftarrow QT$) peut également être enregistré avec les deux précédents.

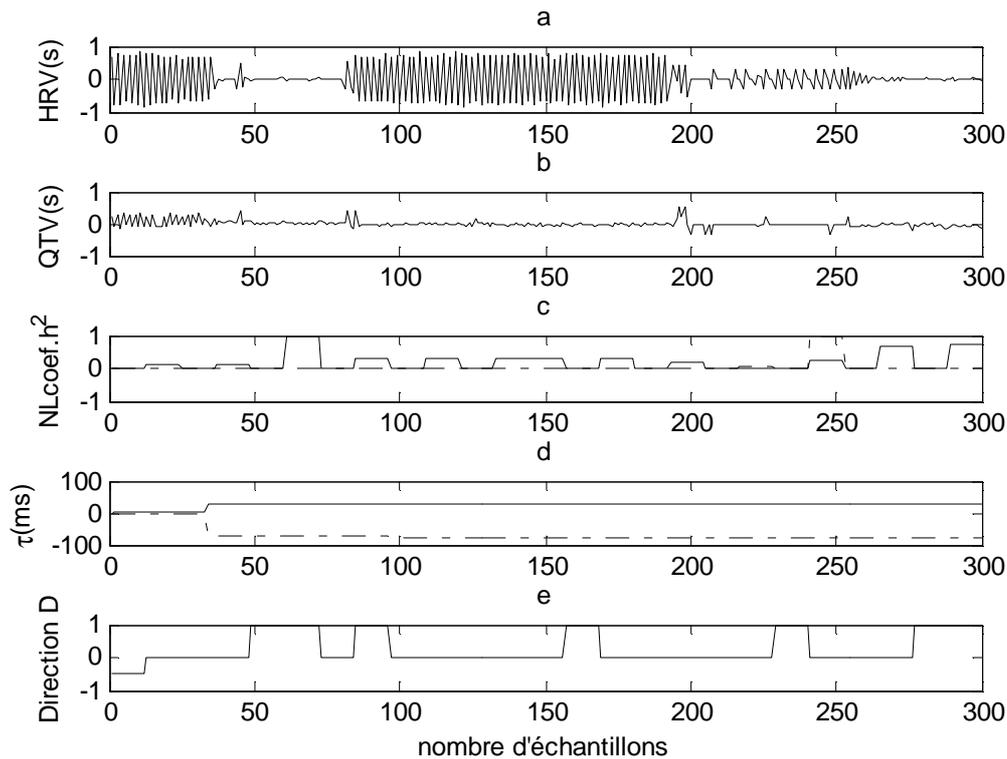


Figure 8.18. L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 232), (a) la série RR, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série QT/RR (ligne continue), et (RR/QT) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QT/RR, (e) l'index de direction.

8.5.2.2 L'interaction QRS-PR et ST-QT

L'algorithme proposé a été aussi appliqué sur les séries QRS-PR, et les séries ST-QT.

La figure (8.19) illustre les résultats obtenus pour un cas pathologique (QRS étroit, enregistrement 228). Les figures (8.19.a) et (8.19.b) montrent les séries PR et QRS respectivement, alors que les figures (8.19.c), (8.19.d), et (8.19.e) montrent le coefficient de corrélation non linéaire h^2 , le temps de retard τ , et l'indice de direction D respectivement.

Les valeurs de h^2 généralement tendent vers zéro, ce qui signifie que la relation entre eux est non linéaire, à l'exception au niveau de la grande fluctuation (noté par *) dans les deux séries) où on a trouvé $h^2 \approx 1$, qui peut être interprété par une influence de l'un des deux signaux sur l'autre.

Le temps de retard τ indique qu'il y a un retard de QRS par rapport à PR après la fluctuation noté par (1) dans la série QRS, (figures 8.19.b, et 8.19.d, $\tau = 3ms$), et après la

fluctuation noté par (*) dans les deux séries ($\tau = 13ms$). Alors que l'indice de direction varie entre 0 et 1 indiquant un changement de direction après chaque fluctuation importante de ($QRS \rightarrow PR$) ou de ($QRS \leftrightarrow PR$).

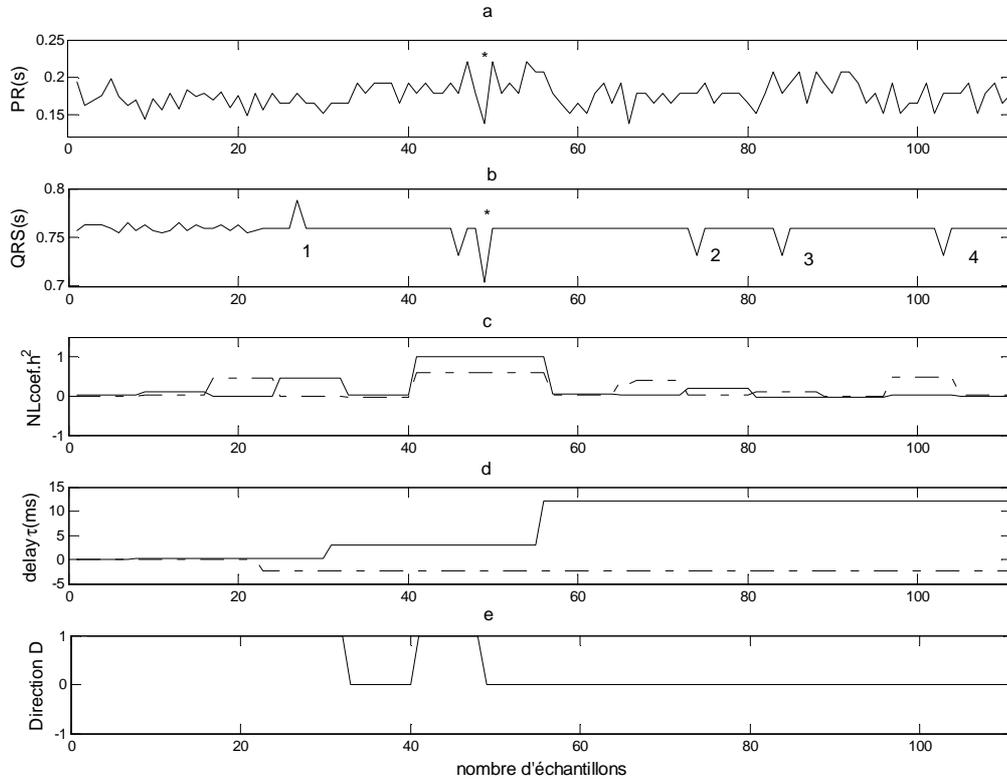


Figure 8.19. L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 106), (a) la série QRS, (b) la série PR, (c) coefficient non linéaire de la série QRS/PR (ligne continu), et (PR/QRS) (ligne discrète), (d) le temps de retard de QRS/PR, (e) l'index de direction

La figure (8.20) montre les résultats obtenus pour un cas de BBC (enregistrement 109). Les figures (8.20.a) et (8.20.b) montrent les séries ST et QT respectivement, alors que les figures (8.20.c), (8.20.d), et (8.20.e) montrent le coefficient de corrélation non linéaire, le temps de retard, et l'indice de direction respectivement.

Le coefficient de corrélation non linéaire indique que les deux séries sont corrélées ($h^2 \approx 1$). A l'exception après les deux fluctuations repérées par (*) et (**) (figure 8.20.a) où il y a un changement seulement dans la série ST, et par la suite le coefficient h^2 tend vers zéro.

Le temps de retard τ (figure 8.20.d) indique aussi un retard de ST par rapport à QT après chaque fluctuation (*), (1'), et (**), indiquant les valeurs de retard (2ms, 3ms, et 6ms respectivement). Alors que l'indice de direction varie entre 0 et 1 après chaque fluctuation indiquant une direction ($QT \leftrightarrow ST$) ou ($ST \rightarrow QT$).

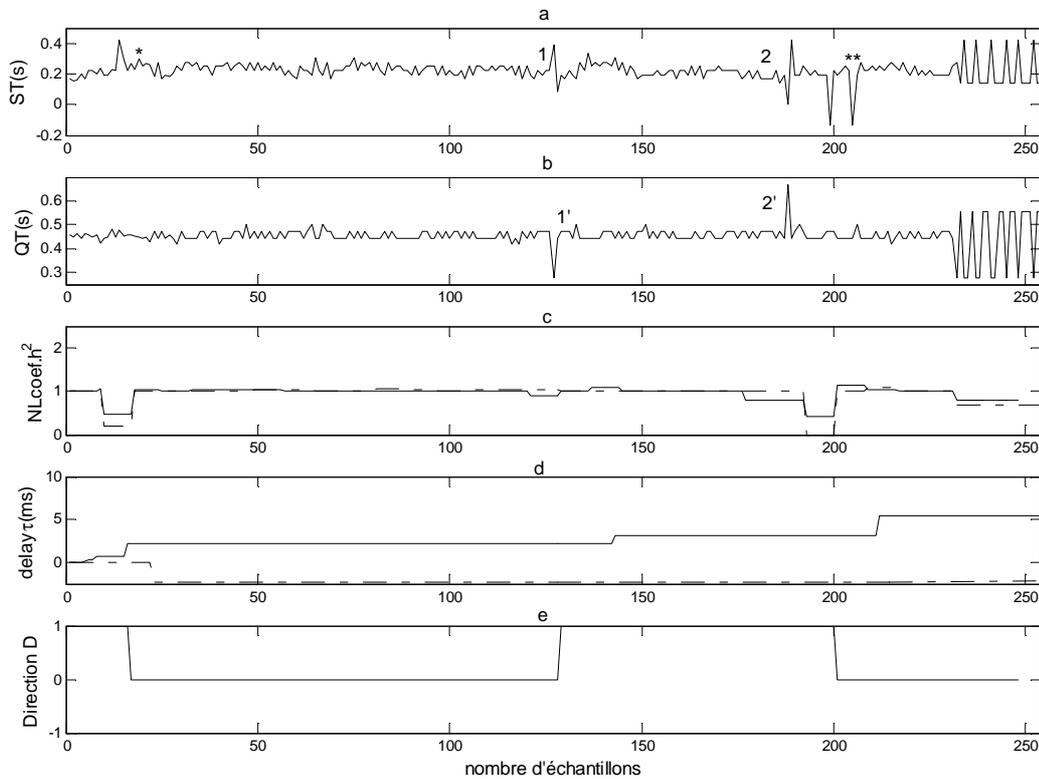


Figure 8.20 L'analyse de régression non linéaire pour les séries RR et QT pour un cas pathologique (enregistrement 109), (a) la série ST, (b) la série QT, (c) coefficient non linéaire de la série ST/QT (ligne continu), et (QT/RR) (ligne discrète), (d) le temps de retard de ST/QT, (e) l'index de direction.

Conclusion

Dans ce chapitre le modèle hybride NARMAX a été utilisé afin d'étudier l'interaction entre les séries QT-RR, QRS-PR, et QT-ST.

En utilisant la partie linéaire (MA) du modèle, les résultats obtenus montrent que les mêmes fréquences pertinentes trouvés précédemment dans le spectre des séries QT et RR, QRS et PR, QT et ST, ont été trouvés en utilisant le signal résultant de la sortie du modèle

NARX. Cependant pour certains cas pathologiques des résultats totalement différents ont été obtenus.

Les mesures de coefficient non linéaire, de l'asymétrie, du temps de retard, et de l'index de direction montrent que la relation entre ces séries n'est pas toujours linéaire et elle a un comportement parfois aléatoire selon la gravité de la maladie.

En effet, les résultats obtenus montrent une relation non linéaire entre les différentes séries analogiques dans la majorité des cas pathologiques, et une relation pseudo-linéaire dans les cas normaux.

Évaluation

9.1 Introduction

Afin d'évaluer les résultats obtenus, deux comparaisons ont été faites; la première entre l'analyse fréquentielle et la méthode de Poincaré, tandis que la deuxième entre l'analyse temporelle et la méthode bispectrale déjà utilisée dans le chapitre 5 en utilisant le classifieur KNN afin de distinguer entre les relations linéaires et non linéaires.

Le rapport P_{LF}/P_{HF} est comparé à un autre rapport similaire SD_{12} de la méthode graphique de Plot Poincaré (PP) [Pis'07] dans le but d'évaluer la méthode proposée. Cette évaluation est décrite dans le paragraphe qui suit.

9.2. Evaluation de l'analyse fréquentielle

La méthode PP est une méthode non linéaire. Elle est utilisée pour décrire l'effet de système nerveux autonome SNA sur les intervalles RR et QT. A travers cette méthode on peut quantifier l'interaction entre eux par la détermination du rapport SD_{12} ; où $SD_{12} = SD_1/SD_2$.

Le paramètre SD_1 reflète l'activité parasympathique et SD_2 reflète le paramètre sympathique. Ils sont exprimés par les équations (9.1) et (9.2) respectivement.

$$SD_1 = \sqrt{\text{var}(x_1)} \quad (9.1)$$

$$SD_2 = \sqrt{\text{var}(x_2)} \quad (9.2)$$

$$\text{Où } x_1 = \frac{rr(i) - rr(i+1)}{\sqrt{2}} \quad (9.3)$$

$$\text{et } x_2 = \frac{rr(i) + rr(i+1)}{\sqrt{2}} \quad (9.4)$$

De la même façon on peut calculer SD_1 et SD_2 pour la série qt. Cependant pour la série qt-rr, x_1 et x_2 sont exprimés par les équations 9.5 et 9.6 respectivement. La série qt représente

l'axe des ordonnées y , et rr représentent l'axe des abscisses x , ce qui signifie $qt(i) = a rr(i) + b$ dans le plan ($rr(i)$, $qt(i)$).

$$x_1 = \frac{rr(i) - rr(i+1)}{\sqrt{2}} \quad (9.5)$$

$$x_2 = \frac{qt(i) + qt(i+1)}{\sqrt{2}} \quad (9.6)$$

A cet effet, vingt-huit enregistrements ont été utilisés pour évaluer l'interaction QT-RR : dont onze enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 112, 113, 115, 117, 121, 122, 123, 234), dix enregistrements représentent un intervalle QT long (102, 11, 119, 200, 203, 208, 213, 217, 230, 231), et sept enregistrements représentent un intervalle QT court (106, 108, 124, 201, 219, 222, 232). Dix-neuf autres enregistrements ont été utilisés pour évaluer l'interaction QRS-PR : dont treize enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 116, 117, 121, 122, 230 et 234), et six enregistrements représentent des cas pathologiques (106, 114, 124, 202, 228, et 231) présentant un complexe QRS anormal. Vingt-deux autres enregistrements ont été utilisés pour évaluer l'interaction QT-ST, dont treize enregistrements représentent des cas normaux (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 116, 117, 121, 122, 230, et 234), trois enregistrements représentent un bloc de branche incomplet (222, 231, 232) et six enregistrements représentent un bloc de branche complet (109, 111, 118, 124, 207, et 214).

Le tableau 9.1 résume les enregistrements de la base de données MIT-BIH utilisés et les résultats obtenus. On remarque clairement :

- une prédominance de la composante LF chez les sujets normaux et dans les cas pathologiques (QT long).
- une prédominance de la composante HF dans des cas de QT court.

Méthode		Modèle MA				Plot Poincaré		Modèle NARMAX	Index Simplifié
cas	Enregistrement	LF	HF	Ratio PLF/PHF		Ratio $SD_{12}=SD_1/SD_2$		Ratio PLF/PHF	SD ₁₂
				RR	QT	RR	QT	QT-RR	QT-RR
N O R M A L	100	0.1152	0.2441	1.294	1.6203	0.8319	1.09	1.6189	1.063
	101	0.1395	0.2984	1.254	1.2961	1.5247	1.4283	1.2748	1.332
	103	0.1055	0.246	1.1279	1.5818	0.6295	1.1667	1.8179	1.7987
	112	0.06738	0.2266	1.362	1.32	1.024	1.01	1.292	1.12
	113	0.1294	0.2495	1.327	1.26	1.474	1.263	1.24	1.1802
	115	0.08203	0.2637	1.4938	1.3258	1.036	1.074	1.328	1.2651
	117	0.06689	0.1597	1.4377	1.0402	1.264	1.522	1.0805	1.12
	121	0.05644	0.2261	1.194	1.1743	1.472	1.004	1.095	0.518
	122	0.1064	0.2549	1.0525	1.497	1.037	1.201	1.496	1.474
	123	0.06592	0.3271	1.136	1.063	1.4308	1.0342	1.059	1.67
234	0.048	0.1851	1.5246	1.326	1.4909	1.026	1.023	0.9795	
Q T	102	0.07666	0.2388	3.289	2.1684	1.0074	1.092	2.1682	1.6804
	111	0.1289	0.2515	2.9923	2.682	1.1530	1.0494	2.6834	1.714
	119	0.1479	0.3369	1.1059	1.6239	2.4984	1.0534	1.2749	1.1530
	200	0.1104	0.2329	2.2341	1.6201	1.221	1.084	1.620	1.93
	203	0.1172	0.3325	2.5861	1.9781	1.2281	1.1612	2.4387	2.4984
	208	0.1587	0.3203	2.7277	1.8304	1.1308	1.0209	1.8304	2.054
	213	0.1353	0.2349	1.9296	2.0035	0.6607	1.1275	1.981	1.708
	217	0.1021	0.2251	3.1612	3.13	1.1162	1.097	3.1209	2.631
	230	0.1206	0.2227	2.1924	2.187	1.1204	1.1043	2.185	1.5633
231	0.112	0.278	3.4109	2.4673	2.3809	1.2472	2.7806	1.9825	
Q T	106	0.1348	0.2656	0.6438	0.6283	0.2981	0.446	0.6247	0.4372
	108	0.1154	0.2285	0.5388	0.7575	0.8749	0.6127	0.6517	0.8017
	124	0.123	0.3081	0.9666	0.9612	0.814	0.8003	0.9645	0.71
	201	0.1167	0.3345	0.0939	0.0718	0.6436	0.5825	0.0730	0.1287
	219	0.1453	0.3589	0.510	0.498	0.56	0.9802	0.4836	0.7891
	222	0.1074	0.3779	0.6494	0.7892	0.8014	0.741	0.7855	0.5825
	232	0.1323	0.2554	0.3247	0.4851	0.4978	0.7438	0.4907	0.6047

Tableau 9.1 comparaison entre la méthode proposée et la méthode de Plot Poincaré « PP ».

La composante très basse fréquence (VLF) est prédominante dans tous les cas ; elle présente 90% de la puissance spectrale globale. Elle est interprétée par les changements de la position du corps et des activités physiques [Mer'93, Shu'99]. Cependant Cette information ne peut pas être détectée par la méthode PP.

Le test de Wilcoxon rank sum [Low'11] a été utilisé afin d'évaluer les deux méthodes. Le tableau 9.2 indique les résultats obtenus ($p < 0.05$) signifie que la différence entre les cas est significative et ($p < 0.001$) signifie que la différence est très significative.

Valeur P	NOR-LONG Series RR	NOR-COURT series RR	NOR-LONG Series QT	NOR-COURT series QT	NOR-LONG series QT-RR	NOR-COURT series QT-RR
PLF/PHF	0.0017	0.00006	0.0001	0.0028	0.0006	0.0006
SD ₁₂	1	0.0012	0.5974	0.00006	0.0022	0.0252

Tableau 9.2 comparaison et évaluation de la méthode proposée et la méthode PP en utilisant

le test de Wilcoxon rank sum (séries QT-RR)

Selon le tableau 9.2, les résultats obtenus en utilisant l'algorithme proposé sont satisfaisants comparativement à ceux de la méthode PP où nous avons trouvé une mauvaise distinction entre le cas normal et le cas QT long pour les séries RR ($p=1$) ; pour les séries QT ($p=0.5974$), et entre le cas normal et QT court pour les séries (QT-RR) ($p=0.0252$). Dans ces situations l'algorithme proposé présente des valeurs de rapport P_{LF}/P_{HF} significatives et très significatives, ce qui signifie que le modèle proposé distingue avec succès entre le cas normal et les différents cas pathologiques.

Le tableau 9.3 résume les résultats obtenus après une comparaison entre l'algorithme proposé et la méthode de PP, pour les séries QT-ST, et QRS-PR.

On remarque clairement qu'il y a une meilleure distinction entre le cas normal et le cas de BBC pour les série QT-ST ($p=0.0013$, et $p=0.002$ pour l'algorithme proposé et la méthode PP respectivement), cependant une mauvaise distinction a été obtenue entre le cas normal et le BBI.

Par contre la méthode de PP donne des valeurs significatives ($p=0.048$) ; ce qui montre qu'elle plus efficaces par rapport à l'algorithme proposé pour ces séries.

Valeur P	NOR-BBC Series QT-ST	NOR-BBI series QT-ST	NOR-PATHO Series QRS-PR
PLF/PHF	0.0013	0.067	0.87
SD ₁₂	0.002	0.053	0.048

Tableau 9.3 comparaison et évaluation de la méthode proposée et la méthode PP en utilisant le test de Wilcoxon rank sum (séries QT-ST et QRS- PR).

9.3 Evaluation de l'analyse temporelle

Le tableau 9.4 résume les résultats d'une évaluation entre l'analyse temporelle non linéaire et l'analyse bispectrale. On remarque clairement que les valeurs de la sensibilité et de la spécificité par la méthode temporelle sont relativement plus élevées par rapport à celles obtenues par la méthode Bispectrale. En plus l'analyse temporelle nous permet de mesurer l'asymétrie entre les deux séries, le temps de retard, et même l'index de direction, par contre l'analyse bispectrale ne donne pas ces informations, mais elle nous donne une prédiction de la fréquence qui peut influencer sur cette interaction.

	QT-RR		QT-ST		QRS-PR	
	bispectre	Analyse temporelle	bispectre	Analyse temporelle	bispectre	Analyse temporelle
TP	27	28	21	22	17	18
FN	1	0	1	0	2	1
FP	0	0	0	0	0	0
TN	0	0	0	0	0	0
SE(%)	96.42	100	95.45	100	89.47	94.74
SP(%)	100	100	100	100	100	100

Tableau 9.4 évaluation de l'analyse temporelle et l'analyse bispectrale

Conclusion

Des comparaisons entre l'analyse fréquentielle et la méthode de Poincaré, et entre l'analyse temporelle et l'analyse bispectrale ont été présentées dans ce chapitre.

Les résultats obtenus par l'analyse fréquentielle en utilisant le modèle NARMAX sont plus satisfaisant à ceux obtenus par la méthode PP dans le cas des séries QT-RR ; où nous avons trouvé une distinction relativement limitée entre les différents cas. Toutefois l'algorithme proposé présente aussi quelques résultats limités dans le cas de BBI pour les séries QT-ST et dans le cas des séries QRS-PR. De même les résultats obtenus montrent que l'analyse temporelle non linéaire présente de meilleurs résultats par rapport à l'analyse bispectrale du fait qu'elle permet de mesurer l'asymétrie entre les deux séries, le temps de retard, et l'index de direction, montrant ainsi la puissance de l'algorithme proposé dans la classification des pathologies.

Références:

- [Bod'13] Y. Bodyanskiy, O. Vynokurova, Hybrid adaptive wavelet-neuro-fuzzy system for chaotic time series identification, *Information Sciences*, 220 , pp 170–179, 2013.
- [Vid'04] René Vidal, Identification of PWARX Hybrid Models with Unknown and Possibly Different Orders, *Proceeding of the 2004 American Control Conference Boston. Massachusetts June 30 -July 2, 2004.*
- [Ken'13] Tamás Kenesei, János Abonyi, Hinging hyperplane based regression tree identified by fuzzy clustering, *Applied Soft Computing*, Vol 13, pp 782–792, 2013.
- [Vid'08] René Vidal, Recursive identification of switched ARX systems, *Automatica*, Vol 44, pp 2274–2287, 2008.
- [And'52] Anderson, T.W., and Darling, D.A., 1952, Asymptotic theory of certain “goodness-of-fit” criteria based on stochastic processes. *Annals of Mathematical Statistics*, 23, 193–212.
- [Aka'74] Akaike, H., 1974, A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19, 716–723.
- [Bas'97] Baselli, G., Porta, A., Rimoldi, O., Pagani, M., and Cerutti, S., 1997, Spectral decomposition in multichannel recordings based on multivariate parametric identification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44, 1092–1101.
- [Por'98] Porta, A., Baselli, G., Caiani, E., Malliani, A., Lombardi, F., and Cerutti, S., 1998, Quantifying electrocardiogram RT-RR variability interactions. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 36, 27, 34.
- [Mer'93] Merri, M., Alberti, M., and Moss, A.J., 1993, Dynamic analysis of ventricular repolarization duration from 24-hour Holter recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 40, 1219–1225.
- [Shu'99] Shusterman, V., Beigel, A., Shah, S.I., Aysin, B., Weiss, R., Gottipaty, V.K., Schartzman, D., and Anderson, K.P., 1999, Changes in autonomic activity and ventricular repolarization. *Journal of Electrocardiology*, 32 , 185–192.

-
- [Nel'00] O. Nelles. "Nonlinear System Identification". Springer Berlin, ISBN 3-540-67369-5, 2000.
- [Baa'13] Y. N. Baakek, F. BereksiReguig, and Z. E. HadjSlimane. "Analysis of the QT-RR variability interactions using the NARMAX model". *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 37, No. 1 : pp 48-55. January 2013.
- [Per'05] Ernesto Pereda, Rodrigo Quian Quiroga, Joydeep Bhattacharya, 2005 "Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals", *Progress in Neurobiology* , vol 77, 1-37.
- [Low'11] Lowry, Richard. "Concepts & Applications of Inferential Statistics". Retrieved 24 March 2011.
- [Wen+01] Wendling, F., Bartolomei, F., Bellanger, J.J., Chauvel, P., 2001. Interpretation of interdependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the EEG. *Clin. Neurophysiol.* 112, 1201-1218.
- [Pis'07] Piskorski, J., and Guzik, P., 2007, Geometry of the Poincaré plot of RR intervals and its asymmetry in healthy adults. *Physiological Measurement*, 28, 287-300.
- [Baa''14] Y. N. Baakek, F. Bereksi reguig, Z. E. Hadj Slimane, Analyse des signaux électrocardiogrammes à travers des modélisations linéaires et non linéaires, *Biomedical engineering international conference (BIOMEIC'14)* — October 15-16, 2014, Tlemcen (Algeria)

Conclusion générale et perspectives

L'objectif principal de cette thèse était d'étudier, d'implémenter et d'évaluer des méthodes linéaires et non linéaires dans l'analyse du signal Electrocardiogramme. En fait, l'intérêt de cette étude, était porté principalement sur l'évaluation des relations existantes entre différents intervalles, constituant le signal ECG et d'estimer éventuellement les principaux facteurs pouvant affecter ces relations.

Cette étude était menée sur différents signaux ECG de la base de données MIT-BIH présentant différents cas pathologiques.

Dans une première étape, deux algorithmes ont été implémentés pour analyser les intervalles PR et RR. Le premier algorithme utilise le modèle MAR bi-varié. Les paramètres extraits de ce modèle et la densité spectrale de puissance DSP correspondante ont permis d'obtenir des informations sur les amplitudes dans différents bandes fréquentielles. Ces bandes fréquentielles sont d'un intérêt diagnostic important. En effet elles sont en relations avec le système nerveux autonome.

Le deuxième algorithme concerne la modélisation en utilisant le modèle ARARX et l'analyse de fluctuation redressée. Cette méthode permet une très bonne classification des différentes pathologies ; cependant elle ne permet qu'une étude de comportement général du signal à long terme. En effet il y a des parties de l'enregistrement qui présentent des battements cardiaques différents des autres battements. En plus, les modèles linéaires présentent une sensibilité au bruit et à l'ordre de modèle choisi. Pour cette raison une étude à travers des modélisations non linéaires a été menée.

Cette étude était menée à travers l'implémentation de deux modèles paramétriques et non linéaires ; le modèle Hammerstein et le modèle Wiener avec deux analyses: une analyse bispectrale et des mesures de synchronisation non linéaire respectivement.

Les résultats obtenus à travers l'analyse bispectrale ont montré une bonne distinction entre les relations linéaires et non linéaires, expliquant ainsi les interactions entre les différentes composantes fréquentielles. Une relation linéaire a été trouvée dans les cas normaux et dans quelques cas pathologiques et une relation non linéaire a été trouvée dans

la plupart des cas pathologiques. Le facteur de fréquence respiratoire a un rôle très important dans la non linéarité entre les différents intervalles.

La deuxième analyse à base des mesures de synchronisation a permis d'obtenir de bons résultats seulement dans le cas des intervalles QT-ST et a permis une meilleure classification entre les différents cas normaux, bloc de branche complet et bloc de branche incomplet.

Une autre étude était menée en exploitant la modélisation linéaire et la modélisation non linéaire, il s'agit du modèle hybride NARMAX.

La DSP des intervalles QT et RR était estimée et les mesures non linéaires en utilisant les résultats obtenus du modèle NARX ont permis d'expliquer la nature de la relation entre ces deux intervalles dans les cas où le modèle MA et la DSP ont échoué séparément.

Ce modèle a permis de mesurer des paramètres temporels non linéaires, tels coefficient de corrélation non linéaire, l'asymétrie, le temps de retard entre les deux séries, et l'index de direction. Les résultats obtenus sont très satisfaisants, quel que soit la nature de la relation; linéaire ou non linéaire.

Les résultats obtenus par ces modélisations sont intéressants et ouvrent de larges perspectives. En effet un simulateur des signaux ECG peut être développé où différents cas pathologiques peuvent être simulés facilitant les études et les recherches pour les étudiants et les nouveaux médecins.

Cette simulation permettra une conception pratique qui constitue l'élément essentiel d'un pacemaker.

On peut même améliorer les modèles linéaires surtout contre le bruit et l'ordre du modèle utilisé.