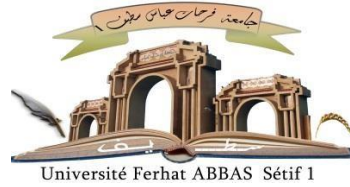


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF 1

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THESE

Présentée au Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Option: Electronique

Par

MOHGUEN Ouahiba

THÈME

**Contribution aux techniques de débruitage basées
EMD**

Soutenue le 13/Janvier/2022 devant le Jury:

Zegadi Ameer	Professeur	Univ. F. Abbas Sétif 1	Président
Saad Bouguezel	Professeur	Univ. F. Abbas Sétif 1	Directeur de thèse
Amardjia Nourredine	Professeur	Univ. F. Abbas Sétif 1	Examineur
Daamouche Abdelhamid	Professeur	Univ. Boumerdès	Examineur
Daachi Mohamed El Hossine	M.C.A	Univ. BBA	Examineur
Bekkouche Tewfik	M.C.A	Univ. BBA	Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

سُبْحَانَكَ لَا عِلْمَ لَنَا إِلَّا

مَا عَلَّمْتَنَا إِنَّكَ أَنْتَ

الْعَلِيمُ الْحَكِيمُ

سورة البقرة

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

Au symbole de douceur, de tendresse, d'amour et affection, et grâce au sens de devoir et aux sacrifices immenses qu'elle a consentis: ma mère j'ai pu arriver à réaliser ce travail.

A ce qu'est toujours mon meilleur exemple dans la vie : mon père, pour les sacrifices qu'il a consentis pour mon éducation et pour l'avenir qu'il n'a cessé d'offrir.

A ce qui m'a souhaitée de la chance mes frères et mes sœurs.

A ceux qui m'ont aidé, encouragé, apprécié mon effort et crée le milieu favorable, l'ambiance joyeuse et l'atmosphère joviale.

Ouahiba

Remerciement

Je remercie dieu le tout puissant de m'avoir donné la santé et la volonté d'entamer et de terminer ma thèse de Doctorat.

Je tiens à remercier Monsieur Saad Bouguezel, Professeur à l'Université de Ferhat Abbas de Sétif 1, de l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être directeur de cette thèse, pour son aide pratique, son soutien moral. Qu'il soit aussi remercié pour sa disponibilité permanente et pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

Je remercie Monsieur, Raïs El'hadi Bekka Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif 1, pour son aide et ses encouragements.

Je remercie Monsieur Zegadi Ameer, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif 1, pour avoir accepté d'être président du jury.

Je remercie Monsieur Amardjia Nourredine, Professeur à l'université de Ferhat Abbas de Sétif 1, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je remercie Monsieur Daamouche Abdelhamide Professeur à l'université M'Hamed Bougara de Boumerdes pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je remercie Monsieur Daachi Mohamed El Hossine Maître de Conférences à l'université Mohamed El Bachir El Ibrahim de BBA, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

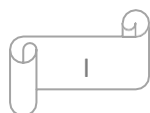
Je remercie Monsieur Bekkouche Tewfik, Maître de Conférences à l'université Mohamed El Bachir El Ibrahim de BBA, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

A Messieurs les membres de jury pour avoir accepté de se déplacer de si loin et venir examiner et scruter de si près le contenu de ma thèse de Doctorat.

Tables des matières.....	I
Liste des figures.....	IV
Liste des tableaux.....	IX
Liste des abréviations.....	XII
ملخص.....	XIV
Abstract.....	XV
Résumé.....	XVI
Introduction générale.....	XVIII

Chapitre 1 Etat de l'art des méthodes de Filtrage et débruitage par EMD

1.1 Introduction et étude bibliographique.....	1
1.2 Algorithme de la décomposition EMD.....	2
1.3 Méthodes de Filtrage par EMD.....	3
1.3.1 la méthode EMD- $CMSE$	3
1.3.1.1 Algorithme de la méthode EMD- $CMSE$	3
1.3.1.2 Exemples d'illustrations.....	4
1.3.2 EMD Conventionnel.....	10
1.3.2.1 Algorithme de la méthode EMD- $CONV$	10
1.3.2.2 Exemples d'illustrations.....	10
1.3.3 Etude comparative entre l'EMD- $CMSE$ et l'EMD- $CONV$	13
1.4 Débruitage des signaux par la méthode EMD.....	14
1.4.1 Débruitage par EMD-Savitzky-Golay.....	14
1.4.1.1 Algorithme de la méthode EMD- SG	14
1.4.1.2 Exemples d'illustrations.....	15
1.4.2 Débruitage par seuillage.....	19
a. Seuillage dur (Hard thresholding).....	19
b. Seuillage doux (Soft thresholding).....	20
1.4.2.1 Algorithme du débruitage par seuillage.....	20
1.4.2.2 Exemples d'illustrations.....	20
1.4.3 Débruitage par seuillage par EMD-intervalle (EMD- IT).....	23
1.4.3.1 Algorithme de la méthode EMD- IT	25
1.4.3.2 Exemples d'illustrations.....	25
1.5 Etude comparative entre les méthodes de seuillage.....	27



1.6 Conclusion.....	28
---------------------	----

Chapitre 2 Les méthodes non paramétriques proposées

2.1 Introduction.....	30
2.2 Débruitage par la méthode <i>EMD-HIMFT</i>	31
2.2.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EMD-HIMFT</i>	31
2.2.2 Résultats et Discussions	32
2.3 Débruitage par la méthode <i>EMD-Non Négative Garrote</i>	38
2.3.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EMD-NNG</i>	39
2.3.2 Résultats et Discussions	39
2.4 Débruitage par <i>EMD-Novel Thresholding Function</i>	48
2.4.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EMD-New</i>	49
2.4.2 Résultats et Discussions.....	49
2.5 Conclusion.....	58

Chapitre 3 Les méthodes paramétriques proposées

3.1 Introduction.....	60
3.2 Débruitage par les méthodes <i>EMD-DSG</i> , <i>EMD-TSG</i> , <i>EMD-QSG</i>	61
3.2.1 Algorithme des méthodes : <i>EMD-DSG</i> , <i>EMD-TSG</i> , <i>EMD-QSG</i>	61
3.2.2 Résultats et Discussions	61
3.2.3 Etude comparative entre l' <i>EMD-SG</i> , <i>EMD-DSG</i> <i>EMD-TSG</i> , <i>EMD-QSG</i>	67
3.3 Débruitage par la méthode <i>EMD-Customized Thresholding Function</i>	69
3.3.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EMD-Custom</i>	70
3.3.2 Résultats et Discussions	71
3.4 Débruitage par <i>EMD-Improved Thresholding Function</i>	81
3.4.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EMD-ITF</i>	82
3.4.2 Résultats et Discussions	83
3.5 Etude comparative	92
3.6 Conclusion.....	97

Chapitre 4 Les méthodes proposées basées EEMD

4.1 Introduction.....	99
4.2 Algorithme de l'EEMD.....	100
4.3 Débruitage par EEMD-Conventionnel	100
4.3.1 Algorithme de la méthode EEMD-CONV.....	101
4.3.2 Résultats et Discussions.....	102



Tables des matières

4.4 Débruitage par la méthode <i>EEMD-Customized Thresholding Function</i>	107
4.4.1 Algorithme de débruitage par ondelette.....	108
4.4.2 Algorithme de la méthode proposée <i>EEMD-Custom</i>	108
4.4.3 Résultats et Discussions.....	109
4.5 Débruitage par la méthode <i>EEMD -Non Négative Garrote</i>	121
4.5.1 Algorithme de la méthode proposée <i>EEMD-NNG</i>	121
4.5.2 Résultats et Discussions.....	122
4.6 Etude comparative	131
4.7 Conclusion.....	133
Conclusion Générale et perspectives.....	135
Référence.....	139
Bibliographie de l'auteur.....	145



Chapitre 1 Etat de l'art des méthodes de Filtrage et débruitage par EMD

Fig. 1.1	Organigramme de l'algorithme EMD [4]	3
Fig. 1.2	Signaux Tests: Blocks,Bumps,Heavysine. Doppler.....	5
Fig. 1.3	Signaux Tests bruités :Blocks,Bumps,Heavysine. Doppler, $SNR = 5dB$.	6
Fig. 1.4	Décomposition par <i>EMD</i> du signal bruité Doppler $SNR = 5dB$	7
Fig. 1.5	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{CMSE} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	9
Fig. 1.6	Les énergies des IMFs du signal bruité (Blocks) et du modèle théorique du bruit $SNR = 5dB$	11
Fig. 1.7	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{CONV} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	12
Fig. 1.8	Les IMFs bruitées avant filtrage (<i>EMD</i>) du signal bruité Bumps $SNR = 5dB$	17
Fig. 1.9	Les IMFs débruitées par l' <i>EMD</i> -SG (après filtrage) du signal bruité Bumps $SNR = 5dB$	17
Fig. 1.10	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{SG} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	19
Fig. 1.11	Les IMFs Seuillées par un seuillage (Hard) signal Bumps $SNR = 5dB$	21
Fig. 1.12	Les IMFs Seuillées par un seuillage (Soft) signal Heavysine $SNR = 5dB$	22
Fig. 1.13	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{Soft} en rouge et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	23
Fig. 1.14	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{HARD-IT} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	26
Fig. 1.15	les signaux reconstruits par l' <i>EMD</i> _{Soft-IT} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$	27

Chapitre 2 Les méthodes non paramétriques proposées

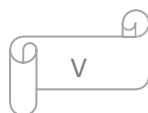
Fig. 2.1	Signaux Tests bruités :Blocks,Bumps,Heavysine. Doppler, $SNR = 5dB$.	33
Fig. 2.2	a. Signal ECG Original. b. Signal ECG Bruité $SNR = 10dB$. c. ECG reconstruits par l' <i>EMD</i> _{HIMFT} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$	34

Liste des Figures

Fig. 2.3	les signaux reconstruits par l'EMD _{-HIMFT} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$	35
Fig. 2.4	Décomposition EMD du signal ECG bruité avec un $SNR = 10dB$	36
Fig. 2.5	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Bumps.....	38
Fig. 2.6	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Bumps.....	38
Fig. 2.7	Variation du SNR en fonction de l'indice J_S : EMD _{-Soft-IT} $J_S=5$, EMD _{-Hard-IT} $J_S=7$, EMD _{-NNG} $J_S=8$. Piece-Regular à $2dB$	40
Fig. 2.8	Les signaux reconstruits par l'EMD _{-NNG} (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB).....	41
Fig. 2.9	Les signaux ECG reconstruits par l'EMD _{-NNG} (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB).....	42
Fig. 2.10	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.....	47
Fig. 2.11	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Doppler.....	47
Fig. 2.12	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).....	47
Fig. 2.13	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).....	48
Fig. 2.14	Variation du SNR en fonction de l'indice J_S : EMD _{-Soft-IT} $J_S=5$, EMD _{-Hard-IT} $J_S=7$, EMD _{-New} $J_S=8$. Piece-Regular à $2dB$	50
Fig. 2.15	Les signaux reconstruits par l'EMD _{-New} (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB).....	51
Fig. 2.16	Les signaux ECG reconstruits par l'EMD _{-New} (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB).....	52
Fig. 2.17	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.....	57
Fig. 2.18	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).....	57
Fig. 2.19	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Doppler.....	58
Fig. 2.20	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).....	58

Chapitre 3 Les méthodes paramétriques proposées

Fig. 3.1	Evaluation des SNR après débruitage en fonction de l'ordre du filtre.....	63
Fig. 3.2	Evaluation des MSE en fonction de l'ordre du filtre.....	63
Fig. 3.3	Signaux Tests: Blocks,Bumps,Heavysine et Doppler.....	64
Fig. 3.4	Signaux tests bruités SNR (2 dB).....	65
Fig. 3.5	les signaux reconstruits $SNR = 2dB$	66



Liste des Figures

Fig.3.6	Variation des SNR après débruitage de l'EMD- <i>Custom</i> en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux test.....	72
Fig.3.7	Variation des SNR après débruitage de l'EMD- <i>Custom</i> en fonction d'Alpha appliqué sur l' <i>ECG</i> (107).....	72
Fig.3.8	Signaux réels bruités : ECG 119(MLII), ECG 119(VI), $SNR = 10dB$.	73
Fig.3.9	Variation du SNR en fonction de l'indice J_S : EMD-Soft-IT $J_S=5$, EMD-Hard-IT $J_S=7$, EMD- <i>Custom</i> $J_S=8$. Piece-Regular à $2dB$	73
Fig.3.10	les signaux reconstruits par l'EMD- <i>Custom</i> (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$	74
Fig.3.11	les signaux ECG reconstruits par l'EMD- <i>Custom</i> (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$	75
Fig.3.12	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Bumps.....	80
Fig.3.13	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).....	80
Fig.3.14	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Bumps.....	81
Fig.3.15	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).....	81
Fig.3.16	Variation des SNR après débruitage de l'EMD- <i>ITF</i> en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux test.....	84
Fig.3.17	Variation des SNR après débruitage de l'EMD- <i>ITF</i> en fonction d'Alpha appliqué sur l' <i>ECG</i> (107).....	84
Fig.3.18	Variation du SNR en fonction de l'indice J_S : EMD-Soft-IT $J_S=5$, EMD-Hard-IT $J_S=7$, EMD- <i>ITF</i> $J_S=8$. Piece-Regular à $2dB$.	84
Fig.3.19	les signaux reconstruits par l'EMD- <i>ITF</i> (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB)	84
Fig.3.20	les signaux ECG reconstruits par l'EMD- <i>ITF</i> (en rouge) et en noir les signaux originaux SNR (10dB)	86
Fig.3.21	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.....	91
Fig.3.22	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).....	91
Fig.3.23	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Doppler.....	92
Fig.3.24	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).....	92

Chapitre 4 Les méthodes proposées basées EEMD

Fig.4.1	Les énergies des IMFs $EEMD$ du signal bruité (ECG 107) et du modèle théorique du bruit $SNR = 0dB$ avec $Ne=200$, $j_s = 5$	102
---------	---	-----



Liste des Figures

Fig.4.2	Les signaux reconstruits par l'EEMD-CONV (en rouge) et en noir les signaux originaux $Ne=200$, $SNR = 2dB$	104
Fig.4.3	Evaluation des SNR des deux méthodes sur le signal ECG 107.m.....	107
Fig.4.4	Evaluation des MSE des deux méthodes sur le signal ECG 107.m.....	107
Fig.4.5	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-Custom en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux réels ECG $SNR=8dB$	110
Fig.4.6	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-Custom en fonction du nombre d'ensemble (Ne) appliqué sur les signaux ECG réels, $SNR = 4dB$	111
Fig.4.7	Les signaux reconstruits par l'EEMD-Custom (en noir) et en rouge les signaux originaux $SNR = 8dB$ et $Ne=200$	113
Fig.4.8	Signal ECG 122.m reconstruit par l'ondelette (en noir) et en rouge le signal original $SNR = 8dB$ et $Ne=200$	113
Fig.4.9	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG 121.m.....	120
Fig.4.10	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG 121.m.....	120
Fig.4.11	Evaluation des PRD des méthodes de débruitage sur le signal ECG 121.m.....	121
Fig.4.12	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-NNG en fonction de l'indice j_s appliqué sur l'ECG (107), $SNR=2dB$ et $Ne=200$ ($j_s = 6$).....	123
Fig.4.13	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-NNG en fonction de l'indice j_s appliqué sur le signal <i>Bumps</i> , $SNR=2dB$ et $Ne=200$ ($j_s = 7$).....	123
Fig.4.14	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-NNG en fonction du nombre d'ensemble (Ne) appliqué sur le signal <i>Bumps</i> , $SNR = 2dB$ et $SNR = -2dB$	124
Fig.4.15	Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-NNG en fonction de la taille du signal appliqué sur le signal <i>Bumps</i> , $SNR = 2dB$ et $SNR = -2dB$.	124
Fig.4.16	Les signaux reconstruits par l'EEMD-NNG en noir, en bleu le signal bruité et en rouge les signaux originaux $SNR = 2dB$ et $Ne=200$	125
Fig.4.17	Les signaux ECG reconstruits par l'EEMD-NNG en noir, en bleu le signal bruité et en rouge les signaux ECG originaux $SNR = 2dB$ et $Ne=200$	126
Fig.4.18	Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG VI (119.m).....	131
Fig.4.19	Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG VI (119.m).....	131

Chapitre 1 Etat de l'art des méthodes de Filtrage et débruitage par EMD

Tab. 1.1	L'indice j_s pour les signaux test $SNR = 5dB$	8
Tab. 1.2	SNR et MSE des résultats de l'EMD- $CMSE$ pour les signaux tests $SNR = 5dB$	8
Tab. 1.3	L'indice j_s pour les signaux test $SNR = 5dB$	11
Tab. 1.4	SNR et MSE des résultats de l'EMD- $CONV$ pour les signaux tests $SNR = 5dB$	11
Tab. 1.5	SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = -5dB$	12
Tab. 1.6	SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = -2dB$	13
Tab. 1.7	SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 0dB$	13
Tab. 1.8	SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 2dB$	13
Tab. 1.9	SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 5dB$	14
Tab. 1.10	SNR et MSE des résultats de l'EMD- SG pour les signaux tests.....	17
Tab. 1.11	SNR et MSE des résultats de l'EMD $_{Hard}$ et EMD $_{Soft}$ pour les signaux tests...	20
Tab. 1.12	SNR et MSE des résultats de l'EMD- $Hard-IT$ et EMD- $Soft-IT$	24
Tab. 1.13	SNR et MSE des résultats de EMD- $Hard$, EMD- $Soft$, EMD- $Hard-IT$ et EMD- $Soft-IT$	27

Chapitre 2 Les méthodes non paramétriques proposées

Tab. 2.1	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR=0dB$ (avant débruitage).....	36
Tab. 2.2	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR=5dB$ (avant débruitage).....	36
Tab. 2.3	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	42
Tab. 2.4	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	43
Tab. 2.5	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	44
Tab. 2.6	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	45
Tab. 2.7	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	52
Tab. 2.8	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	53
Tab. 2.9	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	54

Liste des Tableaux

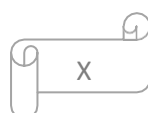
Tab.2.10	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	55
----------	--	----

Chapitre 3 Les méthodes paramétriques proposées

Tab.3.1	Comparaison entre l'ordre du filtre testé sur Doppler avec $SNR = 2 dB$	61
Tab. 3.2	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR= -5 dB$ (avant débruitage).....	66
Tab. 3.3	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR= -2 dB$ (avant débruitage).....	67
Tab. 3.4	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR=0dB$ (avant débruitage).....	67
Tab. 3.5	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR=2dB$ (avant débruitage).....	71
Tab. 3.6	Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR=5dB$ (avant débruitage).....	71
Tab. 3.7	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10 dB$	75
Tab.3.8	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	76
Tab.3.9	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	77
Tab. 3.10	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	78
Tab. 3.11	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	86
Tab. 3.12	Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	87
Tab. 3.13	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	88
Tab. 3.14	Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$	89
Tab. 3.15	Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Soft-IT.....	92
Tab. 3.16	Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Soft-IT.....	93
Tab. 3.17	Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Hard-IT.....	94
Tab. 3.18	Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Hard-IT.....	95

Chapitre 4 Les méthodes proposées basées EEMD

Tab. 4.1	L'indice j_s pour les signaux réel ECG $SNR = 0dB$	103
Tab. 4.2	SNR et MSE des résultats de l'EEMD-CONV pour les signaux réel ECG $Ne=200, SNR = 0dB$	103



Liste des Tableaux

Tab. 4.3	Evaluation des <i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>) à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	105
Tab. 4.4	Evaluation des <i>MSE</i> à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	106
Tab. 4.5	Evaluation des <i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>) à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	114
Tab. 4.6	Evaluation des <i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>) à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	115
Tab. 4.7	Evaluation des <i>MSE</i> à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	116
Tab. 4.8	Evaluation des <i>MSE</i> à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	117
Tab. 4.9	Evaluation des <i>PRD</i> à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	118
Tab. 4.10	Evaluation des <i>PRD</i> à <i>SNR</i> =-4, 0, 4, 8, 12 <i>dB</i>	119
Tab. 4.11	Evaluation des <i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>) à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	127
Tab. 4.12	Evaluation des <i>MSE</i> à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	128
Tab. 4.13	Evaluation des <i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>) à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	129
Tab. 4.14	Evaluation des <i>MSE</i> à <i>SNR</i> =-2,0,2,4,6,8,10 <i>dB</i>	130
Tab. 4.15	Taux d'amélioration des <i>SNR</i> par rapport à l'EEMD-CONV.....	132

ECG Electrocardiogramme

EMD Empirical Mode Decomposition

IMFs Intrinsic mode functions

SP Sifting process

TF Transformée de Fourier (Fourier Transform)

dB décibels

AWGN Additive White Gaussian Noise

EEMD Ensemble Empirical Mode Decomposition

MEEMD Modified Ensemble Empirical Mode Decomposition

CEEMD Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition

CEEMDAN Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise

SEEMD Sur-échantillonnage de l'EEMD.

SGEEMD Savitzky-Golay Ensemble Empirical Mode Decomposition

RMSE Root Mean Square Error

MSE l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)

SG Savitzky-Golay

RIF Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie ou filtre RIF (en anglais *Finite Impulse Response filter* ou *FIR filter*)

SNR Rapport signal sur bruit en anglais (Signal-to-Noise Ratio).

CMSE l'erreur quadratique moyenne consécutive (Consécutive *MSE*).

PRD Percentage root mean square difference.

Sym Symlets

CONV Conventionnel

IT Interval Thresholding.

Liste des abréviations utilisées

DSG Double SG

TSG Triple SG.

QSG Quadriple SG.

HIMFT High IMF Thresholding.

Custom Customized Thresholding Function.

ITF Improved Thresholding Function.

NNG Non Négative Garrote.

New Novel Thresholding Function.

في هذه الأطروحة ، اقترحنا تقنيات جديدة لخفض الضوضاء في الإشارات غير الثابتة باستعمال التحليل الى نماط تجريبية ام د ومتغيراتها. أولاً، تم تطبيق التقنيات المقترحة على الإشارات الاصطناعية ثم على إشارات تخطيط القلب الحقيقية. وبالمثل، تم مقارنة التقنيات المقترحة بالمقاربات الأصلية الأخرى الموجودة في المراجع والأكثر شعبية و من أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا. بعد ذلك ، قمنا بتقييم موضوعي لأداء التقنيات المقترحة من خلال استخدام نسبة الإشارة إلى الضوضاء، ونسبة الخطأ التريبيعي في الإشارة .

قدمنا جزأين من التقنيات المقترحة هما طرق تقليل الضوضاء البارامترية القائمة على أساس ام د ، وطرق تقليل الضوضاء غير البارامترية القائمة على أساس ام د . بالإضافة إلى ذلك، اقترحنا معياراً جديداً لإعادة بناء الإشارة، ويستند هذا المعيار إلى تحديد المؤشر الذي يتوافق مع الحد الأقصى لقيمة نسبة الإشارة إلى الضوضاء بعد تقليل الضوضاء. لقد أظهرنا أن أساليبنا فعالة جداً بالنسبة للإشارات الصاخبة جداً. أخيراً ، اقترحنا أساليب تقليل الضوضاء استناداً إلى استغلال خوارزمية ام د . لقد أظهرنا أيضاً أن نتائج تقليل الضوضاء المستندة إلى ام د تتجاوز نتائج تقليل الضوضاء المستندة إلى ام د ومع ذلك ، تتطلب خوارزميات تقليل الضوضاء القائمة على ام د وقت حساب أعلى من خوارزميات تقليل الضوضاء القائمة على ام د.

لقد ثبت في هذا العمل أن الخوارزميات المقترحة تعطي نتائج جد متفوقة مقارنة بتلك الموجودة في المراجع. تقنياتنا المطورة تم تطبيقها على إشارات تخطيط القلب الحقيقية، كما يمكن ايضاً تطبيقها على تطبيقات أخرى في مجالات مختلفة مثل تشخيص الأعطال الميكانيكية أو معالجة الصور.

الكلمات المفتاحية: س ام د ، تقليل الضوضاء ، وصف تردد وقت ، ام د ، ام د ، تصفية ، م ام د ،

أنماط تجريبية ، إشارة غير مستقرة.

In, this thesis we have proposed new tools for denoising non-stationary signals based on the Empirical Modes Decomposition EMD and its variants. First, the proposed contributions were applied to synthetic data and then to real ECG signals. Similarly, they are compared to other original approaches that exist in the literature and the most popular of the state of the art. Then, we objectively evaluated the performance of our contributions by comparing the results to other classical approaches using the signal-to-noise ratio, SNR and the mean squared error MSE .

Our work is presented in two parts which are: EMD-based denoising parametric methods, and EMD-based denoising non-parametric methods. In addition, we have proposed a new criterion for the reconstruction of the signal, this criterion is based on the determination of the index, which corresponds to the maximum value of the SNR after denoising. We have shown that our approaches are very effective for very noisy signals. Finally, we have proposed denoising methods based on the exploitation of the EEMD algorithm. We have also shown that EEMD-based denoising results exceed EMD-based denoising results. However, EEMD based denoising algorithms require a higher computation time than EMD based denoising algorithms.

In this work, it has been demonstrated that the proposed algorithms give better results compared to those of the literature.

Our contributions have been illustrated on real ECG signals, and can also be applied to other applications in various fields such as mechanical fault diagnosis or image processing.

Key Words: CEEMD, Denoising, Time Frequency Description, EEMD, EMD, Filtering, MEEMD, Empirical Modes, non stationary signal.

Dans cette thèse, nous avons proposé des nouveaux outils de débruitage des signaux non stationnaires basés sur la décomposition en modes empiriques EMD et ses variantes. Tout d'abord, les contributions proposées ont été appliquées sur des données synthétiques puis sur des signaux ECG réels. De même elles sont comparées à d'autres approches originales qui existent dans la littérature et les plus populaires de l'état de l'art. Ensuite, nous avons évalué objectivement les performances de nos contributions proposées par rapport à d'autres approches classiques en utilisant le rapport signal sur bruit, SNR et l'erreur quadratique moyenne MSE .

Nous avons présenté notre travail en deux parties qui sont : les méthodes de débruitage paramétriques basées EMD, et les méthodes de débruitage non paramétriques basées EMD. En plus, Nous avons proposé un nouveau critère pour la reconstruction du signal, ce critère est basé sur la détermination de l'indice qui correspond à la valeur maximale du SNR après débruitage. Nous avons montré que nos approches sont très efficaces pour les signaux très bruités. Enfin, Nous avons proposé des méthodes de débruitage basées sur l'exploitation de l'algorithme EEMD. Nous avons montré aussi que les résultats du débruitage basées EEMD dépassent les résultats du débruitage basées EMD. Cependant, les algorithmes de débruitage basées EEMD exigent un temps de calcul plus élevé que les algorithmes de débruitage basées EMD. Nous avons démontré dans ce travail, que les algorithmes proposés donnent des résultats meilleurs comparés à ceux de la littérature.

Nos contributions ont été illustrées sur des signaux ECG réels issus du biomédical, elles peuvent aussi être appliquées aux autres applications dans des domaines variés tels que le diagnostic de pannes mécaniques ou le traitement d'image.

Mot clés : CEEMD, Débruitage, Description temps fréquence, EEMD, EMD, Filtrage, MEEMD, Modes Empiriques, Signal non stationnaire.

De nombreux signaux physiques sont contaminés par des bruits blancs gaussiens et additifs. Ces bruits pourraient détruire la structure des signaux qui causent la dégradation des performances du signal. Par conséquent, l'élimination des bruits tout en préservant les structures de base des signaux est importante pour plusieurs applications telles que les applications industrielles et applications biomédicales.

Actuellement, les méthodes linéaires telles que les techniques de filtrage sont largement utilisées pour les applications de débruitage, parce qu'elles sont faciles à mettre en œuvre. Cependant, ces méthodes supposent que les signaux sont stationnaires tandis que la plupart des signaux sont non stationnaires. Pour surmonter ces difficultés, des approches ont été proposées comme par exemple les méthodes basées sur les ondelettes [1],[2],[3]. Les méthodes de seuillage par ondelettes [1], [2], [3] se sont avérées efficaces pour le débruitage de seulement certains signaux non stationnaires. Cependant, l'approche par ondelettes [1],[2],[3] nécessite de déterminer les fonctions de base nécessaires à la décomposition des signaux. Ainsi, les méthodes peuvent ne pas atteindre des performances satisfaisantes pour quelques signaux. Huang et al. [4] ont implanté l'EMD (Empirical Mode Decomposition) comme méthode de décomposition des signaux non-stationnaires.

La décomposition modale empirique EMD (en anglais Empirical Mode Decomposition) construit directement les fonctions de base à partir du signal lui-même. Par contre, la transformée de Fourier (TF) et la transformée en ondelettes [5]-[8] utilisent des fonctions de base déterminés a priori, Le principe de l'EMD est de décomposer un signal en un ensemble de fonctions appelées *intrinsic mode functions* (IMF) définies à partir du signal. Ces fonctions (IMFs) sont obtenues par un processus de tamisage appelé sifting process (SP).

L'avantage de l'EMD est que les fonctions IMFs sont délivrées à partir du signal lui-même. Les propriétés des IMFs issues de la décomposition EMD offrent des possibilités de réaliser le filtrage et le débruitage des signaux et aussi d'analyser les signaux non stationnaires transitoires avec le moins de déformation possible.

L'EMD a été appliquée dans plusieurs domaines du traitement du signal tels que le domaine biomédical [9]-[11], le domaine mécanique [12]-[13], géophysiques [14] et le traitement d'images [15]-[16]. Cependant, les résultats de décomposition par EMD souffrent

du problème de mélange de modes (des oscillations de fréquences différentes peuvent apparaître dans un seul mode).

Pour surmonter le problème de mélange de modes de L'EMD, Wu et Huang ont proposé la méthode EEMD l'ensemble EMD (en anglais Ensemble Empirical Mode Decomposition) [17]. Cependant, la décomposition par la méthode EEMD présente un inconvénient, qui est la nécessité d'un grand nombre de réalisation ou nombre d'essais pour réduire l'amplitude du bruit ajouté. Plusieurs possibilités d'améliorations de la méthode EEMD [18] en vue de réduire le nombre d'essais ont été proposées notamment MEEMD (Modified EEMD) [19], CEEMD (Complementary EEMD) [20], CEEMDAN [21], et sur-échantillonnage de l'EEMD (SEEMD) [22] . SGEEMD [23].

Position du problème

L'objectif principal de ce travail de recherche est de proposer un ou plusieurs nouveaux outils de traitement des signaux non stationnaires basés sur l'approche EMD originale et ses variantes. Plus précisément, l'ensemble de la problématique s'articule autour du traitement (filtrage et débruitage) et de l'analyse temps fréquence des signaux non stationnaires. La méthodologie sera axée sur une étude comparative des différentes méthodes en utilisant des signaux de tests simulés et réels. Cette étude vise à évaluer objectivement les performances de nos contributions par rapport aux approches classiques de traitement EMD et ondelettes en utilisant plusieurs critères mesurant la distorsion (rapport signal sur bruit, l'erreur quadratique moyenne, etc.).

Organisation du manuscrit

Le travail présenté dans cette thèse s'organise autour de quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, nous présenterons l'état de l'art des approches de filtrage et débruitage des signaux par EMD. Le filtrage des signaux est basé sur la reconstruction partielle du signal en utilisant un nombre réduit d'IMFs déterminé par un critère énergétique [24]-[29]. Deux méthodes sont étudiés dans l'approche de filtrage : **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-CONV** [26]-[29]. Dans ces deux méthodes le signal est reconstruit partiellement par un nombre réduit d'IMF. En revanche, dans l'approche du débruitage, l'hypothèse est que le bruit n'est pas essentiellement concentré sur les premiers modes. Contrairement au filtrage, le signal est reconstruit avec toutes les IMFs prétraités (filtrage ou seuillage). D'une part, dans le prétraitement avec filtrage, nous étudions la méthode **EMD-SG** [30]-[32] qui utilise le filtre de Savitzky-Golay [33],[34] pour filtrer chaque IMF séparément. D'autre part, pour le

prétraitement avec seuillage, deux stratégies de seuillage **EMD-Soft** [30],[31] et **EMD-Hard** [30],[31] sont étudiées (seuillage dur, seuillage doux) dont chaque IMF est débruité en utilisant le seuil universel de Donoho [1],[2].

En plus de ce qui précède, il existe dans la littérature une nouvelle approche **EMD-IT** qui a été développé dans [28],[29] et qui peut réduire la discontinuité induite par **EMD-Soft** et **EMD-Hard**[30],[31]. Dans l'approche **EMD-IT**, la reconstruction est basée sur la détermination des indices. Les premières IMFs sont supprimées, car elles représentent que du bruit. Les IMFs situées entre les indices représentent l'information utile avec présence du bruit. Ces IMFs sont seuillées par un seuillage dur ou un seuillage doux. Les dernières IMFs où il n'y a que le signal utile sont conservées sans seuillage. Après avoir présenté quelques méthodes de filtrage et débruitage, nous présenterons dans le deuxième, troisième et quatrième chapitres le bilan de l'ensemble des travaux réalisés [35]-[41].

Dans le deuxième chapitre, nous développerons la première partie des différentes approches non paramétriques proposées [35],[36]. Les méthodes non paramétriques proposées seront appliquées sur des signaux simulés et sur des signaux ECG réels [42]. Les approches proposées sont comparées aux approches originales entamées dans le premier chapitre en utilisant le rapport signal sur bruit *SNR* et l'erreur quadratique moyenne *MSE* comme paramètres d'évaluation. La méthode **EMD-HIMFT** [35] combiné entre **EMD-Soft** [30],[31] et **EMD-CONV** [26]-[29] améliore significativement l'**EMD-Soft**. Les approches **EMD-NNG**, **EMD-New** [36] améliorent les méthodes classiques **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29].

Dans le troisième chapitre, nous développerons la deuxième partie des travaux réalisés [37]-[39] qui sont : Les méthodes paramétriques **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [37] qui sont des perfectionnements de la méthode **EMD-SG** [30]-[32] et conduisent à une amélioration significative. Les approches **EMD-Custom** publiée en 2017 [38], **EMD-ITF** publiée en 2017 [39], des perfectionnements des méthodes classiques **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT**[28],[29]. Nous effectuerions une étude comparative [43] de nos différentes contributions (**EMD-Custom** [38], **EMD-ITF** [39], **EMD-NNG** [40] et **EMD-New** [36]), afin de montrer leurs efficacités par rapport à d'autres méthodes issues de la littérature.

Dans le quatrième chapitre, nous montrerons les approches proposées basées sur la décomposition EEMD [17]. D'abord, une application de l'approche de débruitage **EEMD-CONV** basée sur l'exploitation de l'algorithme EEMD améliore les résultats de l'**EMD-CONV** [26]-[29]. Ensuite, deux nouvelles méthodes de débruitage sont proposées appelées **EEMD-**

Introduction Générale

Custom [41] et **EEMD-NNG** [40] basées sur l'exploitation de l'algorithme EEMD [17] et qui améliorent significativement les résultats de l'**EMD-Custom** [39] et les résultats de l'**EMD-NNG** [40], respectivement. Finalement, nous exposerons une étude comparative des différentes contributions notamment **EEMD-Custom** [41], **EEMD-NNG** [40] et **EEMD-CONV**.

A la fin, une conclusion et perspectives de ces travaux de recherche émergents de cette étude vont être proposées.



CHAPITRE 1

1.1 Introduction et étude bibliographique

Le débruitage des signaux par EMD consiste à exploiter les caractéristiques non linéaires de la décomposition modale empirique EMD [4]. Plusieurs travaux [24]-[32] ont été élaborés dans le but d'éliminer le bruit inclus dans le signal pour l'amélioration du rapport signal sur bruit. Dans ce qui suit, nous proposons un passage en revue de certains travaux, les plus récents [24]-[32], développés et appliqués au débruitage et filtrage des signaux par EMD. Les travaux sont basés sur trois hypothèses et trois méthodologies différentes.

Dans la première hypothèse le bruit est supposé blanc, gaussien et réparti sur les premières IMFs et il va diminuer pour les dernières IMFs. Le filtrage des signaux est basé sur la reconstruction partielle du signal en utilisant un nombre limité d'IMF déterminé par un critère énergétique [24]-[29]. Le problème dans cette approche consiste à déterminer le mode indexé par un indice j_s à partir duquel la distribution d'énergie du signal original est plus grande que celle du bruit. Les travaux publiés [24]-[29] sur le filtrage proposent plusieurs algorithmes pour la détermination de l'indice j_s . Dans [24],[25] Boudraa a proposé de mesurer l'erreur quadratique moyenne consécutive (CMSE : Consecutive *MSE*), cette mesure permet de déterminer l'indice de l'IMF à partir duquel il y a un changement significatif de l'énergie. Flandrin et al. [26]-[27] ont proposé de déterminer l'indice j_s visuellement en comparant l'énergie des IMFs bruités d'un modèle théorique et les énergies des IMFs du signal test, à laquelle il y a une divergence, entre ces deux énergies.

Dans la deuxième hypothèse le bruit n'est pas uniquement réparti sur les premiers modes car la première hypothèse n'est pas toujours vérifiée, le bruit peut aussi être réparti sur les derniers modes. La deuxième méthodologie du débruitage est basée sur la reconstruction totale du signal à partir des IMFs prétraitées. Cette méthode est vue comme une technique de débruitage. Son objectif est de garder toutes les IMFs. Plusieurs travaux ont été développés, Boudraa a proposé une nouvelle approche appelée **EMD-SG** [30]-[32], combinant l'EMD et le filtre polynomial de savitzky-Golay (SG) [32]-[33]. Les deux approches du débruitage **EMD-Soft** [30],[31] et **EMD-Hard** [30],[31] sont basées sur un seuillage qui s'inspire de celui de Donoho et Johnstone pour le débruitage des signaux par ondelettes [1],[2]. Et ils sont basés sur la reconstruction totale du signal. Yanis et McLaughlin [28],[29] ont proposé la méthode **EMD-IT (Interval Thresholding)** Pour pouvoir améliorer les résultats du débruitage, l'approche par seuillage par intervalle EMD-IT (Interval –Thresholding) a été développée

dans [28],[29], qui peut réduire la discontinuité induite par **EMD-Soft** et **EMD-Hard** [30],[31]. La méthode **EMD-IT** consiste à reconstruire le signal en divisant les IMFs en trois parties : la première partie des IMFs, représente uniquement le bruit, les IMFs ont été supprimées. La deuxième partie des IMFs représente le signal utile plus bruit, les IMFs sont prétraitées par l'**EMD-Hard** ou **EMD-Soft**. La troisième partie des IMFs représente le signal utile, les IMFs ne sont pas seuillées (sans traitement). Cette technique limite le débruitage seulement sur quelques IMFs. Cependant, Il faudrait donc prendre des indices M_1 et M_2 [28], [29], pour séparer entre les trois parties des IMFs. Le choix de ces deux paramètres est lié par la valeur de l'indice j_s (résultats de la méthode **EMD-CONV** [26]-[29]). Les résultats obtenus, sont bien meilleurs que les méthodes précédentes **EMD-Soft** et **EMD-Hard** [30],[31]. Le filtrage et le débruitage sont appliqués à des signaux tests simulés (Doppler, Blocks, Bumps et Heavysine). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$ avec différents niveaux de bruit. Enfin, les résultats sont comparés entre les différentes méthodes étudiées.

1.2 Algorithme de la décomposition EMD

L'algorithme de l'EMD [4] peut être résumé comme suit sur un signal $x(t)$ donné par la relation suivante [4] :

$$x(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (1.1)$$

Avec : $IMF_j(t), j \in \{1, \dots, N\}$ les modes issus de la décomposition EMD, $r(t)$ est le résidu de la décomposition et N est le nombre d'IMFs

1. Identifier tous les extrema du signal $x(t)$;
2. Interpoler entre les minima (resp. Maxima), pour finir avec les « enveloppes » ($emin(t)$) (resp. ($emax(t)$)) ;
3. Calculer la moyenne $m(t) = (emin(t) + emax(t)) / 2$;
4. Extraire le détail $d(t) = x(t) - m(t)$;
5. Itérer sur le résidu $m(t)$ jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans soit inférieur à 2.

La fonction IMF doit vérifier deux conditions :

- ✚ Le nombre de passage à zéros et le nombre d'extrema différent de un.
- ✚ La moyenne locale est nulle.

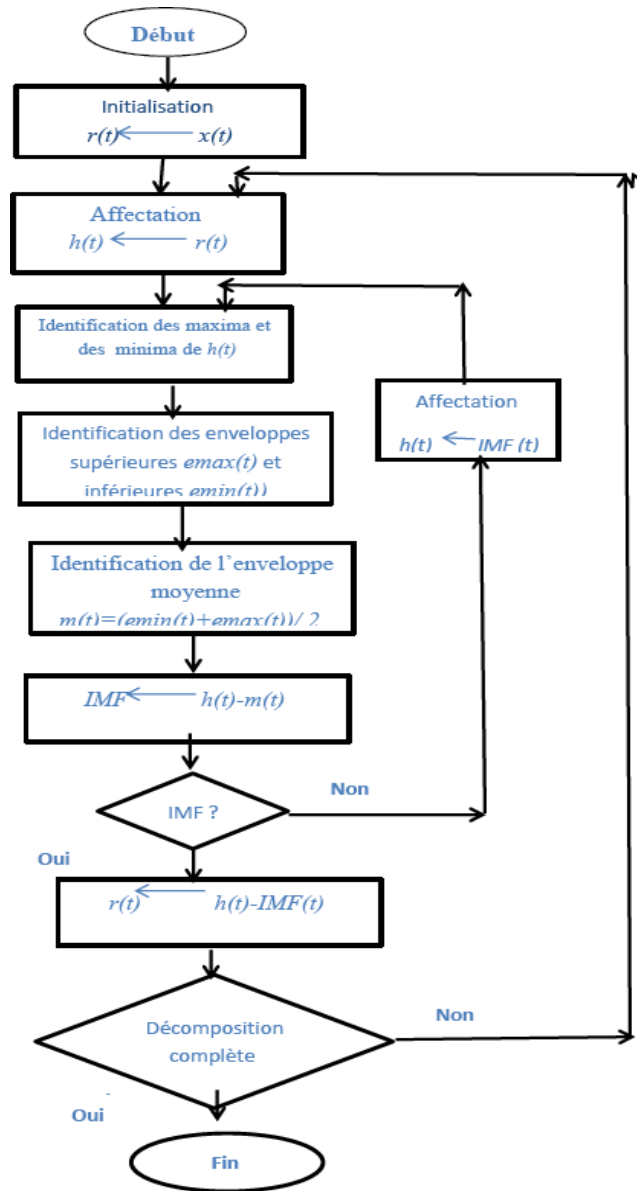


Fig. 1.1. Organigramme de l'algorithme EMD [4].

1.3 Méthodes de Filtrage par EMD

1.3.1 La méthode EMD-CMSE

1.3.1.1 Algorithme de la méthode EMD-CMSE

Soit un signal $s(t)$ contaminé par un bruit blanc, gaussien et additif $b(t)$:

$$x(t) = s(t) + b(t) \quad (1.2)$$

L'algorithme de l'EMD-CMSE est décrit par les étapes suivantes [24],[25] :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;

$$x(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (1.3)$$

L'objectif ici est de trouver le signal estimé $\tilde{s}(t)$ du signal original $s(t)$ qui minimise l'erreur quadratique moyenne.

$$MSE(s, \tilde{s}) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [s(t_i) - \tilde{s}(t_i)]^2 \quad (1.4)$$

Avec :

$[s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_T)]^t$, $\tilde{s} = [\tilde{s}(t_1), \tilde{s}(t_2), \dots, \tilde{s}(t_T)]^t$, et T la dimension du signal.

Le signal $\tilde{s}(t)$ est reconstruit à partir de $(N - j_s + 1)$ IMF indicées de j_s à N , équation (1.5) :

$$\tilde{s}_{j_s}(t) = \sum_{j=j_s}^N IMF_j(t) + r_N(t), j_s \in \{2, \dots, N\}. \quad (1.5)$$

2. Calculer les CMSEs consécutifs (équation (1.6));

$$CMSE(s_k, s_{k+1}) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [s_k(t_i) - s_{k+1}(t_i)]^2, k \in \{1, \dots, N-1\} \quad (1.6)$$

$$= \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [IMF_k(t_i)]^2 \quad (1.7)$$

3. Déterminer l'indice j_s en utilisant l'équation (1.8);

$$j_s = \arg \min_{1 \leq k \leq N-1} [CMSE(\tilde{s}_k, \tilde{s}_{k+1})] \quad (1.8)$$

4. Reconstruire le signal débruité à partir de l'équation (1.3)).

1.3.1.2 Exemples d'illustrations

A titre d'illustration de l'algorithme **EMD-CMSE** précédemment décrit, nous avons effectué des simulations numériques sur quatre signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$. La variance du bruit est déterminée de sorte que le rapport signal sur bruit (SNR) avant le filtrage de tous les signaux soit le même. Nous l'avons fixé à $SNR = 5dB$.

Les signaux originaux et leurs versions bruitées sont illustrés respectivement dans les figures 1.2 et 1.3. La figure 1.4 affiche le résultat de la décomposition EMD appliqué au signal bruité Doppler avec un rapport signal sur bruit de $SNR = 5dB$. Cette figure montre clairement que le bruit est réparti sur les premières IMFs.

En appliquant l'algorithme de l'**EMD- $CMSE$** , chaque signal bruité est décomposé en IMFs et l'indice j_s estimé (Tableau 1.1) en minimisant le critère $CMSE$ (équation 1.6). Les mesures des paramètres SNR , MSE sont déterminées (Tableau 1.2) afin d'estimer l'efficacité de la réduction du bruit présent dans les signaux.

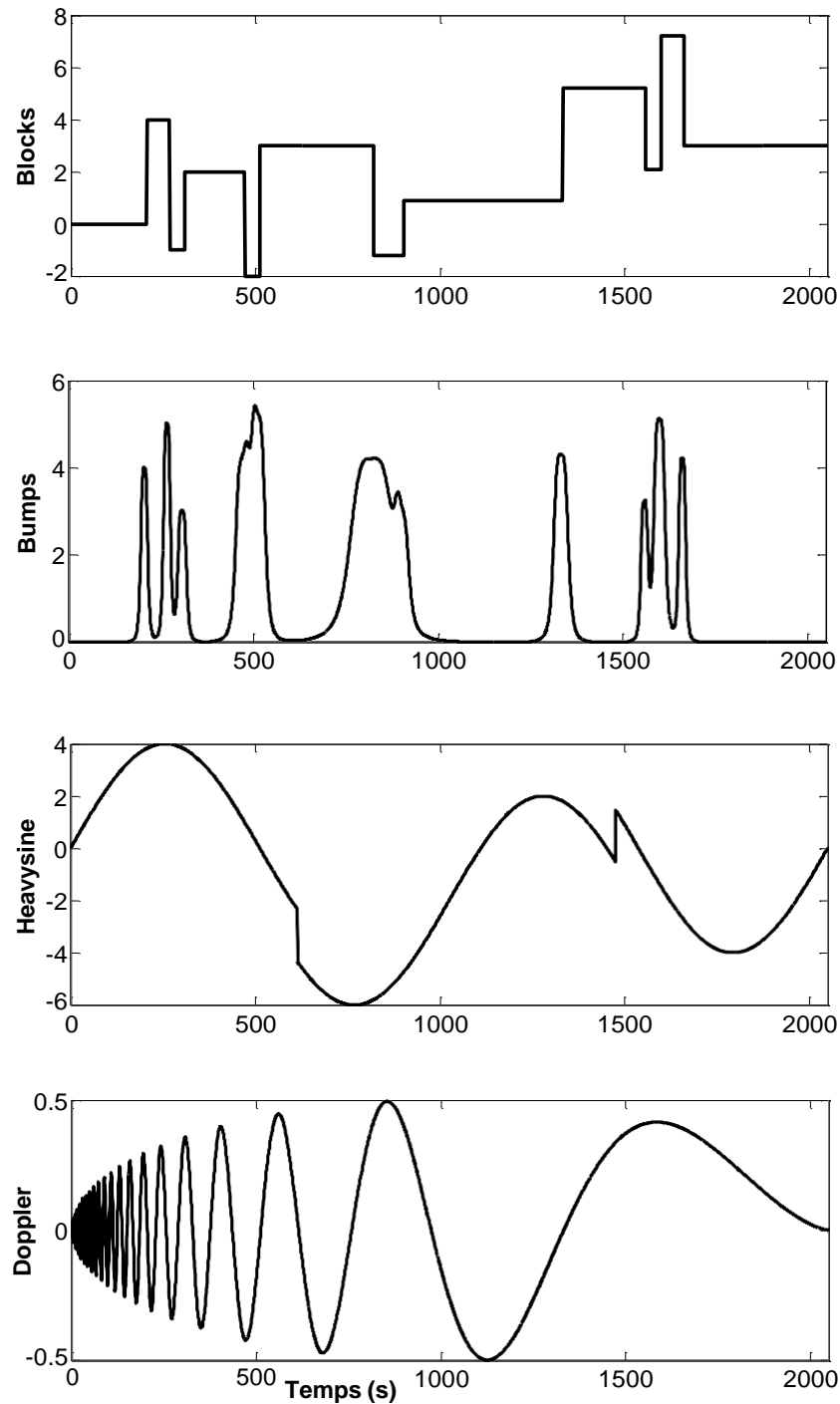


Fig. 1.2. Signaux Tests: Blocks, Bumps, Heavysine, Doppler.

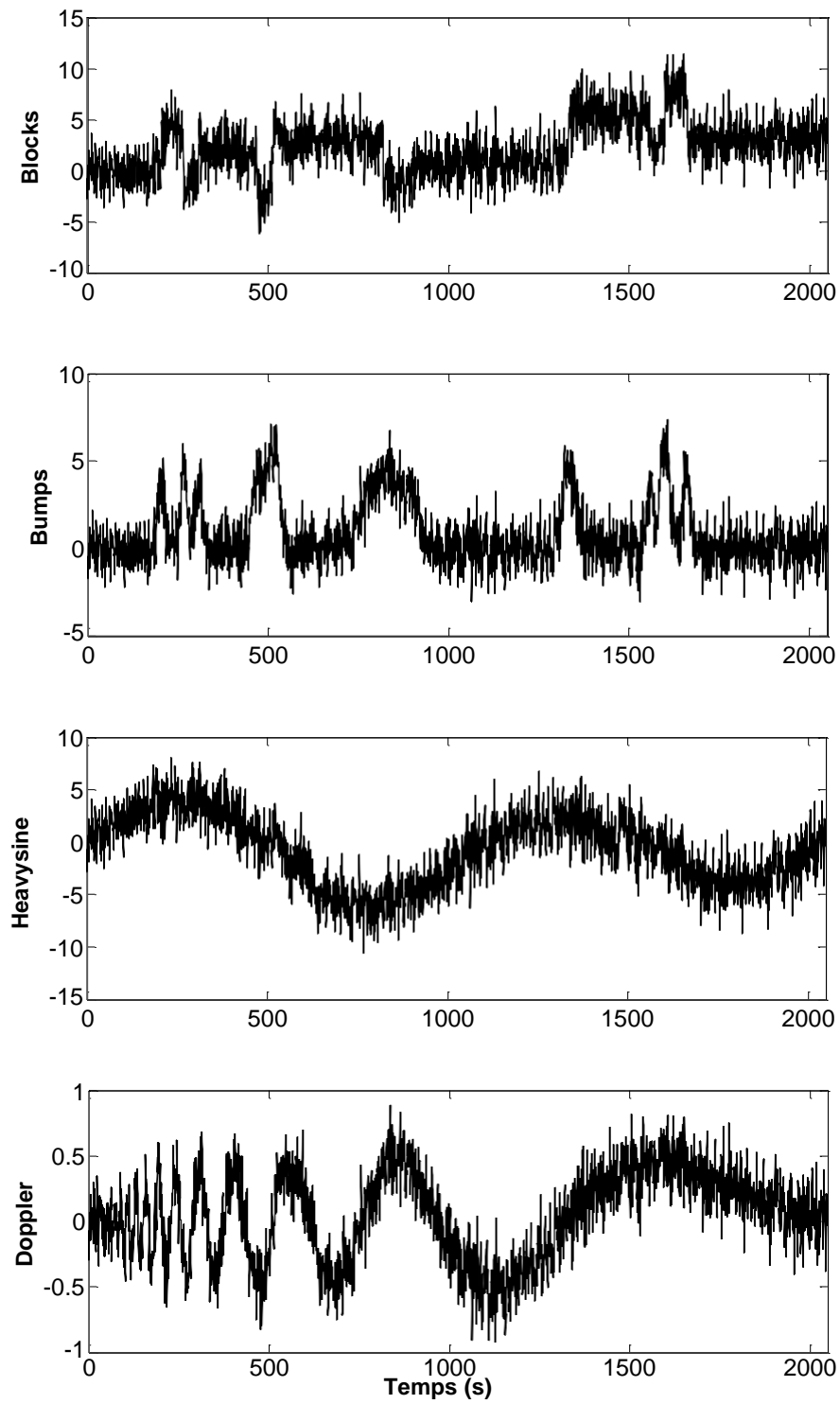


Fig. 1.3. Signaux Tests bruités: Blocks, Bumps, Heavysine, Doppler $SNR = 5dB$.

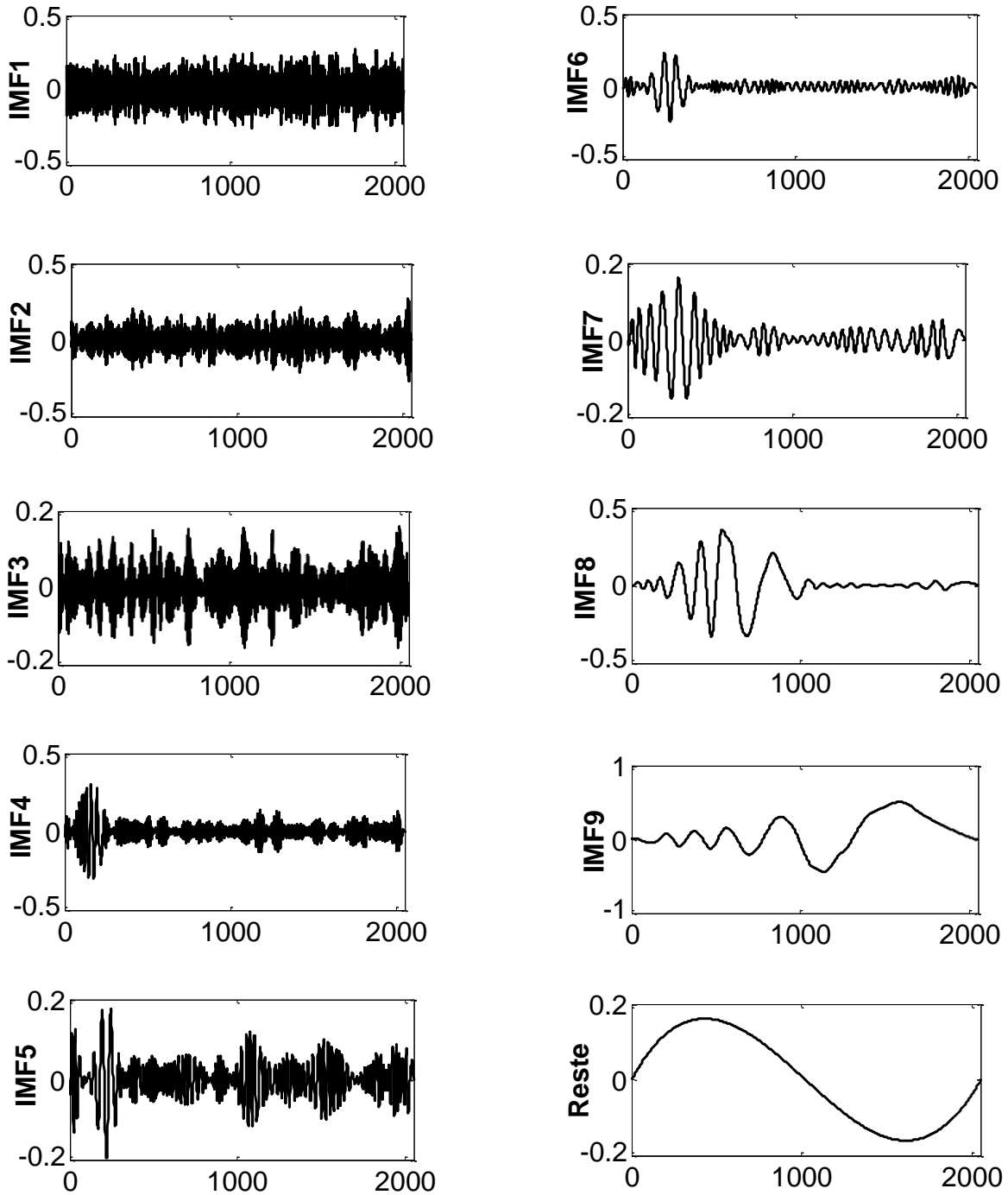


Fig.1.4. Décomposition par EMD du signal bruité, Doppler $SNR = 5dB$.

Les signaux filtrés sont reconstruits selon l'équation (1.3) et les *SNR* correspondants sont estimés. Les valeurs de j_s de ces signaux sont données dans le tableau 1.1.

Tableau 1.1 : L'indice j_s pour les signaux test $SNR = 5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Indice j_s	5	4	6	6

Tableau 1.2 : *SNR* et *MSE* de l'EMD-*CMSE* pour les signaux tests $SNR = 5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
<i>SNR [dB] bruit</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>
<i>SNR [dB] EMD-<i>CMSE</i></i>	12.61	11.61	17.68	10.46
<i>MSE EMD-<i>CMSE</i></i>	0.4837	0.2234	0.1782	0.0077

La méthode **EMD-*CMSE*** [24],[25] donne de bons résultats, les résultats les plus significatifs sont obtenus pour les signaux Blocks et Heavysine (Figure 1.5) qui sont très proches à leurs versions originales. Les rapports signal sur bruit (*SNR*) après reconstruction varient entre $10.46dB$ et $17.68dB$ (Tableau 1.2). On peut conclure que l'efficacité de cette méthode dépend des caractéristiques des signaux testés.

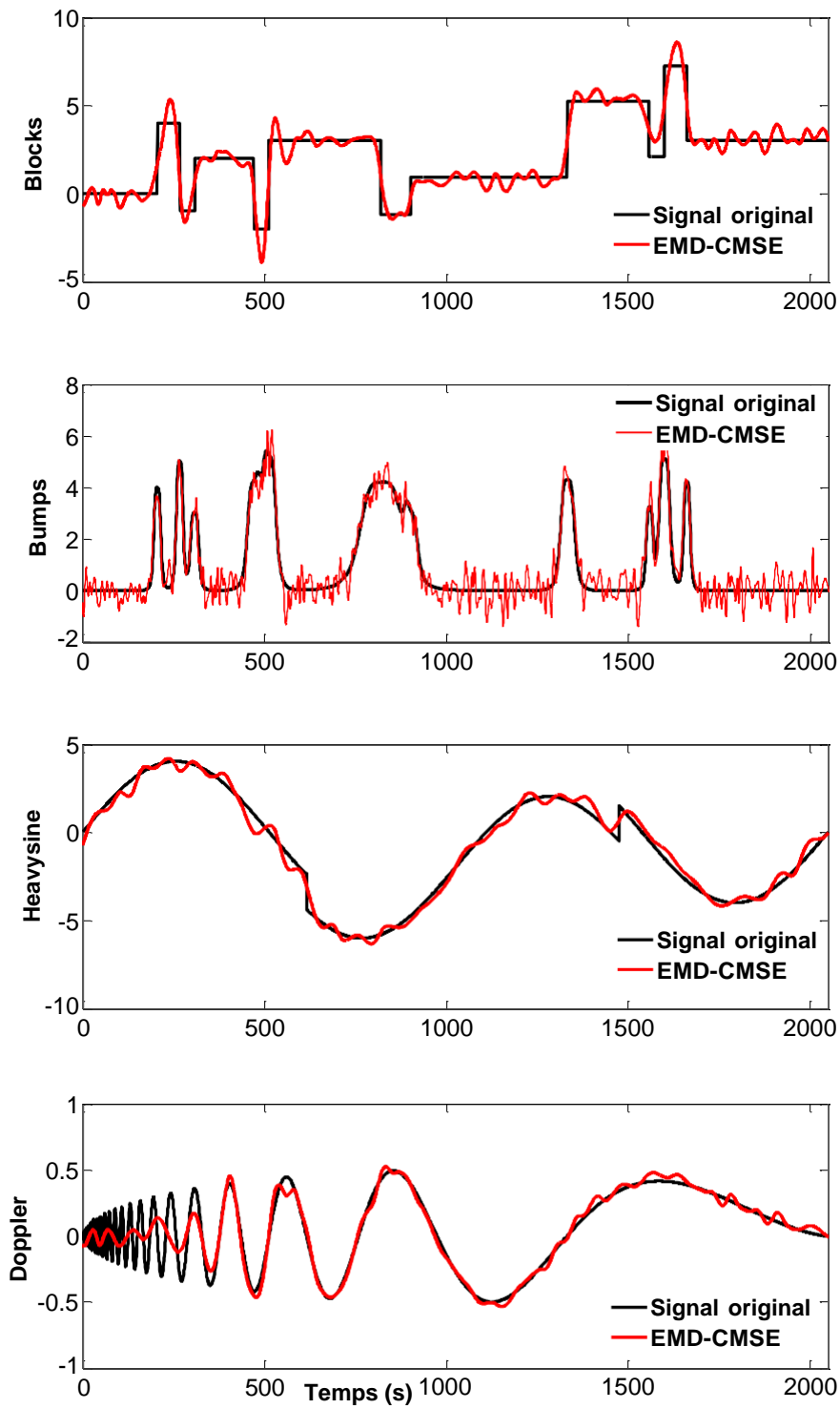


Fig. 1.5. Les signaux reconstruits par l'EMD_{CMSE} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

1.3.2 EMD Conventionnel

1.3.2.1 Algorithme de la méthode EMD-CONV

L'algorithme de l'EMD-CONV [26]-[29] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Calculer l'énergie des IMFs du signal bruité équation (1.9);

$$E_j = \int_{-\infty}^{+\infty} |IMF_j(t)|^2 dt \quad (1.9)$$

3. Estimer l'énergie des IMFs du modèle théorique du bruit équation (1.10), (1.11);

$$\hat{E}_k = \frac{E^2}{0.719} 2.01^{-k}, \quad k = 2, 3, 4, \dots, N \quad (1.10)$$

Où \hat{E}_k : L'énergie estimée du modèle théorique du bruit de chaque IMF.

E_1^2 : L'énergie estimée du première IMF du signal bruité définie par [26]-[29]:

$$E_1^2 = \left(\frac{\text{median}(|IMF_1(t)|)}{0.6745} \right)^2 \quad (1.11)$$

4. Tracer les deux courbes des énergies estimées des IMFs dans un même graphe en utilisant une échelle logarithmique en fonction du nombre de modes ;
5. Déterminer l'indice j_s visuellement à partir duquel il y a une divergence entre les deux énergies ;
6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (1.12).

$$\tilde{s}(t) = \sum_{j=j_s}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (1.12)$$

1.3.2.2 Exemples d'illustrations

A titre d'illustration de l'algorithme EMD-CONV précédemment décrit, celui-ci a été testé sur l'ensemble des signaux test (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$. Le rapport signal sur bruit (SNR) avant le filtrage de tous les

signaux soit le même, nous l'avons fixé à $5dB$. La figure (1.6) représente les énergies estimées des IMFs du signal (blocks) bruité et les énergies du modèle théorique du bruit en fonction du nombre des IMFs. D'après cette figure on remarque que la divergence entre les deux énergies est atteinte à partir le cinquième mode $j_s = 5$. Les valeurs de j_s des signaux (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler) sont données dans le tableau 1.3.

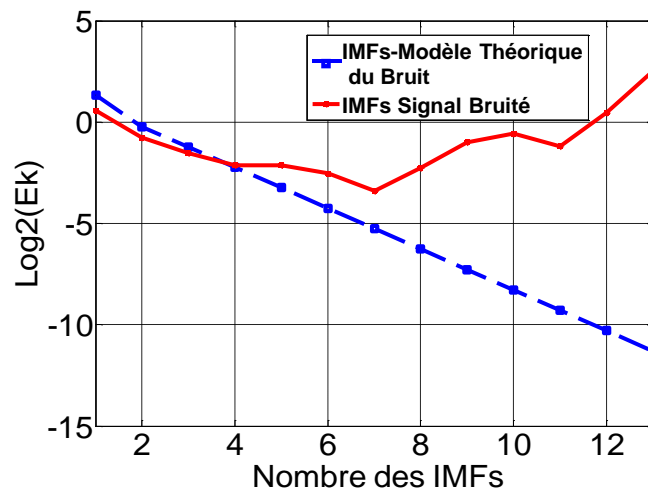


Fig. 1.6. Les énergies des IMFs du signal bruité (Blocks) et du modèle théorique du bruit $SNR = 5dB$.

Tableau 1.3 : L'indice j_s pour les signaux test $SNR = 5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Indice j_s	5	5	7	7

Les mesures de SNR et MSE sont déterminées afin d'estimer l'efficacité de la réduction du bruit présent dans les quatre signaux (Tableau 1.4). Le signal reconstruit par l'**EMD-CONV** est présenté dans la figure 1.7.

Tableau 1.4: SNR et MSE des résultats de l'**EMD-CONV** pour les signaux tests $SNR = 5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	$5dB$	$5dB$	$5dB$	$5dB$
$SNR[dB]$ EMD-CONV	12.61	13.25	18.34	11.20
MSE EMD-CONV	0.4837	0.1532	0.1387	0.0065

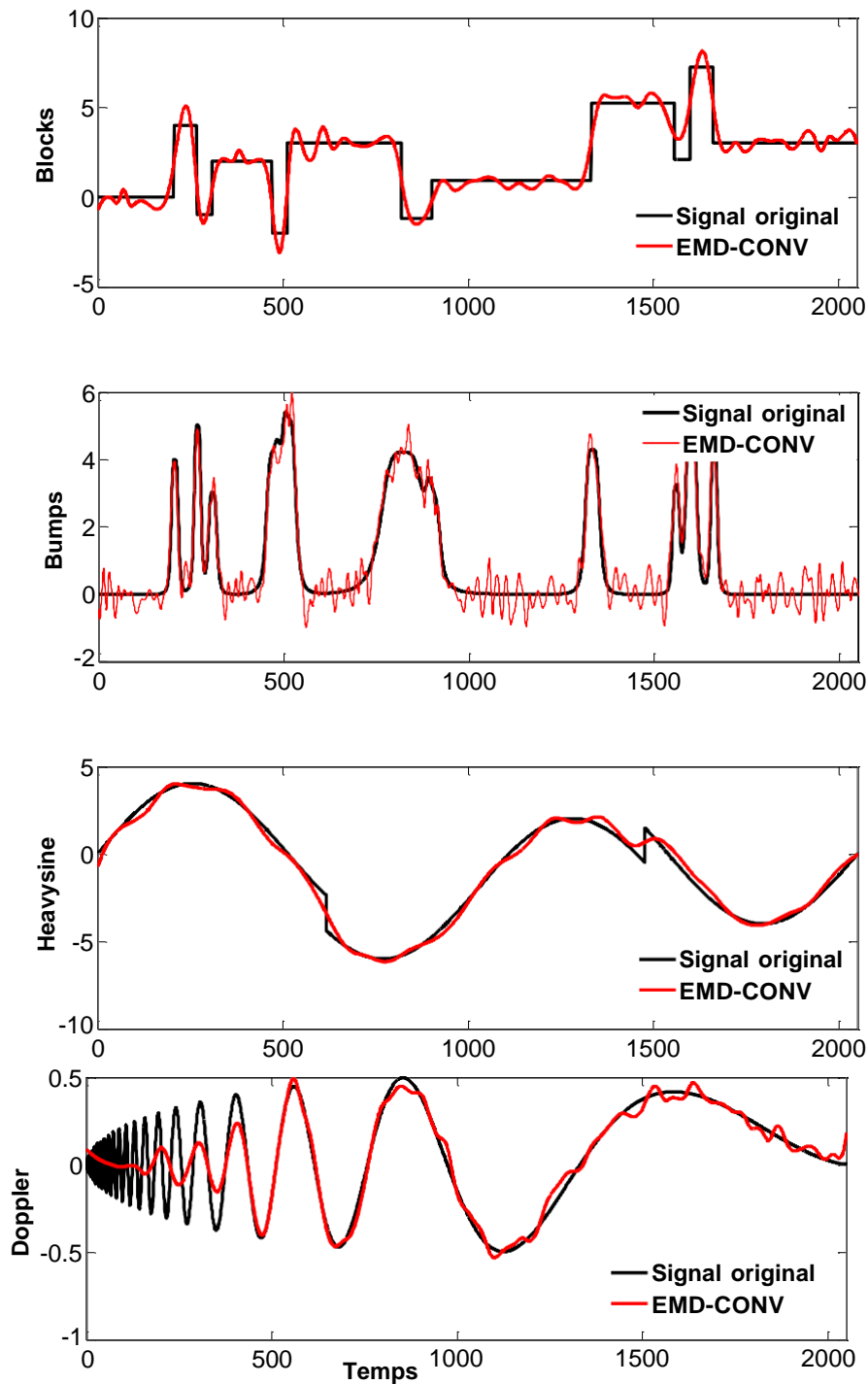


Fig. 1.7. Les signaux reconstruits par l'EMD-CONV (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

La méthode **EMD.CONV** [26]-[29] donne des résultats satisfaisants, les rapports signal sur bruit (SNR) après reconstruction varient entre $11.20dB$ (Doppler) et $18.34dB$ (Heavysine). L'efficacité de cette approche dépend aussi des caractéristiques des signaux testés.

1.3.3 Etude comparative entre l'EMD-_{CMSE} et l'EMD-_{CONV}

Dans ce paragraphe, nous avons effectué une étude comparative entre les deux approches de filtrages des signaux basées sur la décomposition EMD (l'EMD-_{CMSE} et l'EMD-_{CONV}), afin de déterminer l'approche la plus efficace. Nous avons utilisé les quatre signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler) de taille identique $T = 2048$, avec différentes valeurs du $SNR -5dB, -2dB, 0dB, 2dB, 5dB$. Les résultats des deux approches sont représentés dans les tableaux ci-dessous (Tableau 1.5- 1.9).

Tableau 1.5 : SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = -5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>
Indice J_S EMD-_{CMSE}	7	7	8	7
$SNR[dB]$ EMD-_{CMSE}	7.48	1.81	9.17	6.82
MSE EMD-_{CMSE}	1.5739	2.1341	1.1502	0.0178
Indice J_S EMD-_{CONV}	7	7	9	8
$SNR[dB]$ EMD-_{CONV}	7.48	1.81	12.12	6.81
MSE EMD-_{CONV}	1.5739	2.1341	0.5835	0.0178

Tableau 1.6 : SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = -2dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>
Indice J_S EMD-_{CMSE}	6	7	9	8
$SNR[dB]$ EMD-_{CMSE}	7.80	7.79	15.929	6.95
MSE EMD-_{CMSE}	1.4630	0.5388	0.2430	0.0173
Indice J_S EMD-_{CONV}	7	8	8	9
$SNR[dB]$ EMD-_{CONV}	8.88	7.90	16.23	7.05
MSE EMD-_{CONV}	1.1409	0.5247	0.2266	0.0169

Tableau 1.7 : SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 0dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>
Indice J_S EMD-_{CMSE}	7	7	9	8
$SNR[dB]$ EMD-_{CMSE}	10.83	8.57	16.54	8.19
MSE EMD-_{CMSE}	0.7271	0.4501	0.2110	0.0130
Indice J_S EMD-_{CONV}	8	8	9	9
$SNR[dB]$ EMD-_{CONV}	11.93	8.88	17.12	8.66
MSE EMD-_{CONV}	0.5643	0.4183	0.1846	0.0116

Tableau 1.8 : SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 2dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	$2dB$	$2dB$	$2dB$	$2dB$
Indice J_S EMD-$CMSE$	7	7	8	7
$SNR[dB]$ EMD-$CMSE$	11.98	8.69	17.56	9.91
MSE EMD-$CMSE$	0.55814	0.4372	0.1825	0.0087
Indice J_S EMD-$CONV$	8	8	7	8
$SNR[dB]$ EMD-$CONV$	12.31	9.67	17.56	9.99
MSE EMD-$CONV$	0.5177	0.3492	0.1825	0.0085

Tableau 1.9 : SNR et MSE des résultats pour les signaux tests $SNR = 5dB$.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	$5dB$	$5dB$	$5dB$	$5dB$
Indice J_S EMD-$CMSE$	5	4	6	6
$SNR [dB]$ EMD-$CMSE$	12.61	11.61	17.68	10.46
MSE EMD-$CMSE$	0.4837	0.2234	0.1782	0.0077
Indice J_S EMD-$CONV$	5	5	7	7
$SNR [dB]$ EMD-$CONV$	12.61	13.25	18.34	11.20
MSE EMD-$CONV$	0.4837	0.1532	0.1387	0.0065

A la lumière des résultats présentés dans les tableaux précédents, nous pouvons noter que la méthode EMD Conventionnel (**EMD- $CONV$**) [26]-[29] fournit des bons résultats en terme de rapport signal sur bruit SNR et MSE . Les résultats des deux méthodes ne sont pas satisfaisants pour des $SNR = -5dB$. Nous avons remarqué que l'indice j_s de l'EMD Conventionnel est différent de l'EMD filtrage, $j_s EMD_{conventionnel} = j_s EMD_{CMSE} + 1$. En général, des améliorations ont été détectées pour l'ensemble des approches (**EMD- $CONV$** et **EMD- $CMSE$**), appliquées sur les signaux tests, surtout pour les valeurs positives du SNR par rapport aux valeurs négatives.

1.4 Débruitage des signaux par la méthode EMD

1.4.1 Débruitage par EMD-Savitzky-Golay

1.4.1.1 Algorithme de la méthode EMD-SG

On considère $c_j(t)$ un mode non bruité de taille finie T et $IMF_j(t)$ sa version bruitée [24] :

$$IMF_j(t) = c_j(t) + b_j(t), \quad \text{avec } j = \{1, \dots, N\} \quad (1.13)$$

Avec $b_j(t)$, un bruit blanc gaussien et additif,

$\tilde{c}_j(t)$ une estimée de $c_j(t)$, donnée par :

$$\tilde{c}_j(t) = \Gamma[IMF_j(t), \tau_j] \quad (1.14)$$

Et $\Gamma[IMF_j(t), \tau_j]$: est une fonction de filtrage basée sur le filtre Savitzky-Golay SG [33], [34], τ_j la taille de fenêtre [24].

L'algorithme de l'**EMD-SG** est décrit par les étapes suivantes [24] :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD ;
2. Débruiter chaque IMF, en utilisant les relations (équation (1.14) et (1.16)) [24] :

$$\tilde{c}_j(i) = \sum_{m=-M_G}^{m=M_D} \alpha_m \cdot IMF_j(i+m) \quad (1.15)$$

Avec $i = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots$, et M_G et M_D le nombre de points à gauche et à droite du point i .

$IMF_j(i - M_G), \dots, IMF_j(i + M_D)$: sont approximés par un polynôme d'ordre p

α_m : sont des coefficients obtenus par un lissage avec une fenêtre glissante.

3. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (1.16).

$$\tilde{s}(t) = \sum_{j=1}^N \tilde{c}_j(t) + r_N(t) \quad (1.16)$$

1.4.1.2 Exemples d'illustrations

L'approche **EMD-SG** [30]-[32] est appliquée à des signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$. Un bruit blanc gaussien et additif de $SNR = 5\text{dB}$ est utilisé. La taille de la fenêtre d'analyse du filtre SG est 41. L'ordre du polynôme est fixé à $p = 3$. La figure 1.8 représente les IMFs bruitées avant filtrage du signal bruité Bumps. Tandis que, la figure 1.9 illustre les modes après filtrage débruitées par l'**EMD-SG** du signal bruité Bumps. Nous pouvons observer l'effet du filtrage sur les premières IMFs qui sont moins bruitées par rapport aux premières IMFs avant filtrage (Figure 1.8). Les valeurs du SNR et MSE obtenus par **EMD-SG** sont présentées dans le tableau

1.10, qualitativement les résultats sont très bons. La figure 1.10 illustre les résultats de débruitage par **EMD-SG**. En général, Le débruitage par la méthode **EMD-SG** donne de bons résultats, la taille de la fenêtre d'analyse du filtre et son ordre doivent être bien choisis.

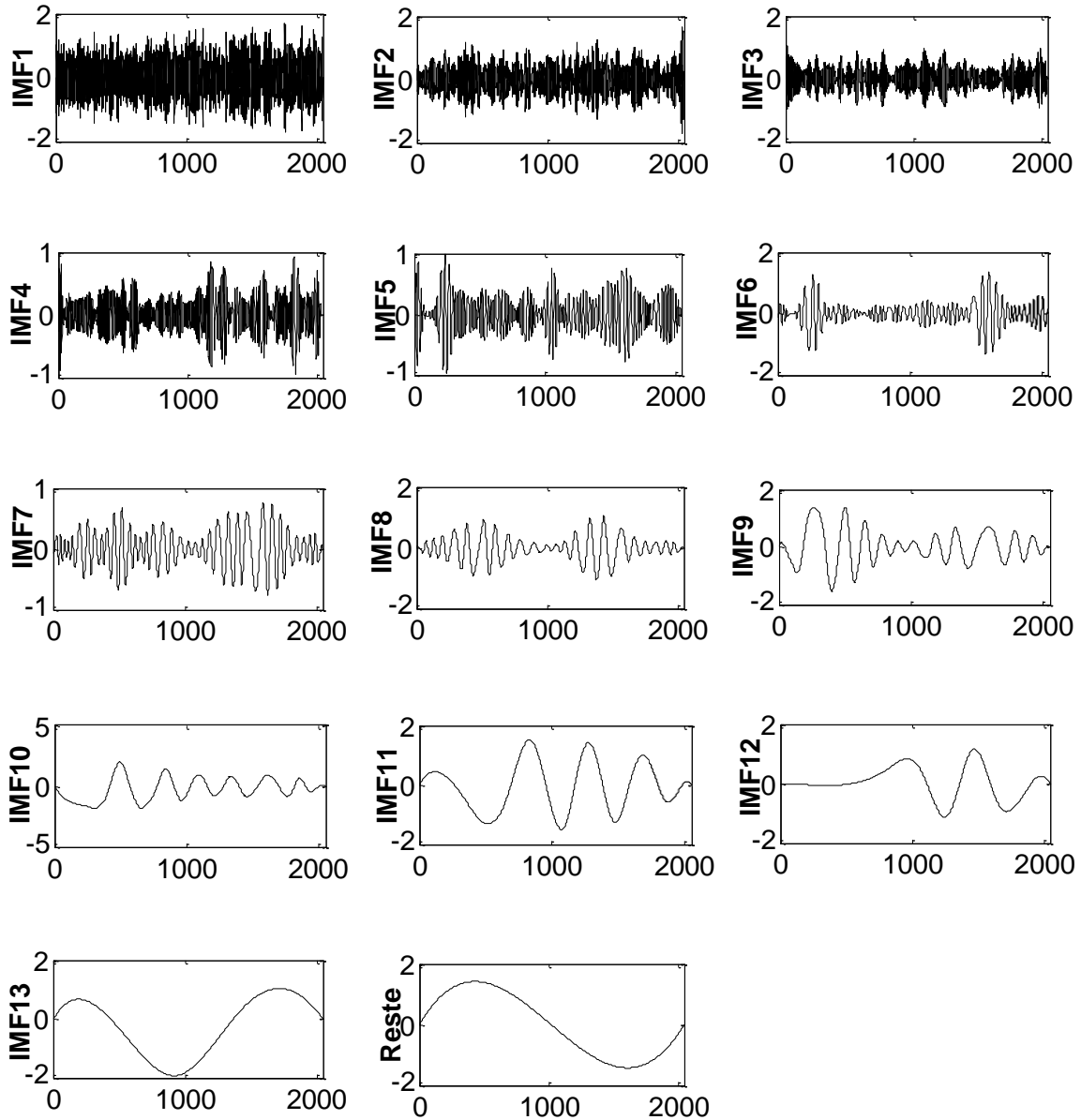


Fig. 1.8. Les IMFs bruitées (avant filtrage) du signal bruité Bumps $SNR = 5dB$.

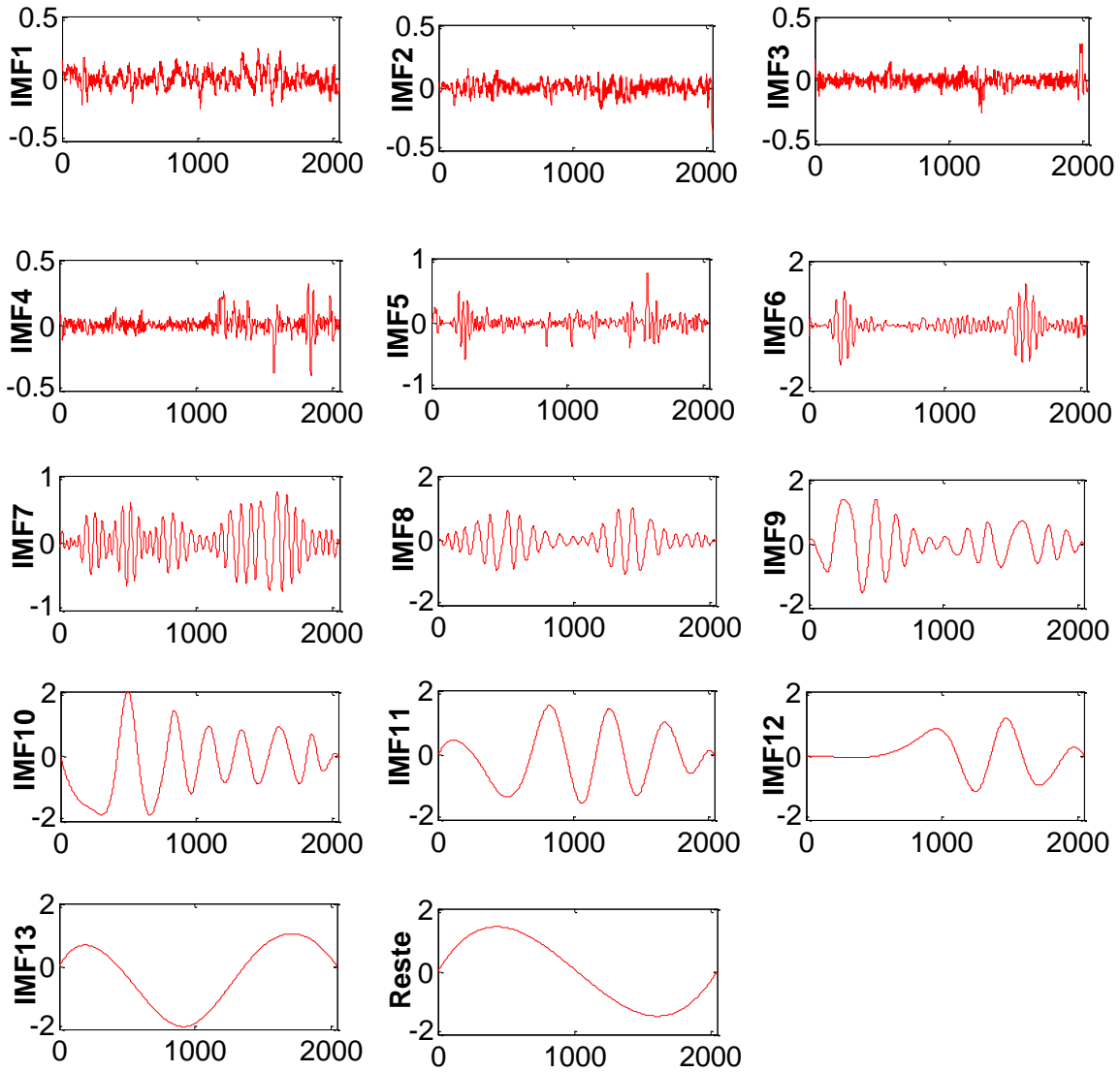


Fig. 1.9. Les IMFs débruitées par l' EMD_{-SG} (après filtrage) du signal bruité Bumps. $SNR = 5dB$.

Tableau 1.10 : SNR et MSE des résultats de l' $EMD-SG$ pour les signaux tests.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR [dB]$ bruit	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>	<i>-5dB</i>
$SNR [dB]$ EMD-SG	6.81	6.98	7.19	6.95
MSE EMD-SG	1.8350	0.6480	1.8140	0.01729
$SNR [dB]$ bruit	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>	<i>-2dB</i>
$SNR [dB]$ EMD-SG	9.47	9.83	10.18	9.65
MSE EMD-SG	0.9957	0.3368	0.9118	0.0092
$SNR [dB]$ bruit	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>	<i>0dB</i>
$SNR [dB]$ EMD-SG	11.10	11.66	12.17	11.30
MSE EMD-SG	0.6439	0.2210	0.5774	0.0063
$SNR [dB]$ bruit	<i>2dB</i>	<i>2dB</i>	<i>2dB</i>	<i>2dB</i>
$SNR [dB]$ EMD-SG	12.57	13.41	14.14	12.79
MSE EMD-SG	0.4872	0.1475	0.3664	0.0045
$SNR [dB]$ bruit	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>
$SNR [dB]$ EMD-SG	14.41	15.83	17.07	14.64
MSE EMD-SG	0.3190	0.0845	0.1866	0.0029

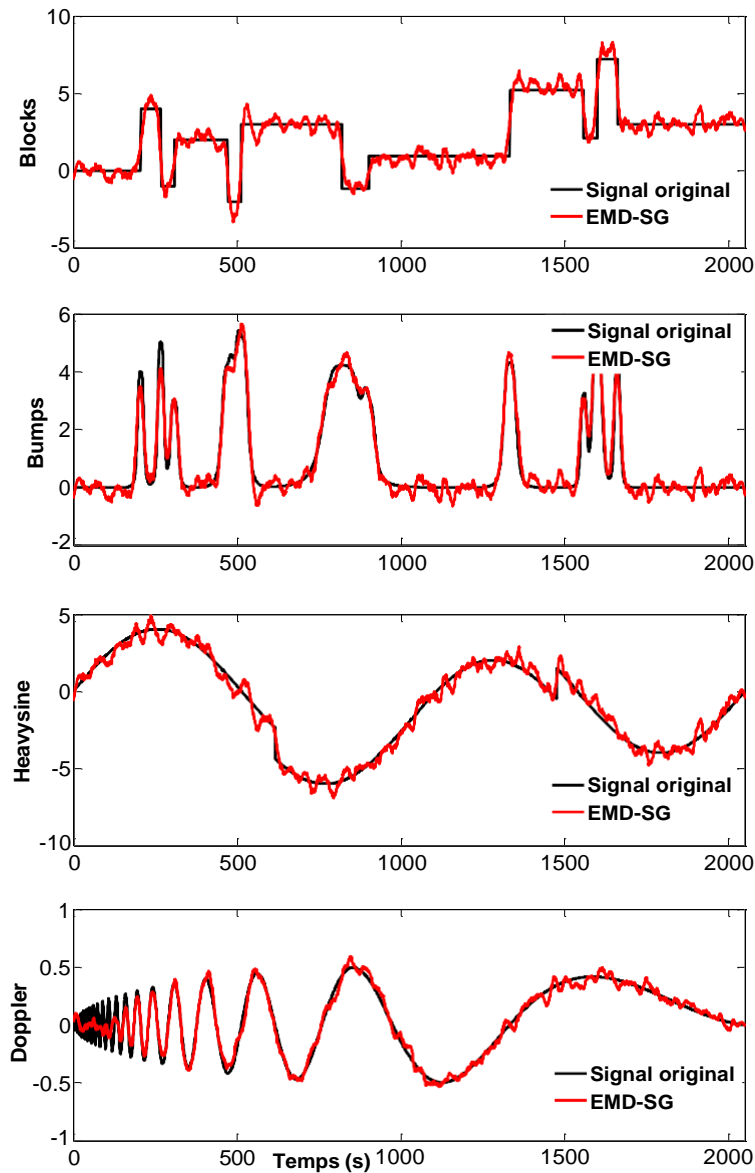


Fig. 1.10. Les signaux reconstruits par l'EMD-SG (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

1.4.2 Débruitage par seuillage

a. Seuillage dur (Hard thresholding)

La fonction de seuillage dur est donnée par l'équation suivante [30],[31]:

$$\tilde{c}_j(t) = \begin{cases} IMF_j(t) & \text{si } |IMF_j(t)| > \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_j(t)| \leq \tau_j \end{cases} \quad (1.17)$$

τ_j est appelé seuil universel de Donoho et Johnstone [1],[2] dont la valeur est :

$$\tau_j = A\sqrt{E_j 2\ln(T)} \quad (1.18)$$

Avec, A : facteur de multiplication varie entre 0.1 et 0.9.

T : La taille du signal test.

b. Seuillage doux (Soft thresholding)

Le seuillage doux est donnée par la formule suivante [30],[31], E_j :L'énergie estimée des $IMF_j(t)$ du signal test équation (1.9) et (1.10).

$$\tilde{c}_j(t) = \begin{cases} IMF_j(t) - \tau_j & \text{si } IMF_j(t) \geq \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_j(t)| < \tau_j \\ IMF_j(t) + \tau_j & \text{si } IMF_j(t) \leq -\tau_j \end{cases} \quad (1.19)$$

1.4.2.1 Algorithme du débruitage par seuillage

L'algorithme de débruitage par seuillage **EMD-Soft** et **EMD-Hard** [30],[31] est décrit par les étapes suivantes:

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Estimer l'énergie E_j de chaque IMF, en utilisant les équations (1.9) et (1.10);
3. Calculer le seuil τ_j (équation (1.18)), et débruiter chaque IMF en utilisant la relation (1.17) pour **EMD-Hard**, et la relation (1.19) pour **EMD-Soft** ;
4. Reconstruire le signal débruité $\tilde{s}(t)$ en utilisant l'équation (1.16).

1.4.2.2 Exemples d'illustrations

Les deux méthodes **EMD-Hard** et **EMD-Soft** [30],[31] étudiées dans ce chapitre sont appliquées sur les signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler) de taille identique $T = 2048$ avec un SNR de 5dB. L'ensemble des résultats sont validées par les SNR et MSE obtenues après débruitage (Tableau 2.11). Nous remarquons des améliorations significatives du SNR qui varient entre (12.27dB et 18.26dB) pour **EMD-Soft** et des SNR qui varient entre (13.04dB et 16.44dB) pour **EMD-Hard**. Nous remarquons aussi que les résultats les plus significatifs sont obtenus pour les signaux Doppler et Heavysine avec l'approche **EMD-Hard** et **EMD-Soft** respectivement. La figure 1.11 montre le résultat du seuillage (Hard) appliqué au signal Bumps ($SNR=5dB$). La figure 1.12 représente Les IMFs seuillées par un seuillage (Soft) appliqué au signal Heavysine ($SNR=5dB$). Nous pouvons remarquer l'effet du seuillage sur les premières IMFs qui sont plus bruité par rapport aux dernières IMFs qui sont moins bruité. La figure 1.13 illustre les résultats du débruitage par seuillage (doux) pour

l'ensemble des signaux. Le débruitage par seuillage dur donne de meilleurs résultats que le débruitage par seuillage doux pour l'ensemble des signaux sauf au niveau du signal Heavysine le meilleur résultat est obtenu avec l'**EMD-Soft** (seuillage doux).

Tableau 1.11 : *SNR* et *MSE* des résultats de l'*EMD-Hard* et *EMD-Soft* pour les signaux tests.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
<i>SNR [dB] bruit</i>	5dB	5dB	5dB	5dB
<i>SNR [dB] EMD-Hard</i>	13.04	14.09	16.44	15.29
<i>SNR [dB] EMD-Soft</i>	12.94	12.27	18.26	14.16
<i>MSE EMD-Hard</i>	0.4374	0.1260	0.2158	0.0025
<i>MSE EMD-Soft</i>	0.4471	0.1917	0.1419	0.0032

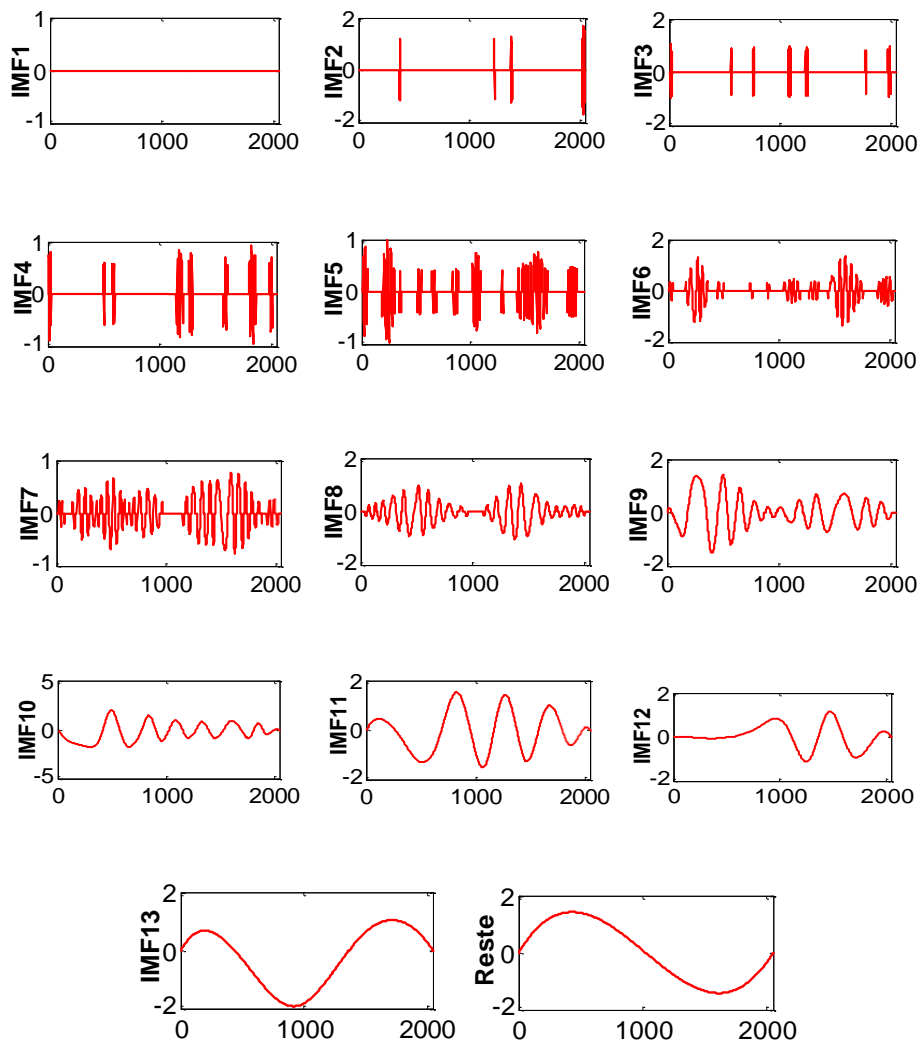


Fig. 1.11. Les IMFs Seuillées par un seuillage (Hard) signal Bumps $SNR=5dB$

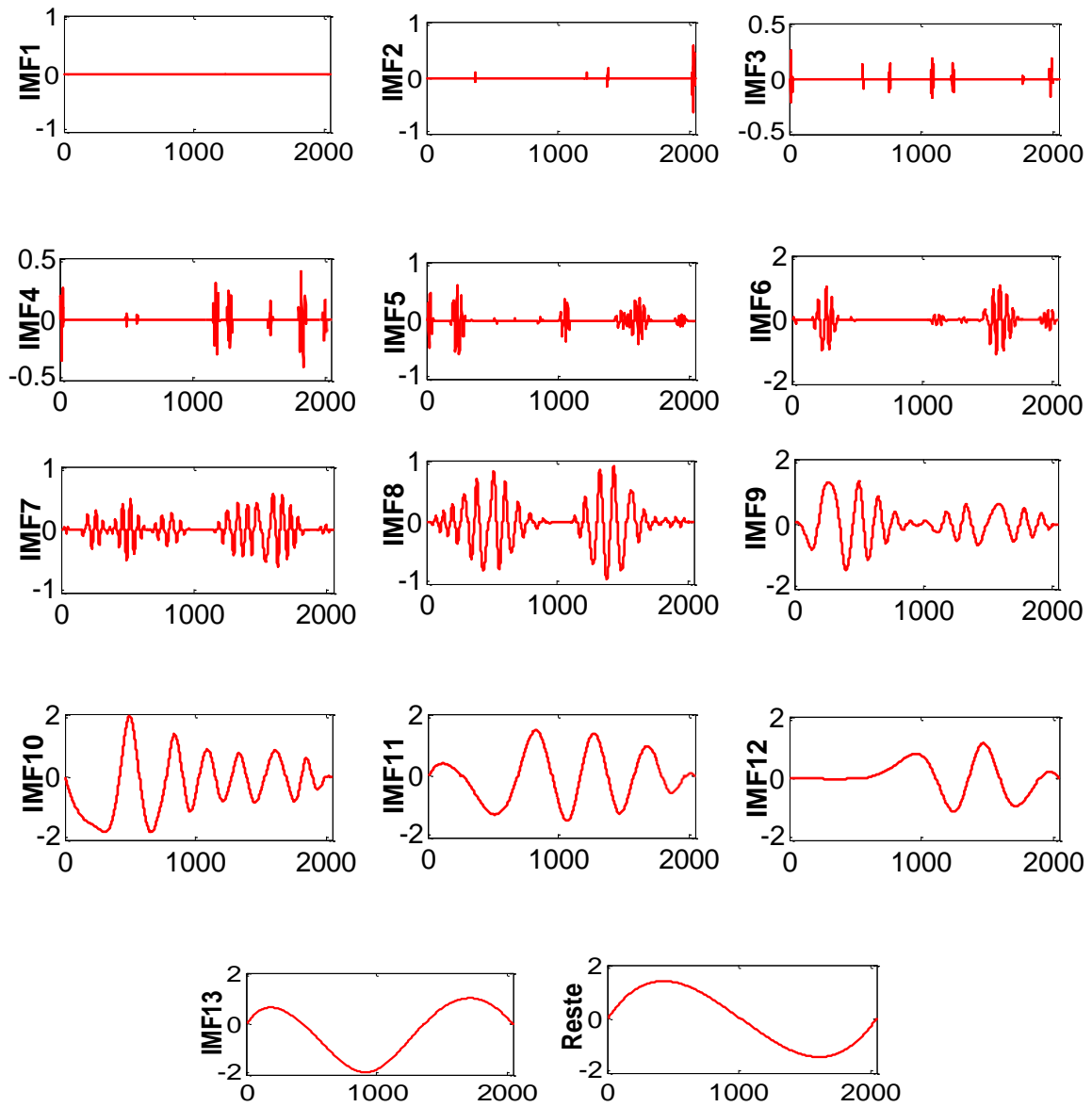


Fig. 1.12. Les IMFs Seuillées par un seuillage (Soft) signal Heavysine $SNR=5dB$.

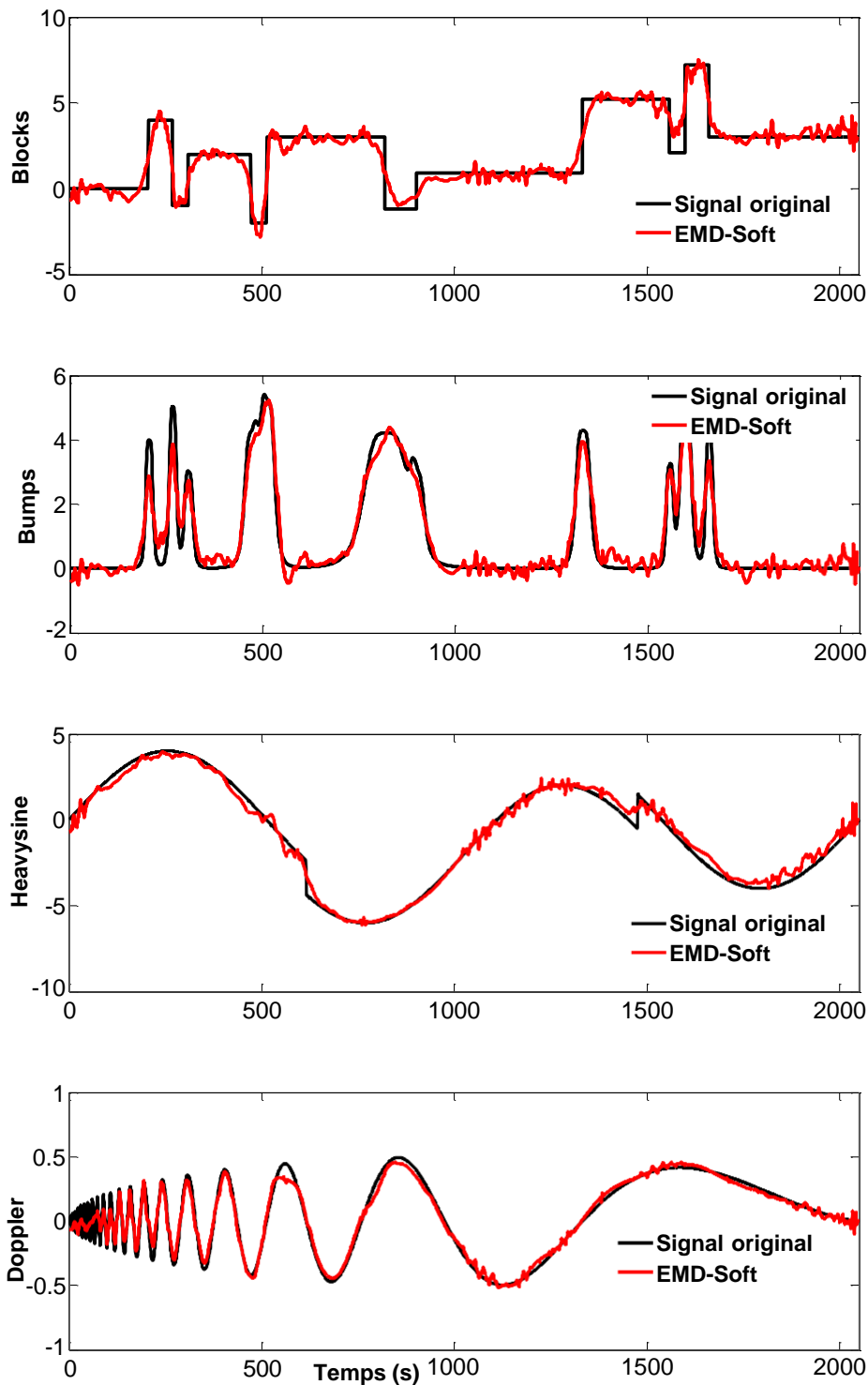


Fig. 1.13. Les signaux reconstruits par l' EMD_{Soft} en rouge et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

1.4.3 Débruitage par seuillage par EMD-intervalle (EMD_{IT})

L'approche par seuillage par EMD-intervalle EMD_{IT} (Interval -Thresholding) a été développée dans [28],[29], qui peut réduire la discontinuité induite par EMD_{Soft} et EMD_{Hard} [30],[31]. La méthode EMD_{IT} consiste à reconstruire le signal en divisant les IMFs en trois

parties : la première partie des IMFs ont été supprimées car elles représentent uniquement le bruit. La deuxième partie des IMFs représentent le signal utile plus bruit, les IMFs sont prétraitées par l'**EMD-_{Hard}** ou **EMD-_{Soft}**. La troisième partie des IMFs représente le signal utile, les IMFs ne sont pas seuillées (sans traitement). Cette technique limite le débruitage seulement sur quelques IMFs. Le signal débruité $\tilde{s}(t)$ est donné par la relation [28], [29]:

$$\tilde{s}(t) = \sum_{i=M_1}^{M_2} \tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)})(t) + \sum_{i=M_2+1}^N h^{(i)}(r_j^{(i)})(t) + r_N(t) \quad (1.20)$$

Pour **EMD-_{Hard-IT}**:

$$\tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}), & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > \tau_i \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq \tau_i \end{cases} \quad (1.21)$$

Pour **EMD-_{Soft-IT}**:

$$\tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}) \frac{|h^{(i)}(r_j^{(i)})| - \tau_i}{|h^{(i)}(r_j^{(i)})|}, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > \tau_i \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq \tau_i \end{cases} \quad (1.22)$$

Avec :

$$M_1 = \max(1, j_s - 2) \quad (1.23)$$

$$M_2 = N - 2 \quad (1.24)$$

Et N le nombre de modes (IMFs).

M_1 et M_2 [28], [29] indiquent les indices des IMFs, le choix de ces deux paramètres est important. Le choix de M_1 est lié par la valeur de l'indice j_s (résultats de la méthode **EMD-conv** [26]-[29]). Et l'indice est calculé visuellement en comparant l'énergie des IMFs bruités d'un modèle théorique avec les énergies des IMFs du signal test, à laquelle il y a une divergence, entre ces deux énergies.

1.4.3.1 Algorithme de la méthode EMD-IT

L'algorithme de l'EMD-IT [25],[26] est décrit par les étapes suivantes:

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Débruiter chaque IMF, par l'EMD-**Hard-IT** ou l'EMD-**Soft-IT** équations (1.21) et (1.22) respectivement;
3. Calculer les paramètres M_1 et M_2 en utilisant les équations (1.23) et (1.24);
4. Reconstruire le signal débruité $\tilde{s}(t)$ en utilisant l'équation (1.20).

1.4.3.2 Exemples d'illustrations

Dans ce paragraphe nous avons illustré l'application de la méthode EMD-IT [25],[26] sur les signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler), de taille identique $T = 2048$. Un bruit blanc gaussien et additif de $SNR = 5dB$ est utilisé. Nous avons utilisé les deux approches de seuillage dur et doux, Après plusieurs simulations, les résultats obtenus sont représentés dans les tableaux 1.12. Les figures 1.14 et 1.15 représentent les signaux reconstruits par l'EMD-**Hard-IT** et l'EMD-**Soft-IT** respectivement.

Tableau 1.12 : SNR et MSE des résultats de l'EMD-**Hard-IT** et EMD-**Soft-IT**.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
$SNR[dB]$ bruit	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>
$SNR[dB]$ EMD-Hard-IT	13.07	14.24	18.41	16.45
$SNR[dB]$ EMD-Soft-IT	13.38	12.68	19.07	15.34
MSE EMD-Hard-IT	0.4340	0.1218	0.1371	0.0019
MSE EMD-Soft-IT	0.4047	0.1747	0.1178	0.0025

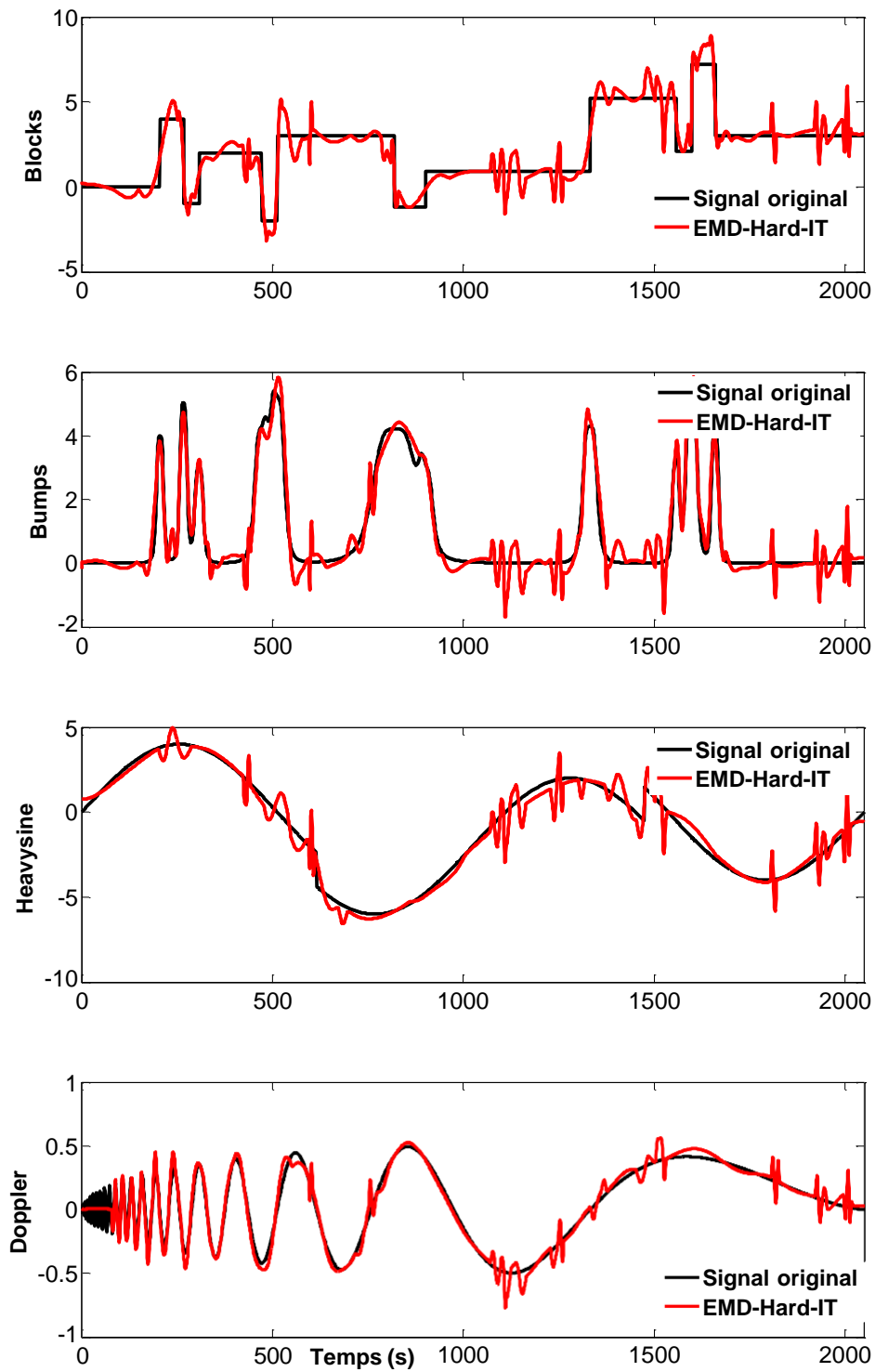


Fig. 1.14. Les signaux reconstruits par l' $EMD_{Hard-IT}$ (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

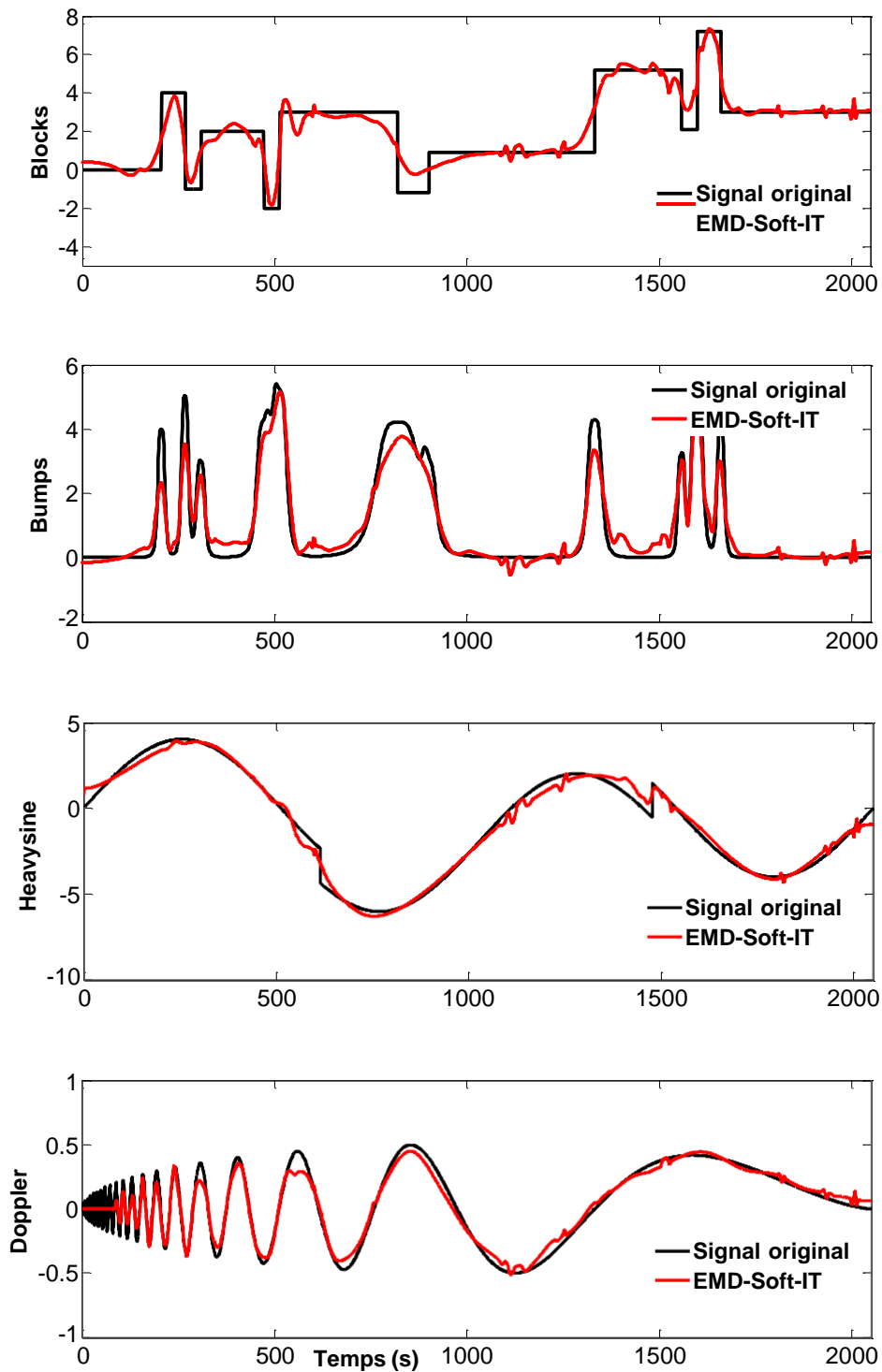


Fig. 1.15. Les signaux reconstruits par l' $EMD_{Soft-IT}$ (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 5dB$.

1.5 Etude comparative entre les méthodes de seuillage

Dans ce paragraphe, nous avons effectué une étude comparative entre les quatre approches étudiées EMD_{Hard} , EMD_{Soft} [30],[31], $EMD_{Hard-IT}$ et $EMD_{Soft-IT}$ [28],[29].

Tableau 1.13 : *SNR* et *MSE* des résultats de EMD-_{Hard}, EMD-_{Soft}, EMD-_{Hard-IT} et EMD-_{Soft-IT}.

Signal	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
<i>SNR[dB] bruit</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>	<i>5dB</i>
<i>SNR[dB] EMD-_{Hard}</i>	13.04	14.09	16.44	15.29
<i>SNR[dB] EMD-_{Soft}</i>	12.94	12.27	18.26	14.16
<i>SNR[dB] EMD-_{Hard-IT}</i>	13.07	14.24	18.41	16.45
<i>SNR[dB] EMD-_{Soft-IT}</i>	13.38	12.68	19.07	15.34
<i>MSE EMD-_{Hard}</i>	0.4374	0.1260	0.2158	0.0025
<i>MSE EMD-_{Soft}</i>	0.4471	0.1917	0.1419	0.0032
<i>MSE EMD-_{Hard-IT}</i>	0.4340	0.1218	0.1371	0.0019
<i>MSE EMD-_{Soft-IT}</i>	0.4047	0.1747	0.1178	0.0025

Nous avons testé le débruitage sur les mêmes signaux, ensuite nous avons comparé les résultats obtenus par chaque méthode. Les résultats montrent que l'**EMD-_{Hard-IT}** donne des bonnes valeurs (14.24dB-16.45dB) de *SNR* par rapport aux techniques de débruitage par **EMD-_{Hard}** (14.09dB-15.29dB) et **EMD-_{Soft}** (12.27dB-14.16dB) pour les signaux test Bumps et Doppler respectivement. Cependant, nous avons détecté des *SNR* après débruitage plus élevés dans **EMD-_{Soft-IT}** (13.38dB-19.07dB) que l'**EMD-_{Hard-IT}** (13.07dB-18.41dB) pour les signaux Blocks et Heavysine respectivement. A lumière de ces résultats on peut conclure que les résultats du débruitage dépendent de la méthode utilisée et aussi ils dépendent des caractéristiques du signal traité.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté deux méthodes différentes la première est la méthode de filtrage dont nous avons présenté deux approches basées sur un critère énergétique (**EMD-Conv** [26]-[29] et **EMD-_{CMSE}** [24],[25]). Les résultats obtenus montrent que les deux approches sont très efficaces pour l'élimination du bruit. Ensuite, nous avons effectué une comparaison entre les deux méthodes traitées. D'une part, l'**EMD-_{CMSE}** [24],[25] est efficace pour les signaux très bruités, la détermination de l'indice j_s est totalement différente, pour l'**EMD-_{CMSE}** l'indice est calculé alors que dans l'approche **EMD-Conv** [26]-[29] l'indice est estimé visuellement, et il est légèrement différent de la

première approche. Les deux méthodes sont vues comme des techniques de filtrage car le signal est reconstruit partiellement constitué seulement de quelques IMFs.

La deuxième méthode est la méthode de débruitage, nous avons présenté dans ce volet les approches de débruitage des signaux par seuillage, **EMD-SG** [30]-[32], **EMD-Hard** [30],[31], et **EMD-Soft** [30],[31], dont l'objectif est de reconstruire le signal avec toutes les IMFs. L'idée est de filtré ou seuiller chaque IMF individuellement, afin de réduire le bruit. Les deux méthodes sont appliquées à des signaux tests simulés (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler,). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$ avec différent niveaux de bruit.

Enfin, les résultats sont comparés avec les différentes méthodes étudiées. En général, les résultats obtenus par la méthode de débruitage donnent de meilleurs résultats par rapport à la méthode de filtrage. Une nouvelle approche **EMD-IT** a été développé dans [28], [29] est présentée dans ce chapitre qui peut réduire la discontinuité induite par **EMD-Soft** et **EMD-Hard**. Enfin, les diverses méthodes étudiées précédemment dans cette thèse reflètent la richesse des approches permettant le débruitage des signaux.

CHAPITRE 2

2.1 Introduction

A travers la lecture de la bibliographie, nous présentons le bilan de l'ensemble des travaux réalisés [35]-[36],[40] qui sont divisés en deux parties les approches paramétriques et les approches non paramétriques. Dans ce deuxième chapitre nous exposons la première partie des méthodes non paramétriques proposées. L'enjeu ici sera de proposer des méthodes d'améliorations (nouvelles approches), basées sur l'exploitation des caractéristiques des modes empiriques issus de l'EMD, en insistant sur les résultats et les applications pour différentes classes de signaux pour différents niveaux de bruit.

La première contribution proposée est une méthode mixte appelée **EMD-HIMFT** [35]. D'une part, nous avons exploité l'algorithme de l'**EMD-CONV** [26]-[29] pour la détermination de l'indice j_s qui sépare entre les modes bruités et les modes non bruités. D'autre part, nous avons utilisé la fonction de seuillage doux de l'algorithme **EMD-SOFT** [30], [31]. Nous avons supposé que le bruit est réparti sur les premiers modes issus de la décomposition EMD, pour cela uniquement la première partie des IMFs est traitée par un seuillage soft, la deuxième partie des IMFs qui représente l'information utile reste sans traitement. Enfin, le signal est reconstruit avec toutes les IMFs.

La deuxième contribution proposée est l'**EMD-NNG** [40] basée sur l'utilisation de l'EMD [4] combinée avec la fonction de seuillage non négative garrote (NNG) [51],[52], cette fonction de seuillage modifiée a été proposée par l'auteur Breiman. L [51] afin d'améliorer les fonctions de seuillages classiques hard et soft [1],[2], Car certains auteurs dans la littérature [51]-[55] ont fait l'hypothèse que pour améliorer la qualité du seuillage il faut améliorer le seuil ou améliorer la fonction de seuillage. Dans [51],[52] a été montré que l'application de la fonction de seuillage non négative garrote (NNG) avec les ondelettes améliore les résultats du seuillage classiques hard et soft. Ensuite, Nous avons montré par des simulations numériques que le principe visuel de la détermination de l'indice j_s proposé par Flandrin et al. [26]-[27] ne correspond pas toujours aux bons résultats, pour cela nous avons proposé un nouveau critère pour la reconstruction du signal, ce critère est basé sur la détermination de l'indice qui correspond à la valeur maximale du *SNR* après débruitage. Enfin, nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec des méthodes des travaux récents de la littérature EMD intervalle **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29].

L'auteur S. Liu et al [53] ont proposé une fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function) afin de surmonter les inconvénients des fonctions de seuillage classiques (dur et doux) [1],[2]. et

ils ont montré que cette fonction de seuillage améliore les résultats du seuillage classiques. Nous avons proposé aussi une troisième contribution nommée **EMD-_{New}** publiée en 2017 [36] basée sur la décomposition en mode empirique EMD [4] et la fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function) [53]. La reconstruction du signal est basé sur le nouveau critère proposé SNR_{Max} . une comparaison des résultats des simulations numériques entre les méthodes de référence des travaux récents **EMD-_{Soft-IT}** et **EMD-_{Hard-IT}** [28] ,[29] et le nouveau algorithme **EMD-_{New}** [36] est illustrée .

Enfin, nous avons comparé, nos algorithmes de débruitage à d'autres méthodes de l'état de l'art entamées dans le chapitre précédent. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne MSE et le rapport signal sur bruit SNR après débruitage.

2.2 Débruitage par la méthode **EMD-_{HIMFT}**

Dans cette section, nous présentons une méthode mixte appelée **EMD-_{HIMFT}** [35] (Thresholding of High-Frequency IMFs). D'une part, nous avons exploité les résultats de l'**EMD-_{CONV}** [26]-[29] pour la détermination de l'indice j_s visuellement. D'autre part, nous avons seuillé uniquement les premières IMFs indicées de 1 à j_s par l'**EMD-_{soft}** [30],[31]. Le signal reconstruit par l'**EMD-_{HIMFT}** [35] peut alors s'écrire :

$$\tilde{s}(t) = \sum_{j=1}^{j_s} \tilde{f}_{jSoft}(t) + \sum_{j=j_s+1}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (2.1)$$

Avec $\tilde{f}_{jSoft}(t)$: les modes seuillés obtenus par l'**EMD-_{soft}**.

$\sum_{j=j_s+1}^N IMF_j(t)$: Les modes non seuillés.

Cette méthode proposée de combinaison de deux méthodes **EMD-_{soft}** [30],[31] et **EMD-_{CONV}** [26]-[29] est vue comme une techniques de débruitage, car le principe consiste à reconstruire le signal avec toutes les IMFs, les premiers modes les plus contaminés du bruit sont uniquement seuillés par un seuillage doux. Le reste des IMFs ne sont pas prétraitées.

2.2.1 Algorithme de la méthode proposée *EMD-HIMFT*

L'algorithme de l'*EMD-HIMFT* [35] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Déterminer l'indice j_s par l'*EMD-CONV* ;
3. Débruiter uniquement les IMFs indicées de $\{1 \text{ à } j_s\}$, en utilisant la relation (1.19) pour l'*EMD-Soft* ;
4. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (2.1).

2.2.2 Résultats et Discussions

L'approche proposée dans cette partie est appliquée sur des signaux synthétiques (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$, avec deux niveaux différent de bruit blanc gaussien et additif sont utilisés (Figure 2.1). Dans un premier temps, nous avons commencé par la détermination de l'indice j_s visuellement par l'approche *EMD-CONV* [26]-[29]. Ensuite, nous avons seuillé les premières modes (de 1 à j_s) c'est-à-dire les parties correspondant au bruit par un seuillage doux à l'aide de l'*EMD-Soft* [30], [31]. Le reste des IMFs ne sont pas concernée par le traitement (seuillage).

Dans un deuxième temps, en utilisant la base de données MIT-BIH [42] nous avons validé la méthode proposée sur un signal réel issu du biomédical (ECG) (Figure 2.2 (a)), avec un rapport signal sur bruit $SNR = 10dB$ (Figure 2.2 (b)). Les résultats des simulations numériques de l'approche proposée *EMD-HIMFT* [35] sont présentés dans les tableaux (2.1- 2.2). Finalement, nous avons comparé les performances de notre approche avec celle de l'*EMD-Soft* et l'*EMD-Hard* [30],[31]. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé dans la comparaison est l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) et le *SNR* après débruitage. Les résultats obtenus indiquent des taux d'améliorations significatifs de $4.87dB$ au niveau du signal Heavysine, et $2.05dB$ au niveau du signal réel ECG à un $SNR = 0dB$ (Tableau 2.1). Nous avons détecté aussi pour un $SNR = 5dB$ (Tableau 3.2) des améliorations de $2.19dB$ au niveau du signal Bumps, $4.25 dB$ au niveau du signal Heavysine et $2.10dB$ au niveau du signal ECG réel. Cela exprime parfaitement l'efficacité de la méthode combinée. Les figures 2.2(c)-2.3 illustrent les résultats du débruitage de la méthode proposées en noir le signal original, et en rouge le signal reconstruit par *EMD-HIMFT* [35].

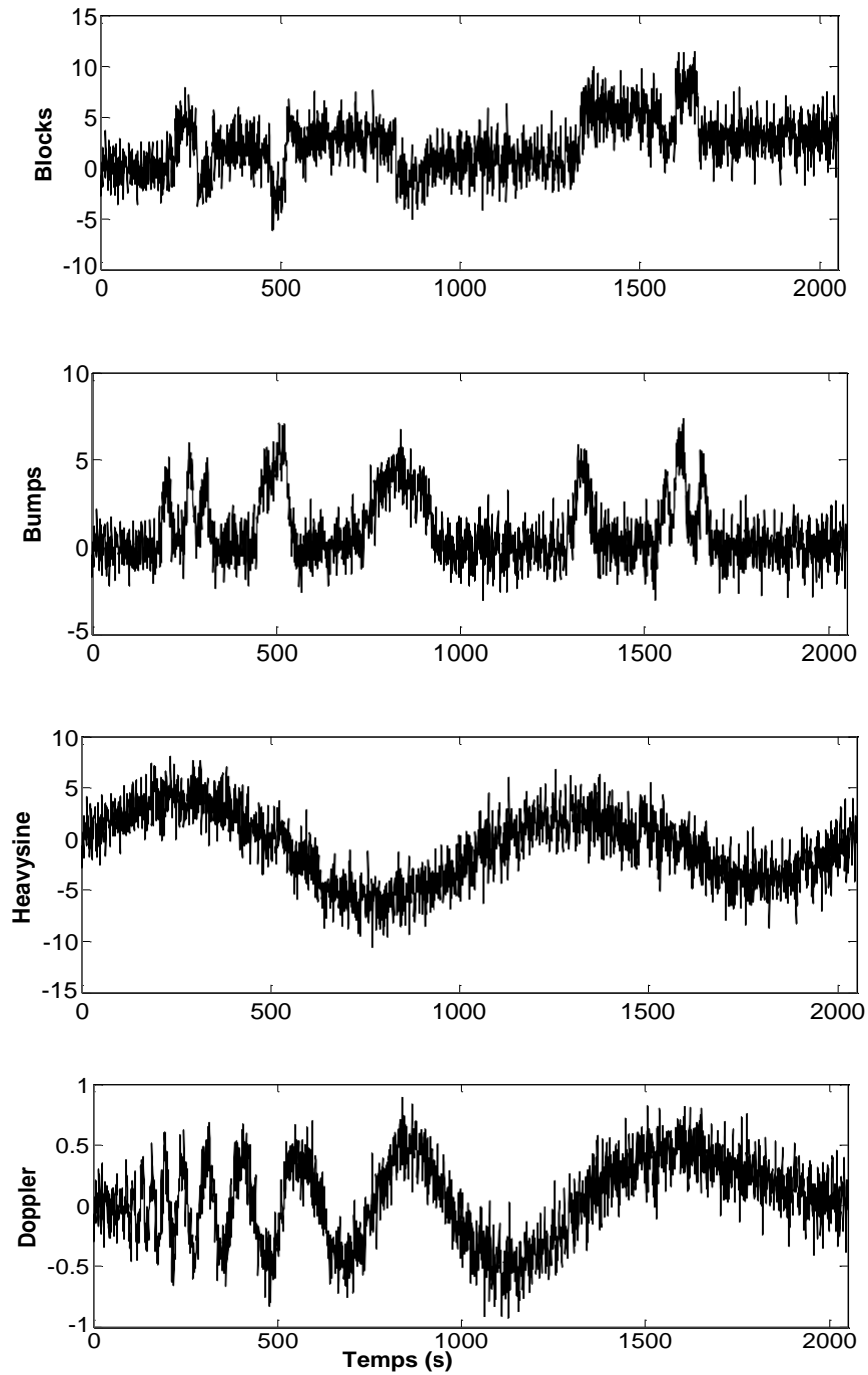


Fig. 2.1. Signaux Tests bruités :Blocks,Bumps,Heavysine. Doppler, $SNR = 5dB$.

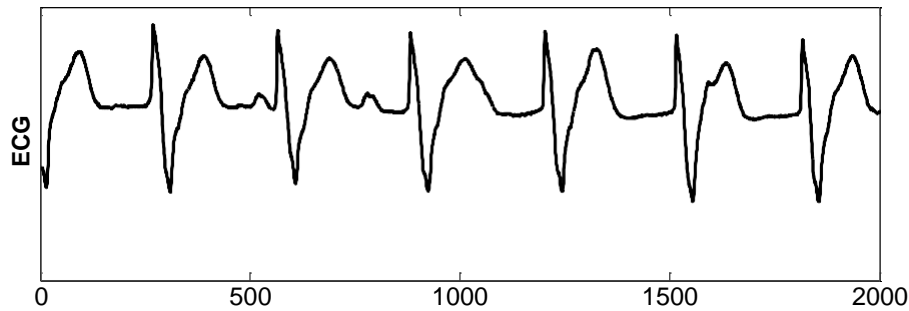
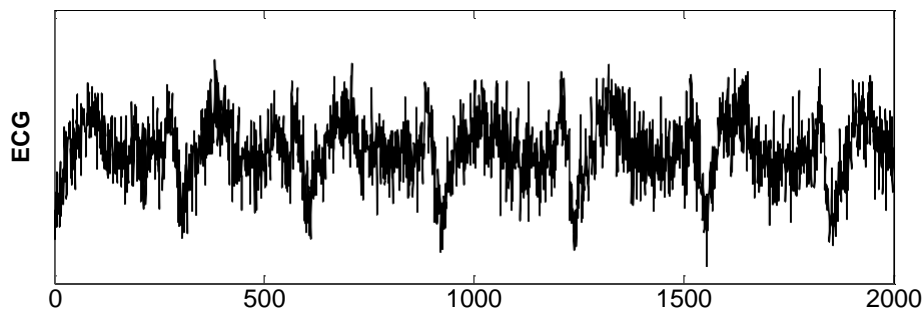
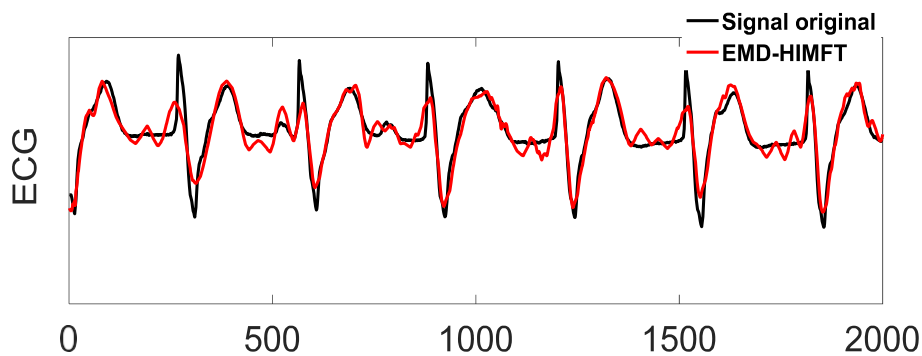


Fig. 2.2. .a Signal ECG Original.

Fig. 2.2.b Signal ECG Bruité $SNR = 10dB$.Fig. 2.2. c. ECG reconstruits par l'EMD_{-HIMFT} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

La figure 3.4 représente les modes bruitées obtenues via la décomposition EMD du signal réel (*ECG*) bruité avec un $SNR = 10dB$. D'ailleurs, cette décomposition montre clairement que le bruit est réparti sur les premiers modes (hautes fréquence), ce qui confirme notre proposition. Globalement, les résultats de notre approche **EMD-HIMFT** [35] sont meilleurs que ceux des méthodes classiques EMD-Soft et EMD-Hard [30],[31] (Figure 3.5). Il est intéressant, de noter la diminution de l'erreur obtenue avec l'approche **EMD-**

HIMFT [35] par rapport à celle obtenue avec les méthodes classiques **EMD-Soft** et **EMD-Hard** [30],[31] (Figure 2.6).

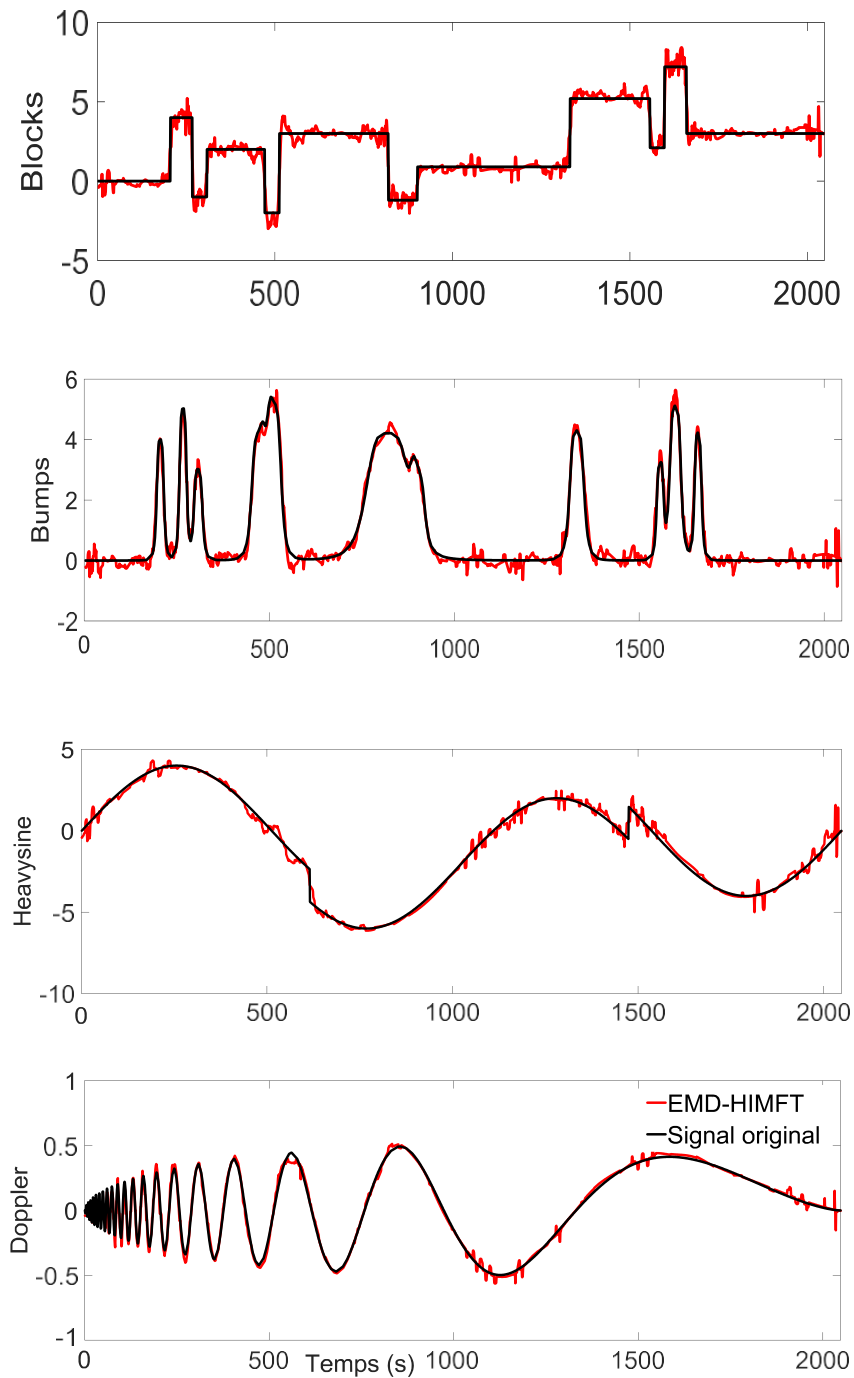


Fig. 2.3. Les signaux reconstruits par l'EMD-HIMFT (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

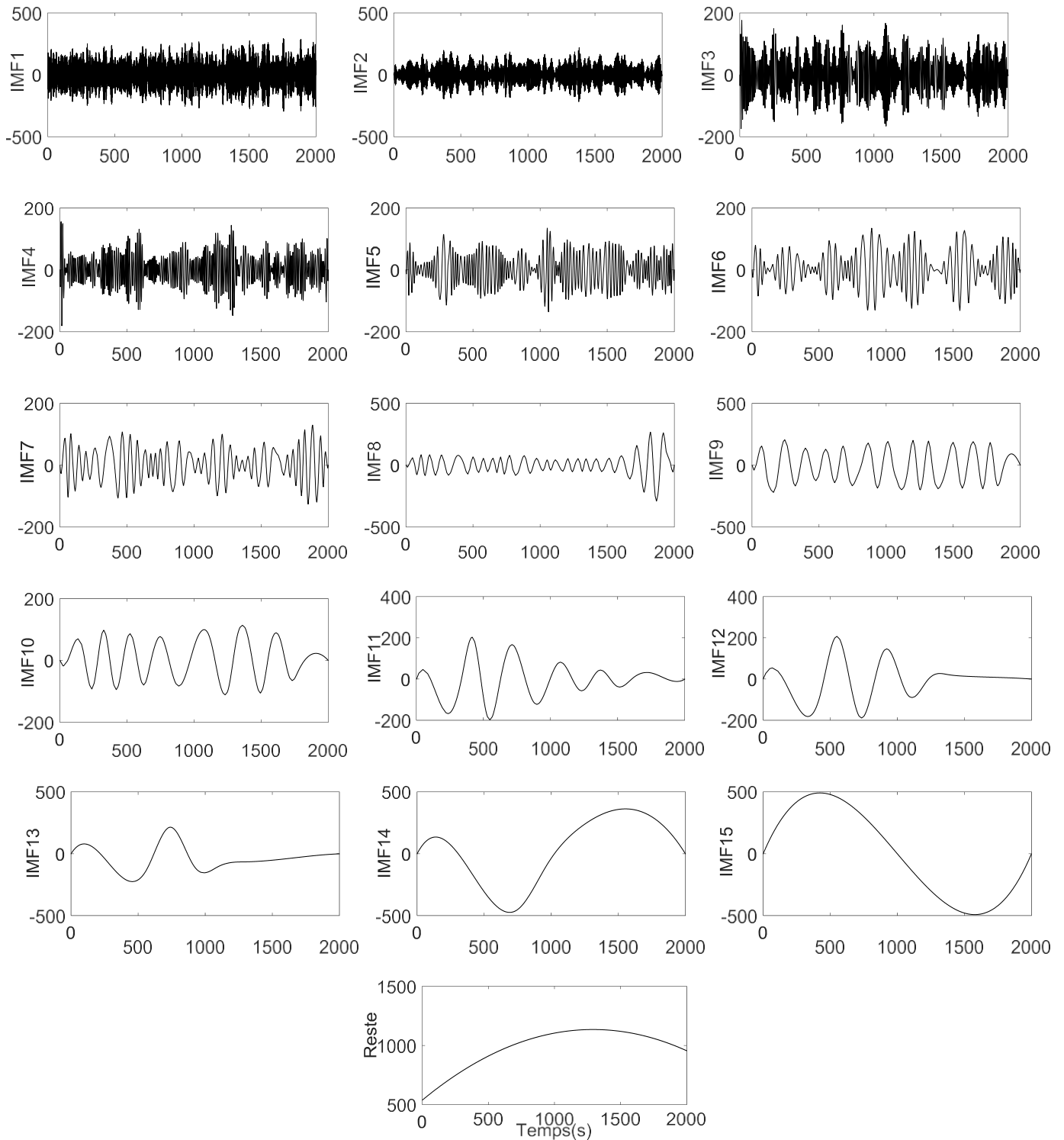


Fig. 2.4. Décomposition EMD du signal *ECG* bruité avec un $SNR=10dB$.

Tableau 2.1 : Evaluation des *MSE* et *SNR* (après débruitage) à *SNR=0dB* (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler	ECG (107)
Méthodes	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
EMD-_{Hard}	10.03	9.93	12.02	10.90	7.59
	0.8751	0.3286	0.5974	0.0069	0.1364
EMD-_{Soft}	9.96	9.49	16.81	12.49	7.87
	0.8884	0.3640	0.1980	0.0048	0.1279
EMD-_{HIMFT}	11.08	10.20	16.89	12.81	9.64
	0.6870	0.3088	0.1944	0.0044	0.0850

Tableau 2.2 : Evaluation des *MSE* et *SNR* (après débruitage) à *SNR=5dB* (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler	ECG (107)
Méthodes	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
EMD-_{Hard}	13.04	14.09	16.44	15.29	11.94
	0.4374	0.1260	0.2158	0.0025	0.0501
EMD-_{Soft}	12.94	12.27	18.26	14.16	11.35
	0.4471	0.1917	0.1419	0.0032	0.0573
EMD-_{HIMFT}	13.79	14.46	20.69	14.69	13.45
	0.3680	0.1157	0.0810	0.0029	0.0353

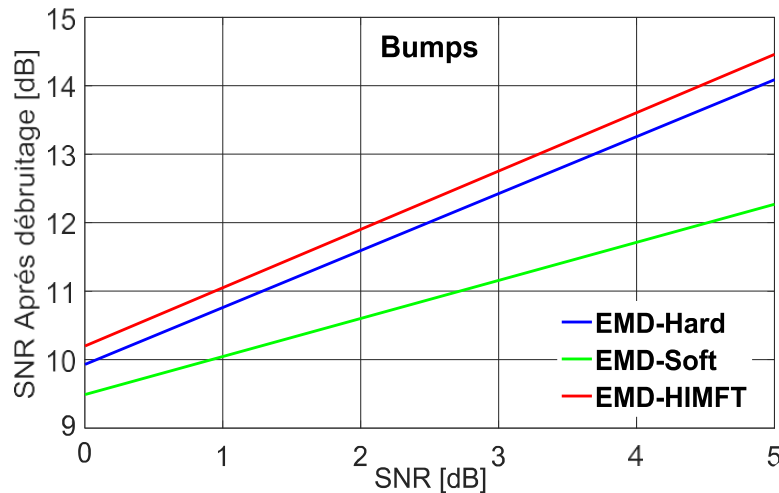


Fig. 2.5. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Bumps.

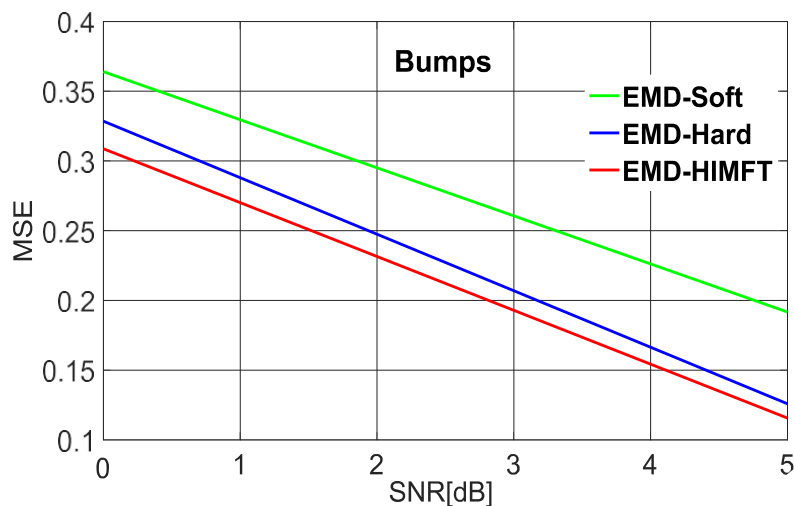


Fig. 2.6. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Bumps.

2.3 Débruitage par la méthode *EMD-Non Négative Garrote*

L'auteur Breiman. L [51] a proposé une fonction de seuillage modifiée (non négative garrote NNG), pour surmonter les inconvénients des fonctions de seuillage classiques (dur et doux) [1],[2]. Dans cette partie, nous proposons l'utilisation de l'EMD [4] combinée avec la fonction de seuillage NNG [51],[52] dans une méthode nommée **EMD-NNG** [40]. Son principe est de décomposer le signal bruité en mode empirique via EMD, ensuite l'application de la fonction de seuillage améliorée non négative garrote (NNG)

sur les modes bruité afin de les seuillés, pour réduire le bruit et améliorer le rapport signal sur bruit (*SNR*). L'approche proposée **EMD-_{NNG}** [40] a été appliquée sur des signaux simulés (Piece-Regular, blocks, Bumps et Doppler) et sur des signaux ECG réels. Nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec des méthodes des travaux récents EMD intervalle **EMD-_{Soft-IT}** et **EMD-_{Hard-IT}** [28] ,[29]. Les résultats ont été évalués quantitativement en utilisant le *SNR* et *MSE*.

2.3.1 Algorithme de la méthode proposée **EMD-_{NNG}**

L'algorithme de l'**EMD-_{NNG}** [40] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Déterminer l'indice j_s ;
3. Déterminer l'indice M_1 avec : $M_1 = \max(1, j_s - 2)$;
4. Déterminer l'indice M_2 avec : $M_2 = N - 2$;
5. Débruiter uniquement les IMFs indicées de M_1 à M_2 , en utilisant la relation (2.2) [52] pour **EMD-_{NNG}**,

$$\tilde{f}_{j_{NNG}}(t) = \begin{cases} IMF_j(t) - \frac{\tau_j}{IMF_j(t)} & \text{si } |IMF_j(t)| > \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_j(t)| \leq \tau_j \end{cases} \quad (2.2)$$

Avec τ_j est le seuil universel équation (1.18).

6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (2.3) pour l'**EMD-_{NNG}** [40].

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=M_1}^M \tilde{f}_{j_{NNG}}(t) + \sum_{k=M_2+1}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (2.3)$$

2.3.2 Résultats et Discussions

Afin d'illustrer l'efficacité de la méthode proposée de débruitage **EMD-_{NNG}** [40], quatre signaux synthétiques (Piece-Regular, blocks, Bumps et Doppler) ont été utilisés avec une taille de $T = 2048$. Ces signaux tests sont corrompus par différent niveaux de bruit blanc gaussien de -2dB jusqu'à 10 dB avec un pas de 2dB. D'abord, nous avons commencé par décomposer chaque signal bruité en IMFs bruités en utilisant le processus EMD [4]. Puis, nous avons appliqué la fonction de seuillage NNG [51],[52] (équation(2.2)) aux IMFs bruités. Ensuite, nous avons reconstruis le signal (équation (2.3)) avec l'indice j_s qui correspond à la valeur maximale du *SNR* (Figure 2.7).

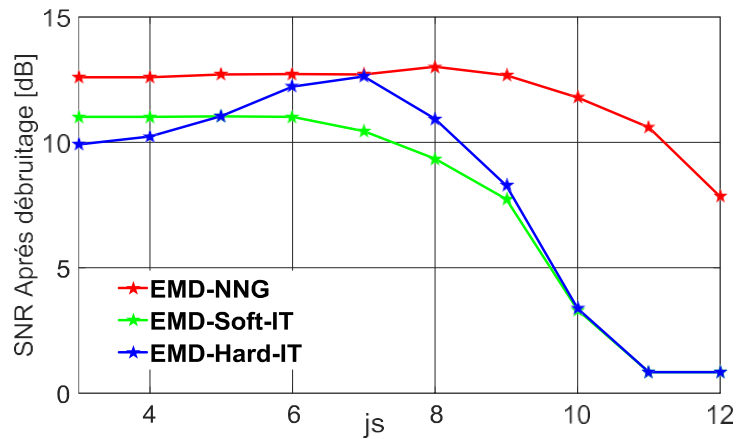


Fig. 2.7. Variation du SNR en fonction de l'indice J_S : $EMD_{\text{Soft-IT}} J_S=5$, $EMD_{\text{Hard-IT}} J_S=7$, $EMD_{\text{NNG}} J_S=8$. Piece-Regular à $2dB$.

Après avoir vérifié le bon comportement de la méthode proposée **EMD-NNG** [40] sur les signaux synthétiques, nous avons validé l'algorithme **EMD-NNG** [40] sur des données réels : ECG (107), ECG119 (MLII), ECG119 (V1) en utilisant la base de données MIT-BIH [42]. Les figures 2.8-2.9 représentent la précision de la reconstruction des signaux débruités par l'algorithme **EMD-NNG**, en noir le signal original et en rouge le signal reconstruit avec un $SNR = 10dB$.

Enfin, Une étude comparative entre la méthode proposée **EMD-NNG**, et les méthodes de travaux récents **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29] a été effectuée, l'algorithme de la méthode EMD intervalle [28], [29] a été utilisé comme une référence. Les tableaux 2.3-2.6 illustrent les résultats de l'analyse des SNR après débruitage et MSE des trois approches (**EMD-NNG**, **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT**). À la lumière des résultats obtenus, les figures 2.10–2.13 montrent clairement que le SNR après débruitage de la méthode **EMD-NNG** est supérieur au SNR après débruitage des méthodes de références des travaux récents **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29]. Et les MSE obtenus par **EMD-NNG** sont inférieurs aux MSE obtenus par **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT**.

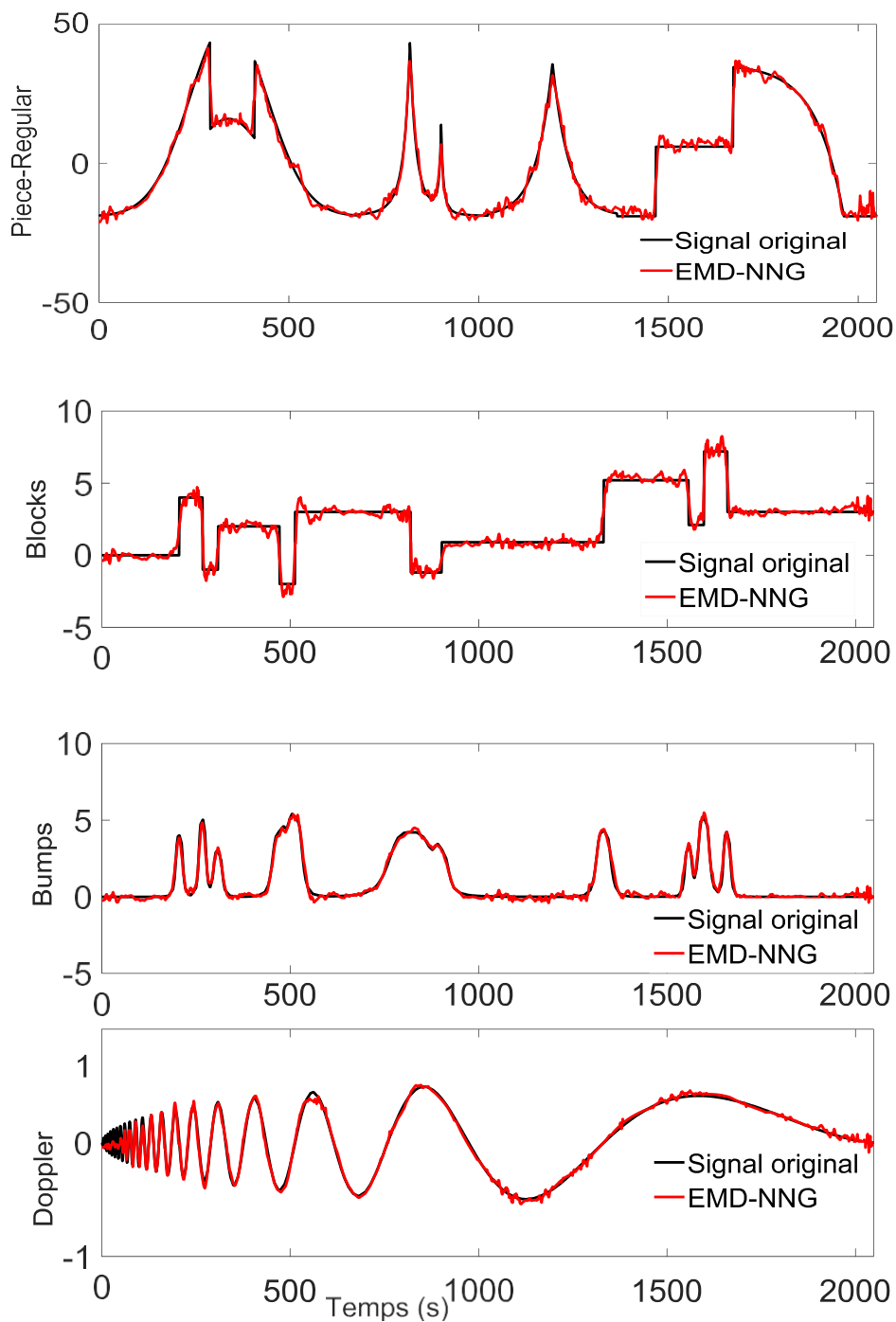


Fig. 2.8. Les signaux reconstruits par l'EMD_{NNG} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR=10dB$.

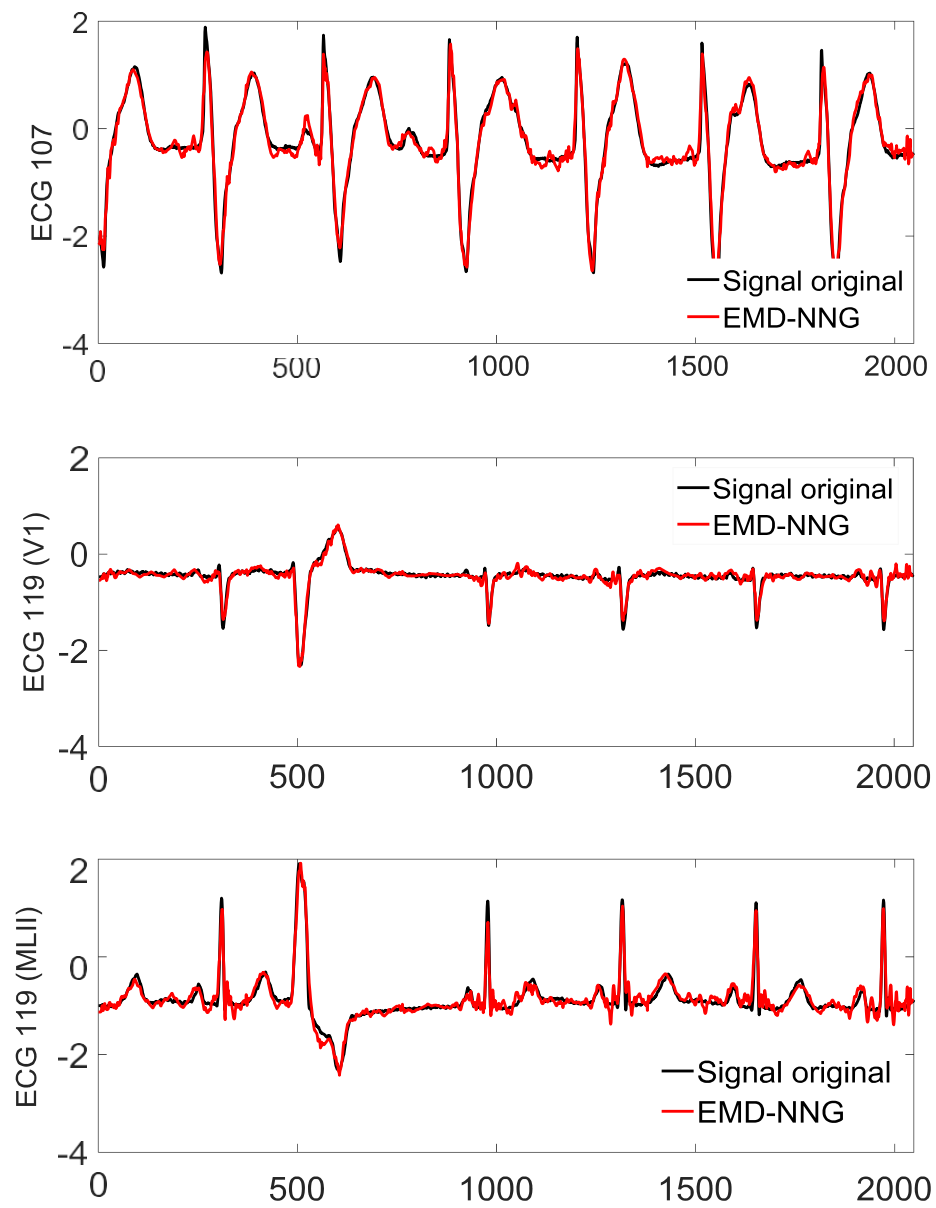


Fig. 2.9. Les signaux *ECG* reconstruits par l' EMD_{NNG} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR=10dB$.

Tableau 2.3 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-NNG
Piece- Regular	-2	8.57	9.44	9.89
	0	9.99	11.09	11.86
	2	11.04	12.63	13.02
	4	11.48	13.70	14.04
	6	13.67	15.01	15.41
	8	15.69	16.64	16.90
	10	17.19	18.34	18.54
Blocks	-2	9.42	9.11	10.42
	0	10.41	11.21	11.97
	2	11.67	11.75	12.44
	4	12.87	13.56	13.83
	6	13.88	14.44	14.98
	8	15.42	15.92	16.45
	10	16.59	17.26	17.42
Bumps	-2	8.49	8.67	9.06
	0	10.47	10.59	11.09
	2	11.10	12.59	12.70
	4	12.74	13.28	14.25
	6	12.13	13.28	16.17
	8	13.28	14.69	18.27
	10	15.18	16.07	19.69
Doppler	-2	10.33	9.99	11.43
	0	12.24	10.39	12.99
	2	13.91	11.74	14.30
	4	14.67	13.46	16.00
	6	16.97	15.21	17.53
	8	18.70	16.65	19.61
	10	19.58	17.92	20.72

Tableau 2.4 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-NNG
MLII (119.m)	-2	8.55	9.07	9.19
	0	10.09	10.05	10.25
	2	11.71	11.16	12.11
	4	12.71	12.73	13.68
	6	13.73	14.35	15.62
	8	14.74	16.09	17.25
	10	15.96	17.83	18.04
V1 (119.m)	-2	8.82	9.07	10.11
	0	9.87	10.53	11.16
	2	10.54	11.67	12.63
	4	12.07	13.41	13.86
	6	13.79	14.73	15.45
	8	15.56	16.71	17.25
	10	17.30	18.15	18.46
ECG 107.m	-2	6.01	7.23	7.62
	0	6.84	8.94	9.43
	2	8.72	10.66	11.38
	4	9.84	11.71	11.88
	6	11.37	13.50	14.26
	8	12.76	15.05	15.64
	10	13.92	16.58	17.10

Tableau 2.5 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>MSE</i>			
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-NNG
Piece- Regular	-2	44.47	36.41	32.82
	0	32.06	24.89	20.88
	2	25.22	17.48	15.99
	4	22.75	13.65	12.62
	6	13.75	10.09	9.20
	8	8.63	6.94	6.54
	10	6.11	4.69	4.47
Blocks	-2	1.0062	1.0801	0.7989
	0	0.8013	0.6663	0.5592
	2	0.5992	0.5883	0.5020
	4	0.4549	0.3881	0.3644
	6	0.3604	0.3180	0.2795
	8	0.2526	0.2250	0.1993
	10	0.1932	0.1653	0.1594
Bumps	-2	0.4586	0.4404	0.4014
	0	0.2905	0.2831	0.2520
	2	0.2515	0.1787	0.1738
	4	0.1723	0.1524	0.1217
	6	0.1985	0.1522	0.0783
	8	0.1506	0.1104	0.0482
	10	0.1578	0.1286	0.0347
Doppler	-2	0.0083	0.0086	0.0061
	0	0.0051	0.0078	0.0043
	2	0.0034	0.0058	0.0031
	4	0.0029	0.0039	0.0021
	6	0.0017	0.0026	0.0015
	8	0.0012	0.0019	0.0009
	10	0.0009	0.0014	0.0007

Tableau 2.6 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>MSE</i>			
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-NNG
MLII (119.m)	-2	0.1350	0.1197	0.1163
	0	0.0946	0.0955	0.0912
	2	0.0653	0.0740	0.0595
	4	0.0518	0.0516	0.0413
	6	0.0410	0.0355	0.0265
	8	0.0324	0.0238	0.0182
	10	0.0245	0.0159	0.0151
V1 (119.m)	-2	0.0376	0.0355	0.0279
	0	0.0295	0.0254	0.0219
	2	0.0253	0.0195	0.0156
	4	0.0178	0.0131	0.0117
	6	0.0120	0.0096	0.0081
	8	0.0080	0.0061	0.0053
	10	0.0053	0.0044	0.0040
ECG 107.m	-2	0.1960	0.1482	0.1353
	0	0.1619	0.1000	0.0891
	2	0.1051	0.0673	0.0570
	4	0.0813	0.0528	0.0507
	6	0.0572	0.0350	0.0293
	8	0.0415	0.0245	0.0213
	10	0.0317	0.0172	0.0152

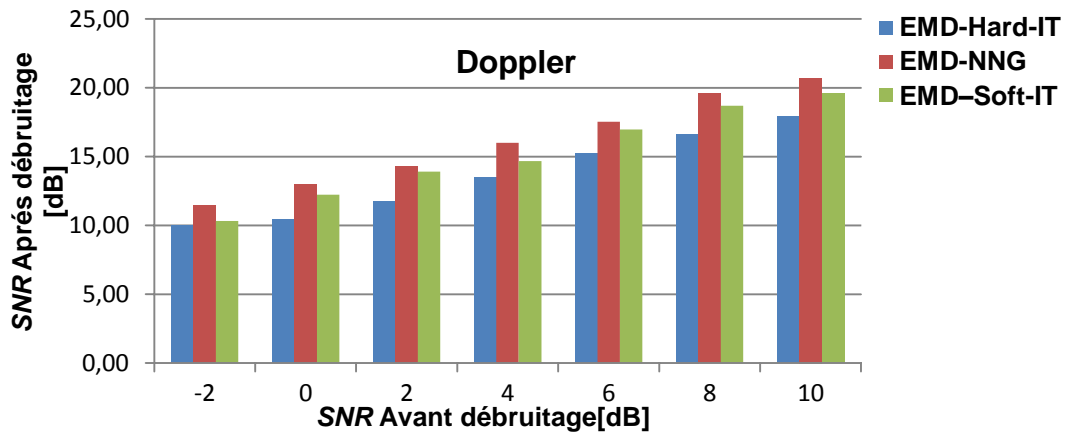


Fig. 2.10. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.

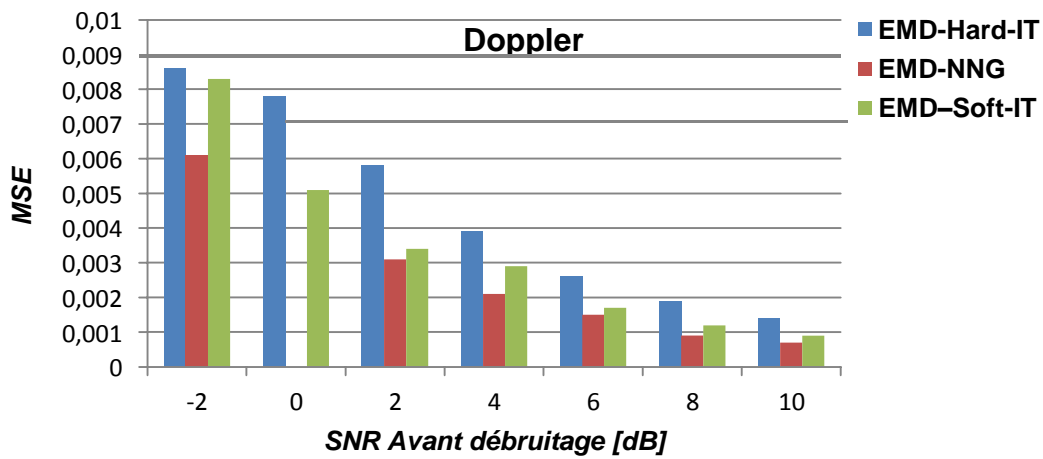


Fig. 2.11. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Doppler.

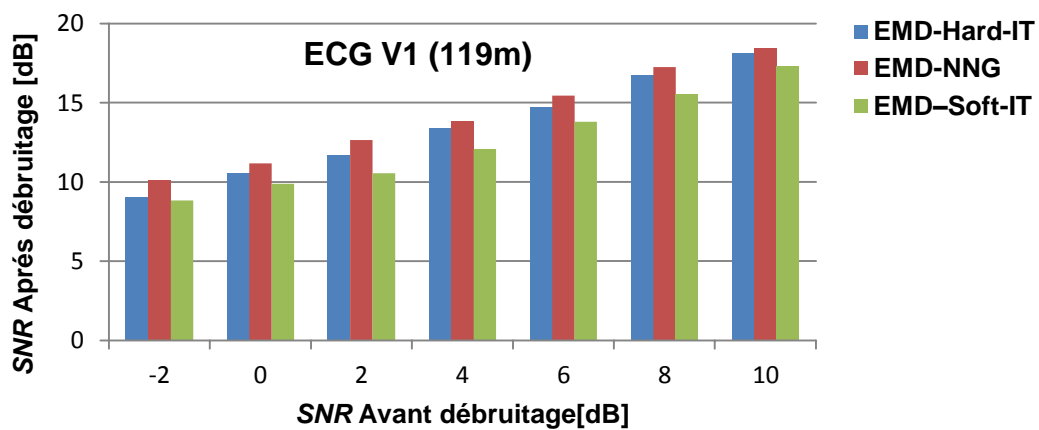


Fig.2.12. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).

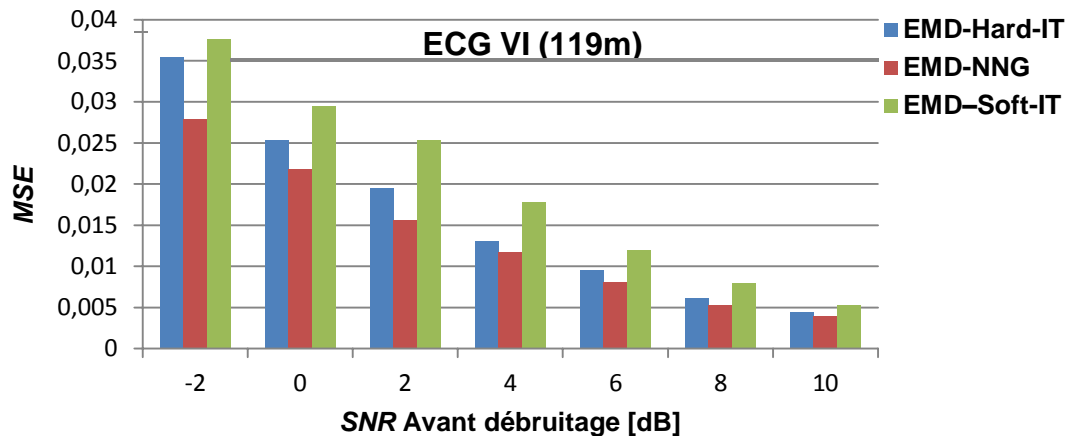


Fig. 2.13. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG VI (119.m).

2.4 Débruitage par *EMD-Novel Thresholding Function*

Afin de surmonter les inconvénients des fonctions de seuillage classiques (dur et doux) [1],[2]. L'auteur S. Liu et al [53] ont proposés une fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function). Dans cette section, nous proposons une nouvelle méthode nommée **EMD-New** publiée en 2017 [36] basée sur la décomposition en mode empirique EMD [4] et la fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function) [53].

Le principe de la méthode proposée **EMD-New** [36] consiste à décomposer le signal bruité en mode intrinsèque (IMFs) via EMD, puis l'application de la fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function) aux IMFs bruitée afin de les seuillées, pour réduire le bruit et améliorer le rapport signal sur bruit (SNR).

Pour pouvoir vérifier le bon comportement et la robustesse de l'algorithme proposé **EMD-New**, d'abord, nous avons testé la méthode proposée sur des signaux synthétiques, puis la validé sur des données ECG réels. De plus, une comparaison a été effectuée avec des méthodes des travaux de la littérature EMD intervalle **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29]. Enfin, les performances ont été évaluées en termes de SNR en dB et d'erreur quadratique moyenne (MSE).

2.4.1 Algorithme de la méthode $EMD\text{-}New$

L'algorithme de l' $EMD\text{-}New$ [36] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Déterminer l'indice j_s ;
3. Déterminer l'indice M_1 avec : $M_1 = \max(1, j_s - 2)$;
4. Déterminer l'indice M_2 avec : $M_2 = N - 2$;
5. Débruiter tous les IMFs , en utilisant la relation (2.4) [53] ;

$$\tilde{f}_{j_{New}}(t) = \begin{cases} Sign(IMF_j(t)) * \sqrt{IMF_j^2(t) - \tau_j^2} & si \quad |IMF_j(t)| \geq \tau_j \\ 0 & si \quad |IMF_j(t)| < \tau_j \end{cases} \quad (2.4)$$

Avec τ_j est le seuil universel équation (1.18).

6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (3.5) pour l' $EMD\text{-}New$

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=M_1}^{M_2} \tilde{f}_{j_{New}}(t) + \sum_{k=M_2+1}^N IMF_j(t) + r_N(t) \quad (2.5)$$

2.4.2 Résultats et Discussions

Dans ce paragraphe, nous évaluons l'algorithme proposé de débruitage $EMD\text{-}New$ [36]. Dans un premier temps, nous appliquons l'algorithme EMD sur des signaux synthétiques de taille identique $T = 2048$ (Piece-Regular, blocks, Bumps et Doppler), afin de testé la robustesse de la méthode proposée nous avons utilisé différents niveaux de bruit blanc gaussien de -2dB jusqu'à 10 dB avec un pas de 2dB.

Au début, les IMFs issues de la décomposition EMD ont été seuillées par la fonction de seuillage modifiée (Novel Thresholding Function) [53] (équation (2.4)). Ensuite, nous avons reconstruis le signal (équation (2.5)) avec l'indice j_s qui correspond à la valeur maximale du SNR (nouveau critère proposé). Car nous ne sommes pas d'accord avec les auteurs de [28], [29] sur le choix de l'indice j_s (critère visuel).

L'exemple présenté dans la figure 2.14 reflète que la valeur maximale du *SNR* après débruitage pour les deux méthodes de références **EMD-Soft-IT**, **EMD-Hard-IT** [28],[29] et l'approche proposé **EMD-New** [36] dépend de l'indice j_s .

Dans un deuxième temps, nous avons validé l'algorithme **EMD-New** [36] sur des données réelles de référence : ECG (107), ECG119 (MLII), ECG119 (V1) en utilisant la base de données MIT-BIH [42]. Les figures 2.15-2.16 représentent la précision de la reconstruction des signaux débruités par la méthode **EMD-New**, en noir le signal original et en rouge le signal reconstruit avec un *SNR* = 10dB. Nous constatons suite à l'observation des figures précédentes que l'approche proposé est capable de supprimé le bruit.

Enfin, une comparaison des résultats des simulations numériques entre les méthodes de référence **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29] et le nouveau algorithme **EMD-New** [36] est illustrée dans les tableaux (2.7-2.10). A la lumière des résultats obtenus, les performances de l'algorithme **EMD-New** [36] (figures 2.17-2.20) dépassent les performances de l'**EMD-Soft-IT** et l'**EMD-Hard-IT** [28],[29] surtout pour les faibles rapports signal sur bruit.

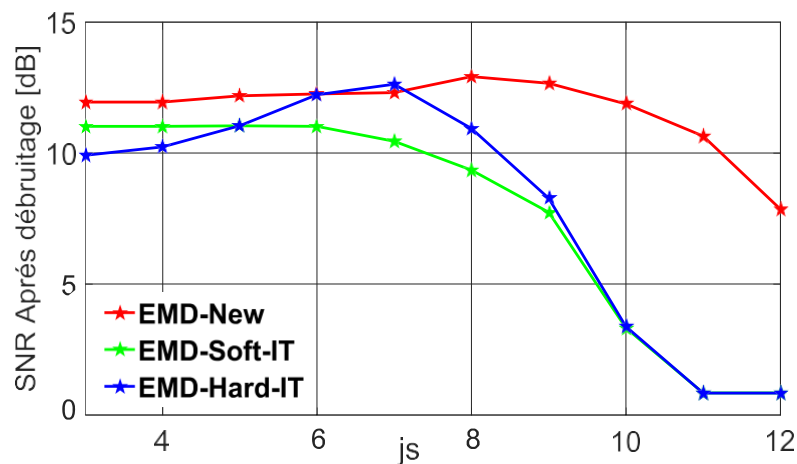


Fig. 2.14. Variation du *SNR* en fonction de l'indice J_s : **EMD-Soft-IT** $J_s=5$, **EMD-Hard-IT** $J_s=7$, **EMD-New** $J_s=8$. Piece-Regular à 2dB.

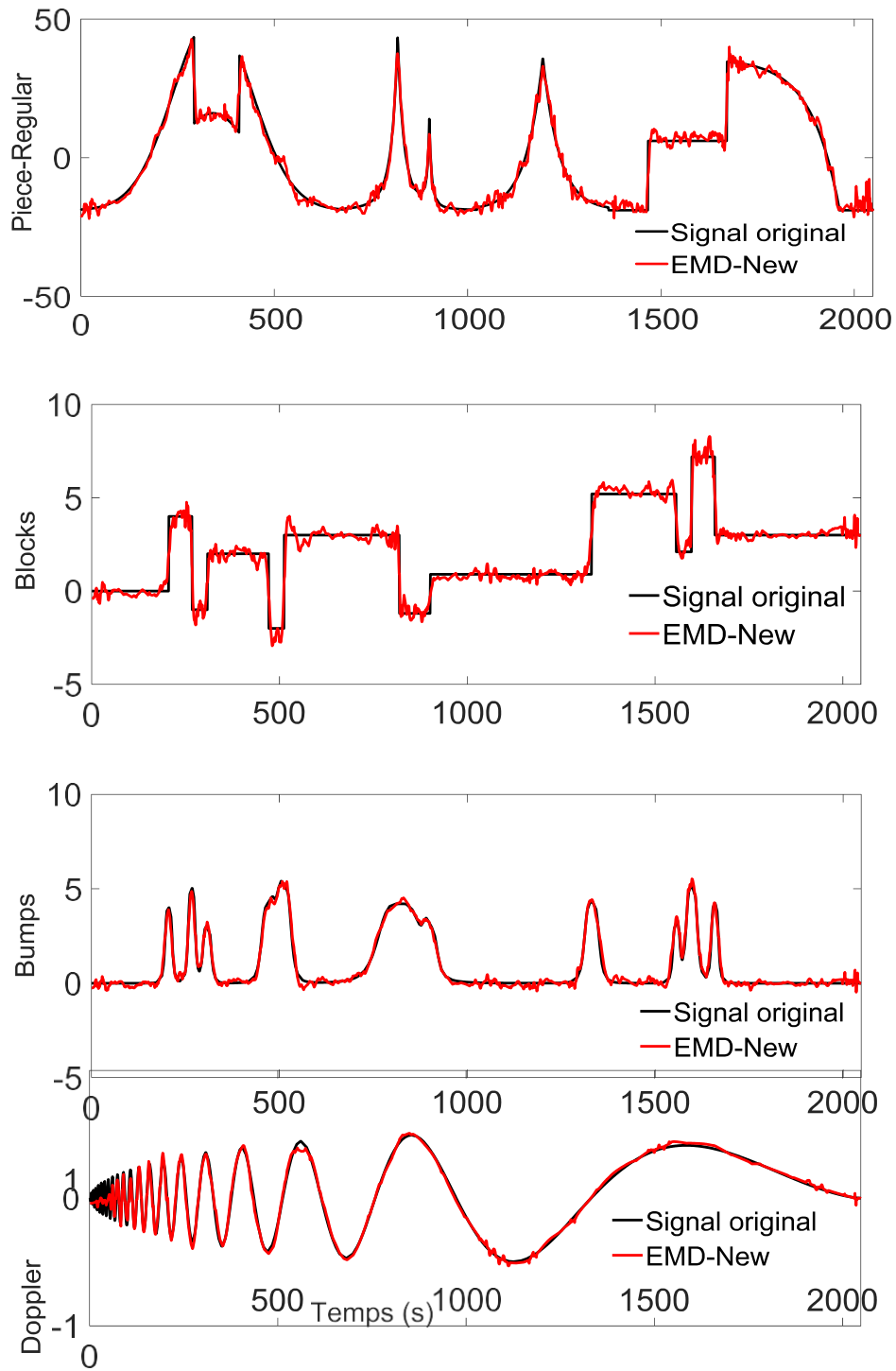


Fig. 2.15. Les signaux reconstruits par l'EMD_{New} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

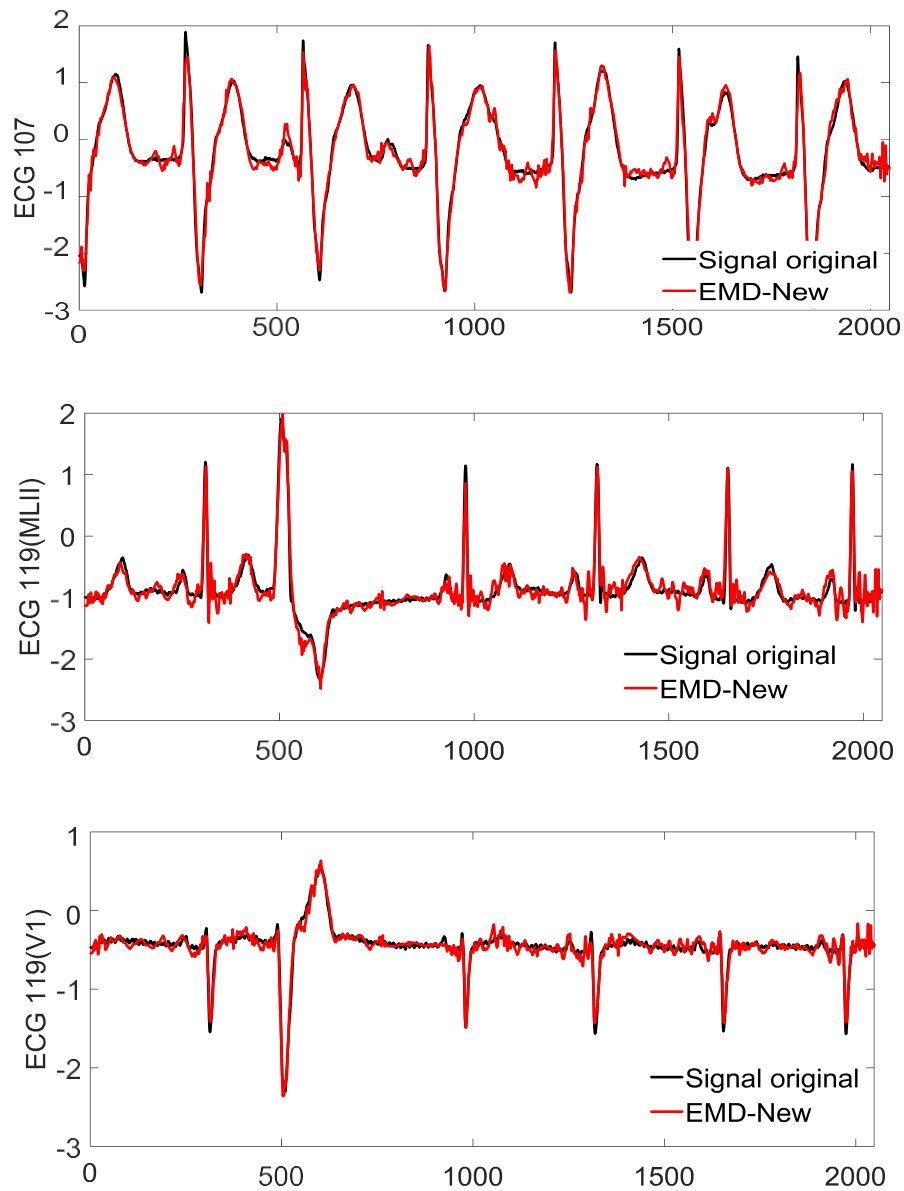


Fig. 2.16. Les signaux *ECG* reconstruits par l' EMD_{New} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

Tableau 2.7 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-New
Piece- Regular	-2	8.57	9.44	9.88
	0	9.99	11.09	11.75
	2	11.04	12.63	12.92
	4	11.48	13.70	13.98
	6	13.67	15.01	15.26
	8	15.69	16.64	16.75
	10	17.19	18.34	18.36
Blocks	-2	9.42	9.11	10.31
	0	10.41	11.21	12.00
	2	11.67	11.75	12.28
	4	12.87	13.56	13.72
	6	13.88	14.44	14.90
	8	15.42	15.92	16.33
	10	16.59	17.26	17.38
Bumps	-2	8.49	8.67	8.98
	0	10.47	10.59	11.02
	2	11.10	12.59	12.59
	4	12.74	13.28	14.40
	6	12.13	13.28	16.18
	8	13.28	14.69	18.21
	10	15.18	16.07	19.68
Doppler	-2	10.33	9.99	10.62
	0	12.24	10.39	12.29
	2	13.91	11.74	13.97
	4	14.67	13.46	15.41
	6	16.97	15.21	16.98
	8	18.70	16.65	18.88
	10	19.58	17.92	20.12

Tableau 2.8 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-New
MLII (119.m)	-2	8.55	9.07	9.09
	0	10.09	10.05	10.09
	2	11.71	11.16	11.96
	4	12.71	12.73	13.56
	6	13.73	14.35	15.64
	8	14.74	16.09	17.27
	10	15.96	17.83	18.20
V1 (119.m)	-2	8.82	9.07	9.81
	0	9.87	10.53	11.04
	2	10.54	11.67	12.37
	4	12.07	13.41	13.65
	6	13.79	14.73	15.33
	8	15.56	16.71	17.08
	10	17.30	18.15	18.38
ECG 107.m	-2	6.01	7.23	7.70
	0	6.84	8.94	9.57
	2	8.72	10.66	11.39
	4	9.84	11.71	12.18
	6	11.37	13.50	14.28
	8	12.76	15.05	15.74
	10	13.92	16.58	17.33

Tableau 2.9 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10dB.

Signaux	<i>MSE</i>			
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-New
Piece- Regular	-2	44.47	36.41	34.13
	0	32.06	24.89	21.39
	2	25.22	17.48	16.53
	4	22.75	13.65	12.80
	6	13.75	10.09	9.53
	8	8.63	6.94	6.76
	10	6.11	4.69	4.67
Blocks	-2	1.0062	1.0801	0.8207
	0	0.8013	0.6663	0.5557
	2	0.5992	0.5883	0.5211
	4	0.4549	0.3881	0.3742
	6	0.3604	0.3180	0.2848
	8	0.2526	0.2250	0.2050
	10	0.1932	0.1653	0.1611
Bumps	-2	0.4586	0.4404	0.4095
	0	0.2905	0.2831	0.2557
	2	0.2515	0.1787	0.1786
	4	0.1723	0.1524	0.1173
	6	0.1985	0.1522	0.0780
	8	0.1506	0.1104	0.0488
	10	0.1578	0.1286	0.0348
Doppler	-2	0.0083	0.0086	0.0074
	0	0.0051	0.0078	0.0050
	2	0.0034	0.0058	0.0030
	4	0.0029	0.0039	0.0024
	6	0.0017	0.0026	0.0017
	8	0.0012	0.0019	0.0011
	10	0.0009	0.0014	0.0008

Tableau 2.10 : Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$.

Signaux	MSE			
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-New
MLII (119.m)	-2	0.1350	0.1197	0.1186
	0	0.0946	0.0955	0.0946
	2	0.0653	0.0740	0.0615
	4	0.0518	0.0516	0.0425
	6	0.0410	0.0355	0.0263
	8	0.0324	0.0238	0.0181
	10	0.0245	0.0159	0.0146
V1 (119.m)	-2	0.0376	0.0355	0.0299
	0	0.0295	0.0254	0.0225
	2	0.0253	0.0195	0.0166
	4	0.0178	0.0131	0.0123
	6	0.0120	0.0096	0.0083
	8	0.0080	0.0061	0.0056
	10	0.0053	0.0044	0.0041
ECG 107.m	-2	0.1960	0.1482	0.1328
	0	0.1619	0.1000	0.0864
	2	0.1051	0.0673	0.0568
	4	0.0813	0.0528	0.0473
	6	0.0572	0.0350	0.0292
	8	0.0415	0.0245	0.0209
	10	0.0317	0.0172	0.0144

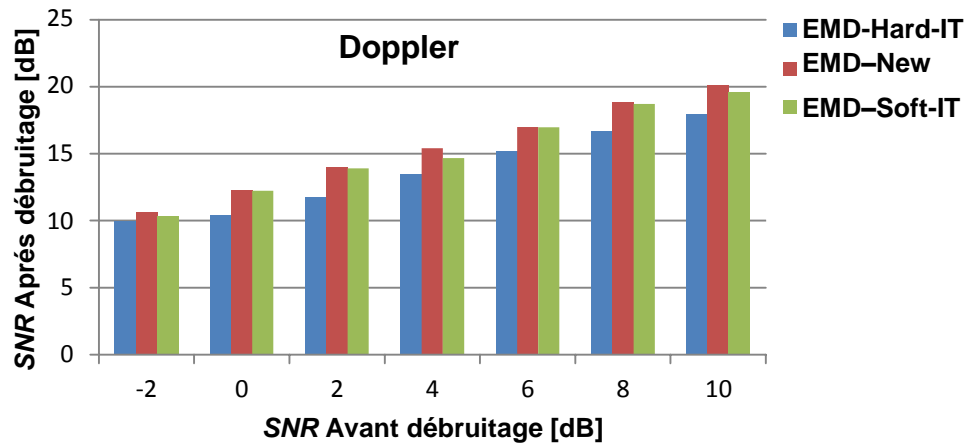


Fig. 2.17. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.

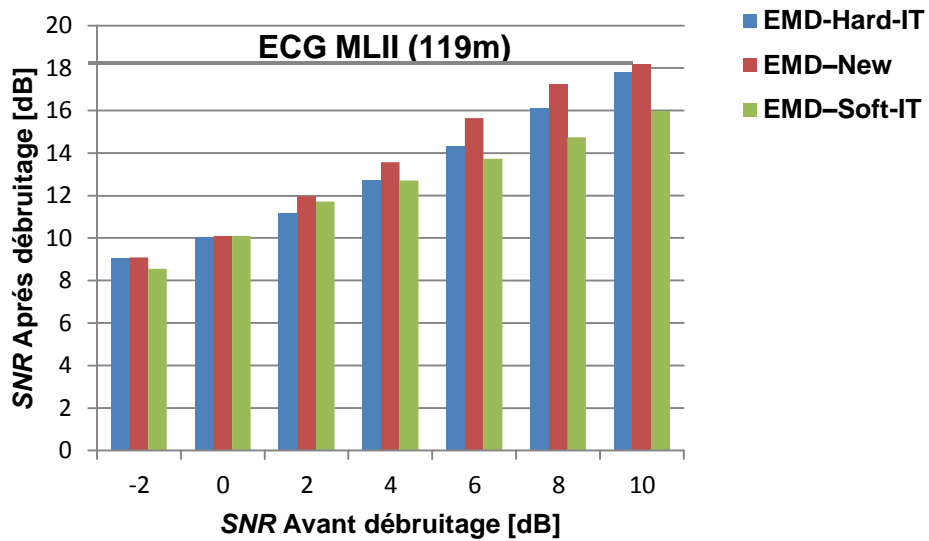


Fig. 2.18. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).

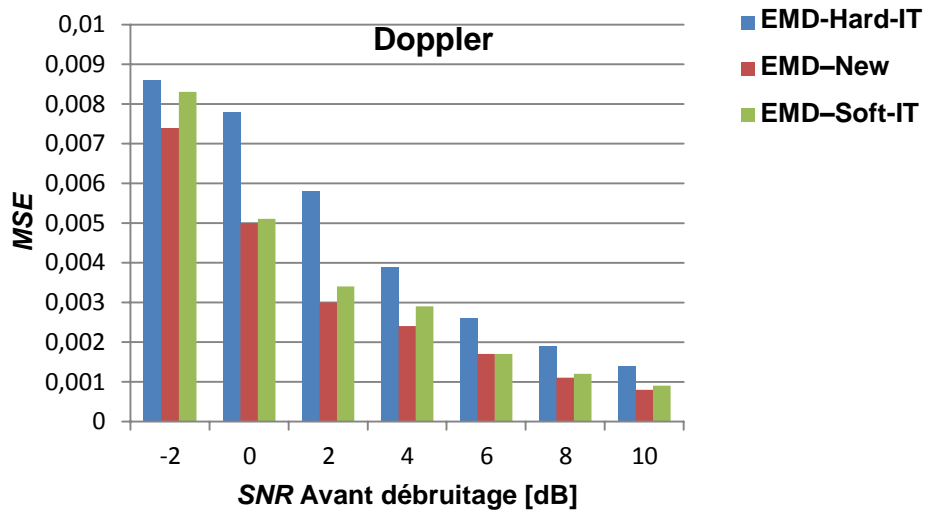


Fig. 2.19. Evaluation des *MSE* des trois méthodes sur le signal Doppler.

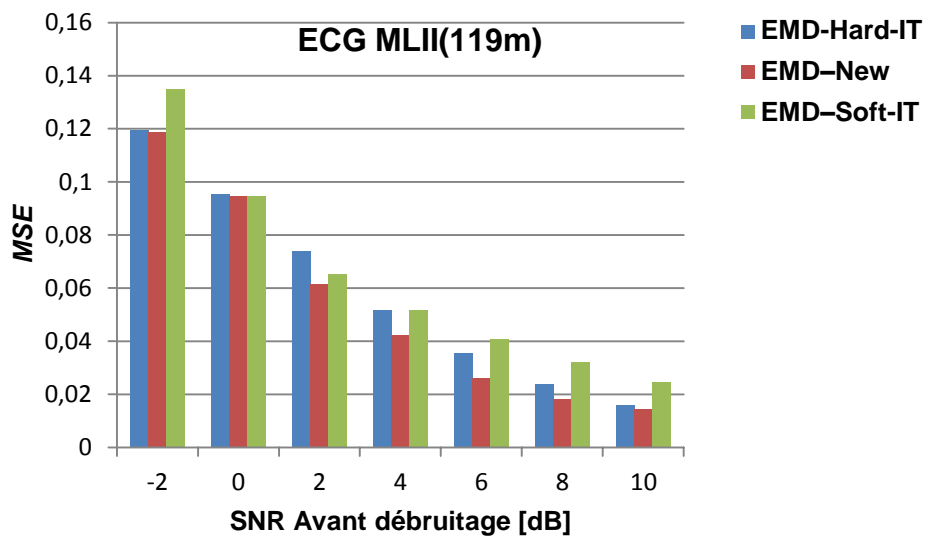


Fig. 2.20. Evaluation des *MSE* des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, qui est le cœur de notre travail de recherche, nous avons exposé la première partie des différentes approches proposées de débruitage [35]-[36],[40].

La première contribution de la thèse propose **EMD-HIMFT** [35], elle concerne l'amélioration des résultats de l'**EMD-Soft** [30],[31], pour cela nous avons traité uniquement les premières IMFs indexées par l'indice j_s ce dernier a été déterminé par la méthode visuelle **EMD-CONV** [26]-[29]. Ensuite, nous avons reconstruit le signal avec toutes les IMFs (reconstruction totale). Enfin, l'approche proposée est comparée à l'algorithme original **EMD-Soft** [30],[31], et les résultats obtenus sont meilleurs.

La deuxième et la troisième contribution concernent l'amélioration des deux méthodes **EMD-Soft-IT** est **EMD-Hard-IT** [28], [29]. Nous avons proposé l'**EMD-NNG** [40], et l'**EMD-New** [36], qui sont des méthodes non paramétriques car, elles ne nécessitent aucun réglage des paramètres. Les deux méthodes ont été appliquées sur des signaux synthétiques et sur des signaux réels, Les résultats ont montrés que les performances de nos approches proposées, s'avèrent meilleures à celles de l'**EMD-IT** [28],[29]. Cette performance a été constatée surtout par l'application sur des signaux ECG réels [42]. Nous avons montré que les résultats obtenus sont significatifs en termes de rapport signal sur bruit *SNR* et aussi en termes d'erreur quadratique moyenne *MSE*.

CHAPITRE 3

3.1 Introduction

L'objectif de ce troisième chapitre, est de présenter la deuxième partie des travaux réalisés [37]-[39]. Tout d'abord, nous avons commencé par définir le principe et l'algorithme de chaque méthode paramétrique proposée. Puis, nous avons illustré l'application de ces nouvelles approches paramétriques de débruitage de signaux sur des signaux tests synthétiques et signaux ECG réels.

Les premières contributions proposées sont inspirées par les travaux de Boudra [30]-[32], L'idée fondamentale de ces méthodes de débruitage proposées **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [37], repose d'une part sur le prétraitement des IMFs à l'aide du filtre de Savitzky-Golay (SG) [33] ,[34] et d'autre part de répéter le processus de filtrage sur les IMFs : deux fois pour la méthode **EMD-DSG** [37], trois fois pour la méthode **EMD-TSG** [37], et quatre fois pour la méthode **EMD-QSG** [37]. Le bruit est supposé réparti sur toutes les IMFs et le signal est reconstruit avec toutes les IMFs prétraitées.

Les auteurs Byung-Jun Yoon, et P.P. Vaidyjnathan [54] ont proposés une fonction de seuillage nommée en anglais Customized Thresholding Function pour surmonter les inconvénients des fonctions de seuillage classiques (doux et dur). En exploitant les caractéristiques de cette fonction de seuillage, nous avons proposés une nouvelle méthode de débruitage appelée **EMD-Custom** [38] basée sur la décomposition en mode empirique (EMD) [4] et la fonction de seuillage modifiée (Customizing Thresholding Function) [54]. La reconstruction du signal est basée sur le nouveau critère proposé SNR_{Max} . Les performances de l'algorithme proposé sont comparées avec des travaux de la littérature **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29].

Lu Jing-yi et al [55] ont proposés une fonction de seuillage modifiée Improved Thresholding Function (ITF) [55] qui améliore les fonctions de seuillage classiques Hard (dur) et Soft (doux)[1],[2]. Nous avons proposé une méthode de débruitage basée à la fois sur l'EMD [4] et la fonction de seuillage modifiée (Improved Thresholding Function) (ITF) [55] nommée **EMD-ITF** publiée en 2017 [39]. La reconstruction du signal est basée sur le nouveau critère proposé SNR_{Max} . Nous avons testé la contribution proposée **EMD-ITF** [39] sur des données simulées et réelles et les résultats ont été comparés avec des méthodes de références **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29].

Par ailleurs, nous avons effectué une étude comparative [43] entre les différentes contributions proposées (**EMD-Custom** [38], **EMD-ITF** [39], **EMD-NNG** [40] et **EMD-New** [36]). Afin de confronter nos algorithmes de débruitage à d'autres méthodes de l'état de l'art entamées dans les chapitres précédents. La comparaison est basée sur le calcul des taux d'améliorations par rapport aux méthodes de références

(**EMD-IT-Soft** et **EMD-IT-Hard**) [28],[29] appliquées d'une part sur l'ensemble des signaux test (Piece-Regular, Blocks, Bumps et Doppler) et d'autre part sur des signaux ECG réels (ECG MLII (119), ECG VI(119), ECG (107)) [42].

3.2 Débruitage par les méthodes **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG**.

Dans cette section, nous présentons trois méthodes de débruitage basées sur l'EMD. L'idée fondamentale des méthodes de débruitage proposées (**EMD-DSG**,**EMD-TSG**,**EMD-QSG**) repose d'une part sur le prétraitement des IMFs à l'aide du filtre de Savitzky-Golay (SG) [33] ,[34] et d'autre part sur la répétition du processus de filtrage sur chaque IMF : deux fois pour la méthode EMD Double SG nommée **EMD-DSG** [37], trois fois pour la méthode EMD Triple SG nommée **EMD-TSG** [37], et quatre fois pour la méthode EMD Quadruple SG appelée **EMD-QSG** [37]. Ensuite nous avons reconstruit le signal avec toutes les IMFs. En outre, nous avons comparé les performances de la méthode dite classique l'**EMD-SG** [30]-[32] avec nos approches. Les performances des algorithmes proposés seront ensuite évaluées en les appliquant sur des signaux purement synthétiques. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne *MSE* et le *SNR* après débruitage entre les différents signaux reconstruits et le signal original non bruité.

3.2.1 Algorithme des méthodes : **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG**.

Les algorithmes des méthodes proposées **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [37] sont décrits par les étapes suivantes:

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Débruiter chaque IMF, en utilisant les relations (équation (1.14) et (1.15));
1. Répéter l'étape 2 pour EMD Double SG (**EMD-DSG**) ;
2. Répéter l'étape 2 deux fois pour EMD Triple SG (**EMD-TSG**) ;
3. Répéter l'étape 2 trois fois pour EMD Quadruple SG (**EMD-QSG**);
4. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (1.16).

3.2.2 Résultats et Discussions

Les approches **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [36] sont appliquées aux signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). La taille des signaux est identique $T = 2048$. Nous avons utilisé différents niveaux de bruit blanc gaussien et additif $SNR [-5, -2, 0, 2, 5] dB$.

D'abord, Pour déterminer le bon choix de l'ordre du filtre SG , nous avons effectué une étude comparative entre trois valeurs d'ordre du filtre 3, 4 et 6 avec une taille de fenêtre fixé à 41, les trois valeurs sont testées sur la méthode originale **EMD-SG** [30]-[32] et aussi sur les méthodes proposées **EMD-DSG**, **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [37]. Les méthodes sont appliquées sur le signal doppler avec un *SNR* avant débruitage égale à *2dB*. Les résultats du rapport signal sur bruit après débruitage et *MSE* sont montrés dans le tableau 3.1. La figure 3.1 montre l'évolution du rapport signal sur bruit (*SNR*) après débruitage en fonction de l'ordre du filtre pour l'approche originale **EMD-SG**[30]-[32] (en bleu) et les trois approches proposées **EMD-DSG** (en noir), **EMD-TSG** (en rose), **EMD-QSG** (en rouge) qui sont superposées.

Nous pouvons noter, que le rapport signal sur bruit après débruitage dépend de l'ordre du filtre (*p*). Nous observons aussi que le meilleur rapport signal sur bruit est obtenu avec la taille $L=41$ et l'ordre $p=3$ pour l'**EMD-SG** *12.79 dB*, *13.30 dB* pour **EMD-DSG**, *13.26 dB* pour **EMD-TSG** et *13.23dB* pour **EMD-QSG** (Tableau 3.1). La figure 3.2 montre l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) après traitement en fonction de l'ordre du filtre *p* des quatre méthodes. Nous pouvons noter que pour ($L=41$ et $p=3$) l'erreur est minimale. Les signaux originaux et leurs versions bruitées *SNR* (*2 dB*) sont illustrés respectivement dans les figures 3.3 et 3.4. La figure 3.5 représente les résultats du débruitage des signaux tests bruités à *2dB* obtenus par application de l'approche original **EMD-SG** (en bleu), les approches proposées **EMD-DSG** (en cyan), **EMD-TSG** (en vert), et **EMD-QSG** (en rouge), avec utilisation du filtre SG d'ordre 3 et $L=41$. Enfin, on peut noter que l'ordre 3 donne les meilleurs résultats sur l'ensemble des méthodes proposées par rapport à l'ordre 4 et 6.

Tableau 3.1 : Comparaison entre l'ordre du filtre SG testé sur Doppler avec *SNR* = *2 dB*.

Méthodes	EMD-SG	EMD-DSG	EMD-TSG	EMD-QSG
Ordre du filtre (<i>p</i>)	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
(3)	12.79	13.30	13.26	13.23
	0.0045	0.0040	0.0040	0.0040
(4)	11.66	12.32	12.53	12.67
	0.0058	0.0050	0.0047	0.0046
(6)	10.62	11.10	11.30	11.44
	0.0074	0.0066	0.0063	0.0061

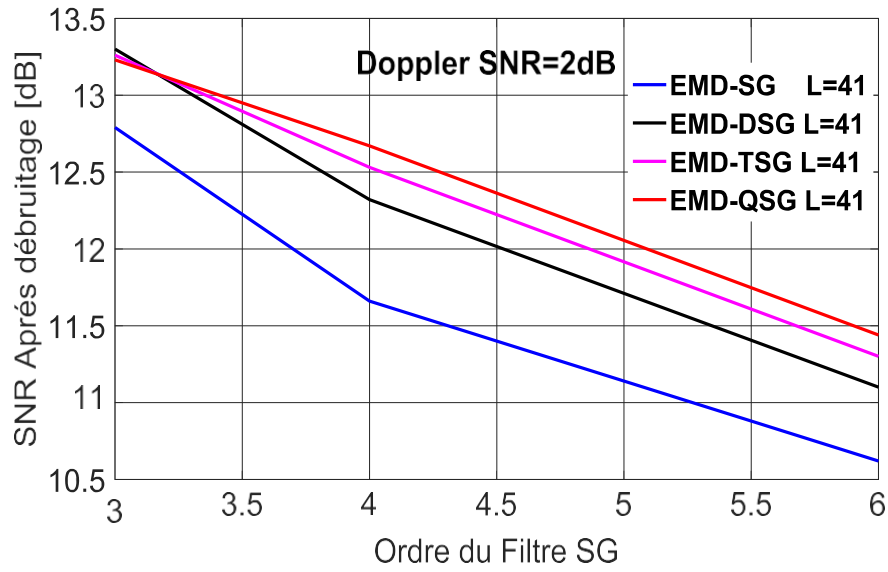


Fig. 3.1. Evaluation des *SNR* après débruitage en fonction de l'ordre du filtre.

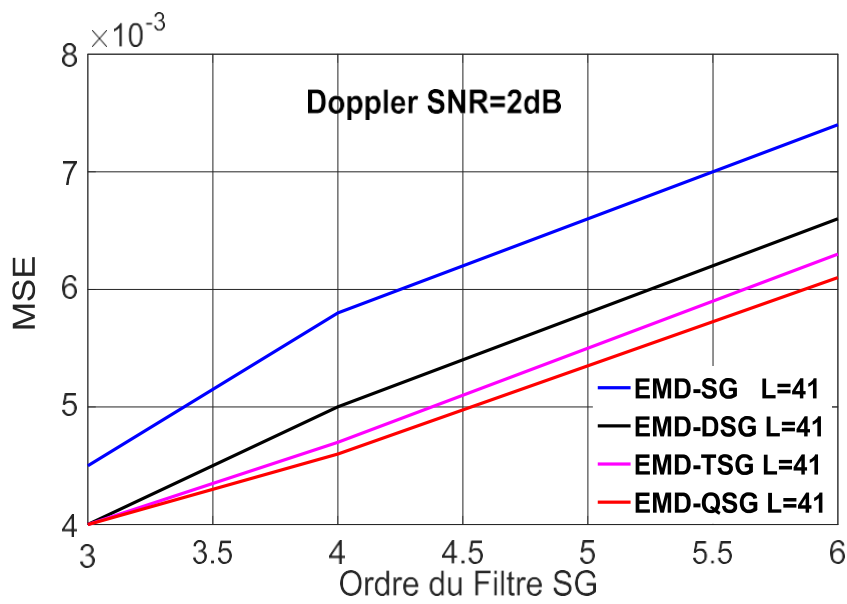


Fig. 3.2. Evaluation des *MSE* en fonction de l'ordre du filtre.

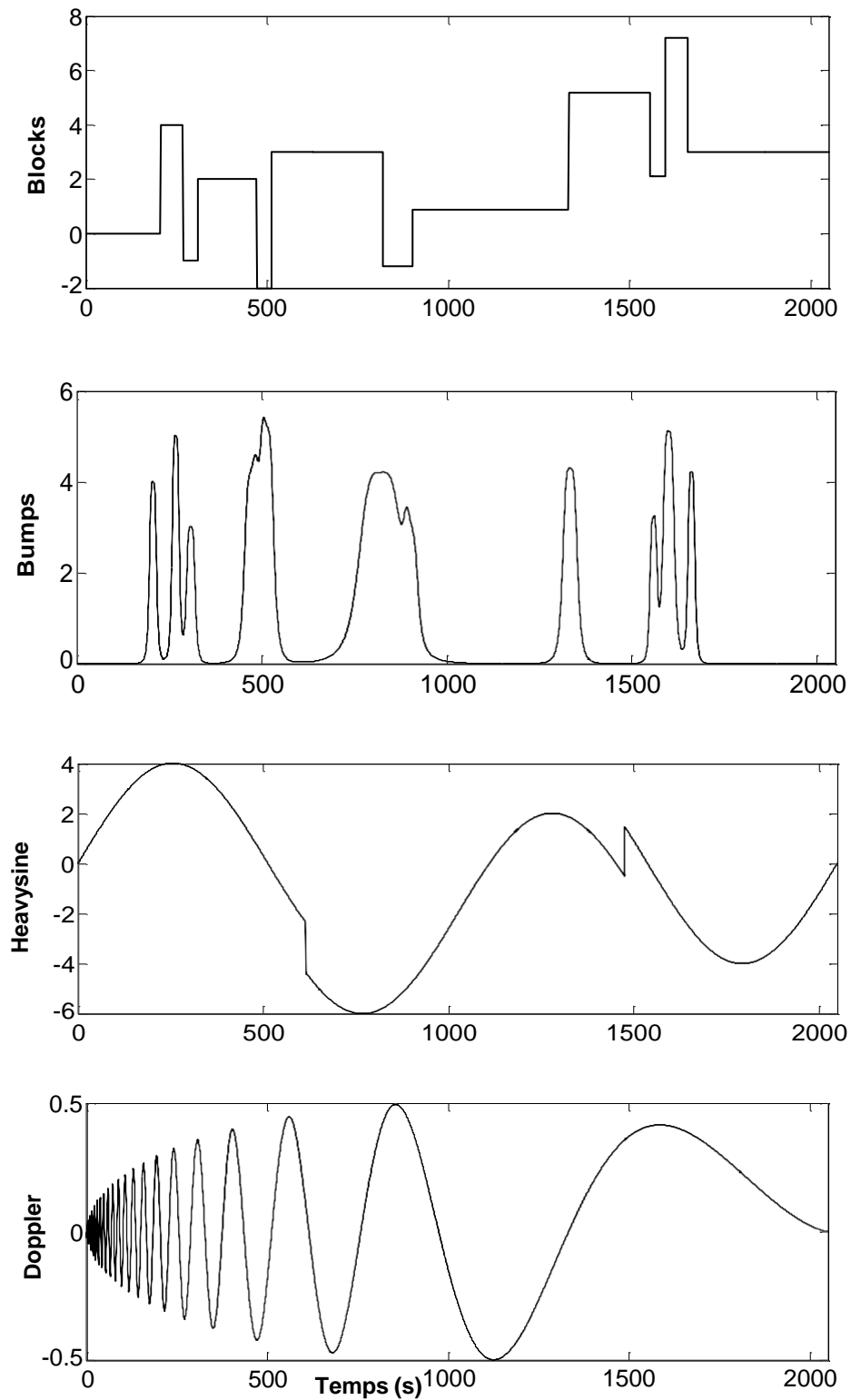


Fig. 3.3. Signaux Tests: Blocks,Bumps,Heavysine et Doppler.

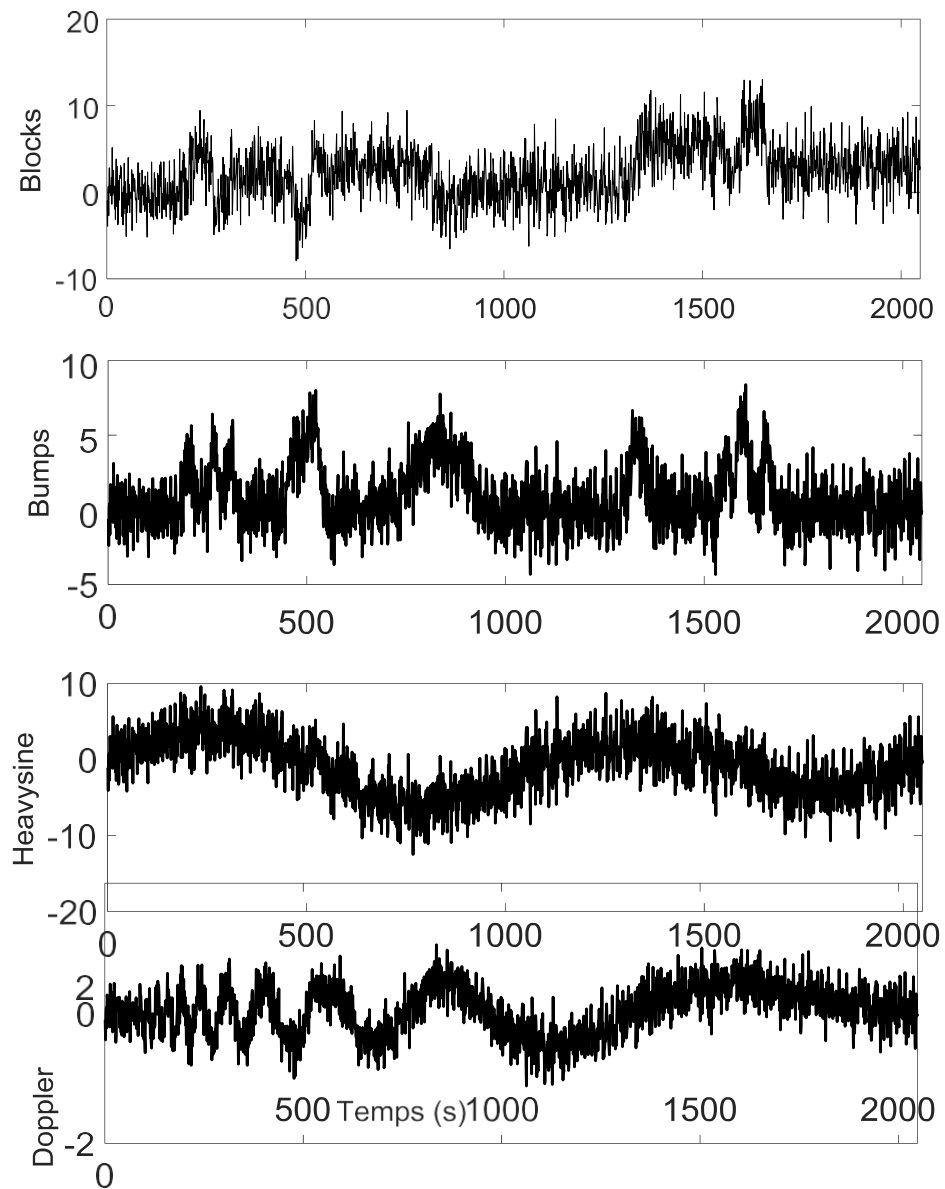


Fig. 3.4. Signaux tests bruités $SNR = 2dB$.

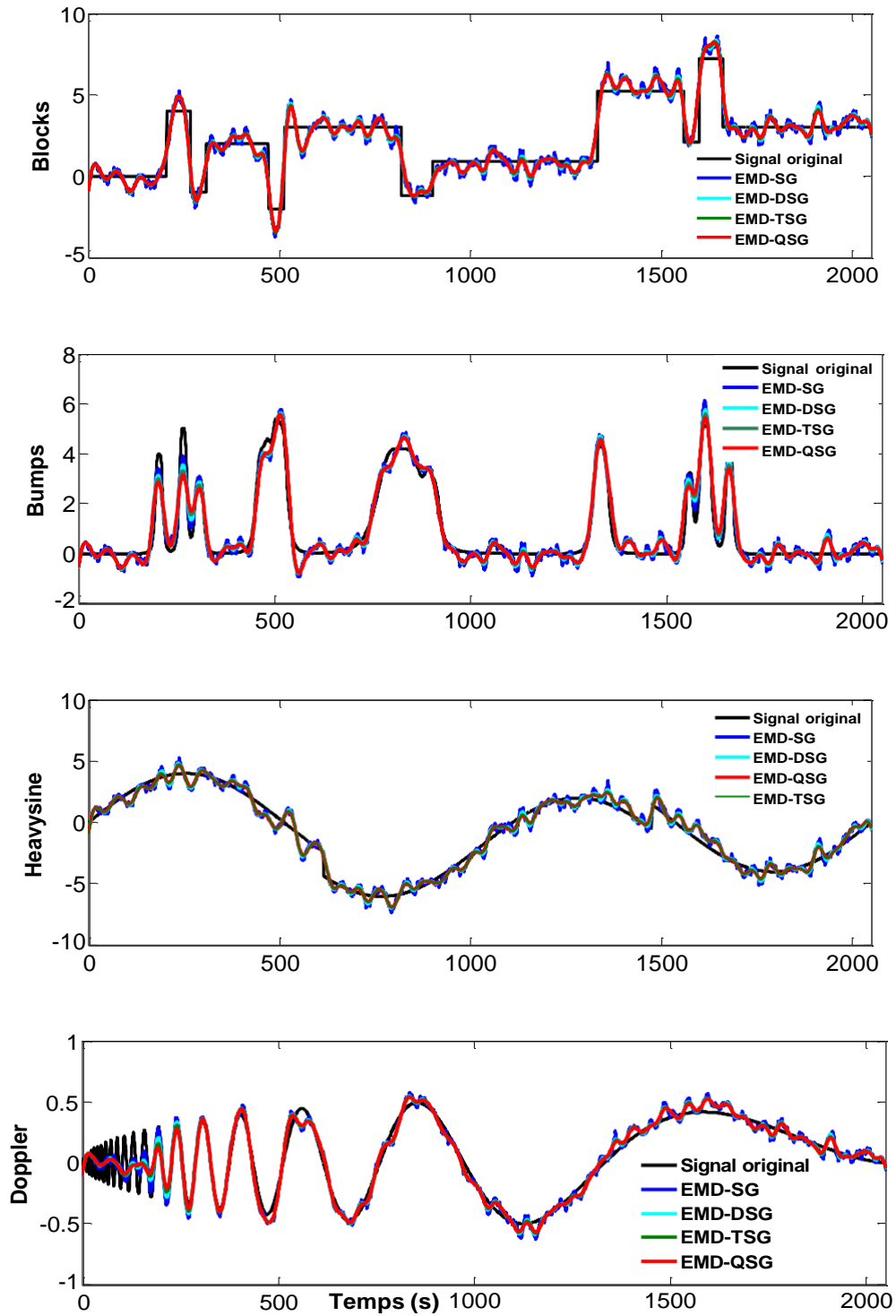


Fig. 3.5. Les signaux reconstruits $SNR = 2dB$.

3.2.3 Etude comparative entre l'EMD-SG, EMD-DSG, EMD-TSG, EMD-QSG.

Nous présentons dans cette section les résultats numériques qui valident nos approches, en les comparant à la méthode de référence l'EMD-SG [30]-[32]. D'abord, Nous avons utilisé un filtre SG d'ordre 3 avec une taille de fenêtre d'analyse égale à 41. Ensuite, Nous avons appliqué différentes valeurs de rapport signal sur bruit ($SNR = -5 \text{ dB}, -2 \text{ dB}, 0 \text{ dB}, 2 \text{ dB}, 5 \text{ dB}$) sur les quatre signaux tests (Blocks, Bumps, Heavysine et Doppler). Les résultats sont représentés dans les tableaux ci-dessous (Tableau 3.2- 3.6).

Tableau 3.2 : Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR = -5 \text{ dB}$ (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Méthodes	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$
	MSE	MSE	MSE	MSE
EMD-SG	6.81	6.98	7.19	6.95
	1.8350	0.6480	1.8140	0.0172
EMD-DSG	7.67	7.74	8.17	7.82
	1.5065	0.5448	1.4497	0.0141
EMD-TSG	8.02	7.98	8.61	8.15
	1.3892	0.5147	1.3089	0.0131
EMD-QSG	8.28	8.12	8.94	8.38
	1.3072	0.4984	1.2134	0.0124

Tableau 3.3 : Evaluation des MSE et SNR (après débruitage) à $SNR = -2 \text{ dB}$ (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Méthodes	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$	$SNR[dB]$
	MSE	MSE	MSE	MSE
EMD-SG	9.47	9.83	10.18	9.65
	0.9957	0.3368	0.9118	0.0092
EMD-DSG	10.23	10.40	11.15	10.41
	0.8355	0.2948	0.7290	0.0078
EMD-TSG	10.50	10.49	11.59	10.62
	0.7852	0.2888	0.6591	0.0074
EMD-QSG	10.71	10.49	11.92	10.76
	0.7486	0.2888	0.6114	0.0071

Tableau 3.4 : Evaluation des *MSE* et *SNR* (après débruitage) à *SNR=0dB* (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Méthodes	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
EMD-SG	11.10	11.66	12.17	11.30
	0.6439	0.2210	0.5774	0.0063
EMD-DSG	11.77	12.05	13.13	11.95
	0.5626	0.2016	0.4620	0.0054
EMD-TSG	11.96	11.99	13.57	12.05
	0.5510	0.2045	0.4183	0.0053
EMD-QSG	12.11	11.87	13.89	12.11
	0.5422	0.2105	0.3884	0.0052

Tableau 3.5 : Evaluation des *MSE* et *SNR* (après débruitage) à *SNR=2dB* (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Méthodes	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
EMD-SG	12.57	13.41	14.14	12.79
	0.4872	0.1475	0.3664	0.0045
EMD-DSG	13.12	13.56	15.10	13.30
	0.4291	0.1425	0.2935	0.0040
EMD-TSG	13.22	13.31	15.52	13.26
	0.4196	0.1510	0.2664	0.0040
EMD-QSG	13.31	13.04	15.84	13.23
	0.4109	0.1607	0.2477	0.0040

Tableau 3.6 : Evaluation des *MSE* et *SNR* (après débruitage) à *SNR=5dB* (avant débruitage).

Signaux	Blocks	Bumps	Heavysine	Doppler
Méthodes	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>	<i>SNR[dB]</i>
	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE</i>
EMD-SG	14.41	15.83	17.07	14.64
	0.3190	0.0845	0.1866	0.0029
EMD-DSG	14.75	15.48	18.02	14.89
	0.2946	0.0916	0.1501	0.0027
EMD-TSG	14.69	14.89	18.41	14.63
	0.2988	0.1048	0.1370	0.0029
EMD-QSG	14.68	14.39	18.71	14.46
	0.2995	0.1178	0.1279	0.0030

Les simulations numériques ont montrés que l'application des quatre approches sur l'ensemble des signaux test, donnent des résultats très satisfaisants. Nous pouvons noter, que pour les valeurs -5 dB , -2 dB et 0 dB l'approche **EMD-QSG** donne les meilleures valeurs par rapport à l'**EMD-SG**, **EMD-DSG** et **EMD-TSG** [37] et cela sur tous les signaux testés sauf pour le signal Bumps à 0 dB la méthode **EMD-DSG** affiche un résultat (12.05dB) supérieur à celle de l'**EMD-QSG** (11.87dB). Par ailleurs, nous avons remarqué que sur les signaux moins bruités 2 dB , 5 dB les résultats obtenus par les quatre méthodes dépendent des caractéristiques du signal. En effet, nous avons détecté, que pour les signaux Bumps et Doppler avec un *SNR* avant débruitage égale à 2 dB , la méthode **EMD-DSG** donne les meilleurs résultats (13.56dB - $13,30\text{dB}$) par rapport à l'**EMD-QSG** (13.04dB - $13,23\text{dB}$) respectivement. Ce résultat est important, puisqu' il montre que les approches proposées donnent de meilleures améliorations pour les signaux très bruités.

3.3 Débruitage par la méthode *EMD-Customized Thresholding Function*

Afin de pallier les inconvénients des fonctions de seuillage classiques (doux et dur), les auteurs Byung-Jun Yoon, et P.P. Vaidyajnathan [54] ont proposés une autre fonction de seuillage nommé en anglais Customized Thresholding Function. Puisque, certains auteurs dans la littérature ont fait l'hypothèse que pour améliorer la qualité du seuillage il faut améliorer le seuil ou améliorer la fonction de seuillage.

En exploitant les caractéristiques de cette nouvelle fonction de seuillage, nous proposons une nouvelle méthode de débruitage *EMD-Customized Thresholding Function* appelée **EMD-Custom** publiée en

2017 [38] basée sur la décomposition en mode empirique (EMD) et la fonction de seuillage modifiée (Customizing Thresholding Function). En outre, nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec des travaux récents de la littérature **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29]. Comme nous le verrons dans les exemples numériques, le fait d'intégrer cette fonction de seuillage avec l'EMD, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction du signal et améliore les résultats sur de nombreux signaux.

3.3.1 Algorithme de la méthode proposée *EMD-Custom*

L'algorithme de l'**EMD-Custom** [38] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EMD;
2. Déterminer l'indice j_s ;
3. Déterminer l'indice M_1 avec : $M_1 = \max(1, j_s - 2)$;
4. Déterminer l'indice M_2 avec : $M_2 = N - 2$;
5. Débruiter les IMFs indicées de M_1 à M_2 , en utilisant la relation (3.1);

$$\tilde{f}_{j_{Custom}}(t) = \begin{cases} IMF_j(t) - \text{sgn}(IMF_j(t)) [1 - \alpha] \tau_j & \text{si } |IMF_j(t)| \geq \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_j(t)| \leq \gamma \end{cases} \quad (3.1)$$

Avec:

$$0 < \gamma < \tau_j$$

$$0 \leq \alpha \leq 1.$$

τ_j : est le seuil universel équation (1.18).

6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (3.2) pour l'**EMD-Custom** [38]

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=M_1}^{M_2} \tilde{f}_{j_{Custom}}(t) + \sum_{k=M_2+1}^N IMF_k(t) + r_N(t) \quad (3.2)$$

3.3.2 Résultats et Discussions

Dans cette partie, la méthode proposée **EMD-Custom** [38] est appliquée aux quatre signaux synthétiques (Piece-Regular, Blocks, Bumps, et Doppler). Les signaux sont de taille identique $T = 2048$, Ces signaux tests sont corrompus par différents niveaux de bruit blanc gaussien de -2dB jusqu'à 10 dB avec un pas de 2dB. Avant tout, nous avons exposé les spécificités de la méthode proposée, et notamment l'influence du paramètre alpha (équation (3.1)). Les performances de la méthode proposée **EMD-Custom** [38] ont été influencées par le choix de la valeur α . Cependant, afin d'obtenir les meilleurs résultats, le paramètre α doit être choisi de manière appropriée comme représenté sur les figures 3.6-3.7 qui représentent le *SNR* après débruitage en fonction de α . Les valeurs pour lesquelles le *SNR* après débruitage sont maximales sont 0,5, 0,4, 0,3, 0,2, 0,2 pour le signal réel ECG, Bumps, Piece-Regular, Blocks et Doppler respectivement.

Ensuite, Nous avons vérifié le bon comportement de la méthode proposée **EMD-Custom** sur des signaux synthétiques, puis la validé sur des données réels de référence : ECG (107), ECG119 (MLII), ECG119 (V1) en utilisant la base de données MIT-BIH [42]. Les signaux réels sont bruités avec un rapport signal sur bruit $SNR = 10dB$ (Figure 3.8).

Enfin, nous avons évalué l'efficacité de l'algorithme proposé en le comparant à des méthodes de référence **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29]. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne *MSE* et le *SNR* après débruitage. La Figure 3.9 illustre la variation des *SNR* après débruitage en fonction de l'indice j_s , nous avons trouvé que le principe visuel de la détermination de l'indice j_s ne correspond pas toujours aux bons résultats, pour cela nous avons calculé les *SNR* après débruitage pour différents valeurs de j_s qui varie de 3 à 12. Ensuite nous avons reconstruits le signal avec l'indice qui correspond à la valeur maximale du *SNR*. Il est important de noter, que l'indice j_s qui donne le *SNR* maximal dépend de la méthode utilisée. A titre d'exemple, nous avons appliqué les trois approches **EMD-Soft-IT**, **EMD-Hard-IT** [28], [29] et l'**EMD-Custom** [38] sur le signal Piece-regular bruité à 2dB. La figure 3.9 montre pour l'**EMD-Soft-IT** (en vert) la valeur maximale du *SNR* après débruitage correspond à $j_s = 5$, l'**EMD-Hard-IT** (en bleu) $j_s = 7$, et l'**EMD-Custom** (en rouge) $j_s = 8$.

Les résultats de l'analyse de la méthode proposée présentés dans les tableaux (3.7- 3.8) montrent la supériorité de l'**EMD-Custom** [38] par rapport aux méthodes de références **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28]

,[29]. les tableaux (3.9-3.10) illustrent clairement la diminution de l'erreur obtenue avec l'approche **EMD-custom** par rapport à celle obtenu avec les méthodes **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT**[28],[29]. Les résultats, affichés sur les figures 3.10-3.11 représentent en noir le signal original, en rouge le signal reconstruit par l'**EMD-Custom** à un $SNR = 10dB$. Les figures 3.12-3.15 montrent clairement la supériorité de la méthode proposé comparés à d'autre méthodes de l'état de l'art .Avant de conclure cette section, il est à noter que le fait d'intégrer la fonction de seuillage modifiée (Customized Thresholding Function) avec l'**EMD**, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction et améliore les résultats sur de nombreux signaux. Les résultats de notre proposition sont très bons et meilleurs que ceux des deux méthodes **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29].

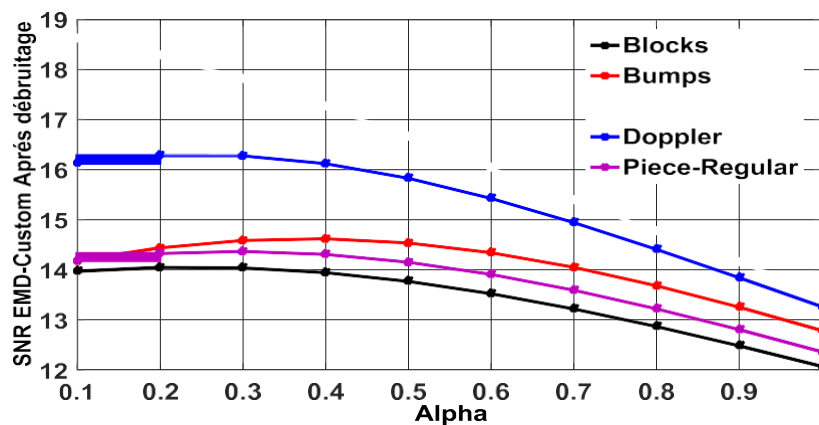


Fig. 3.6. Variation des SNR après débruitage de l'**EMD-Custom** en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux test.

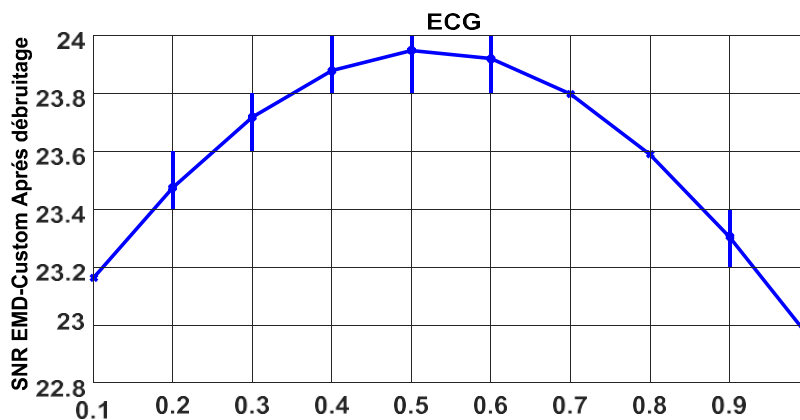


Fig. 3.7. Variation des SNR après débruitage de l'**EMD-Custom** en fonction d'Alpha appliqué sur l'*ECG* (107).

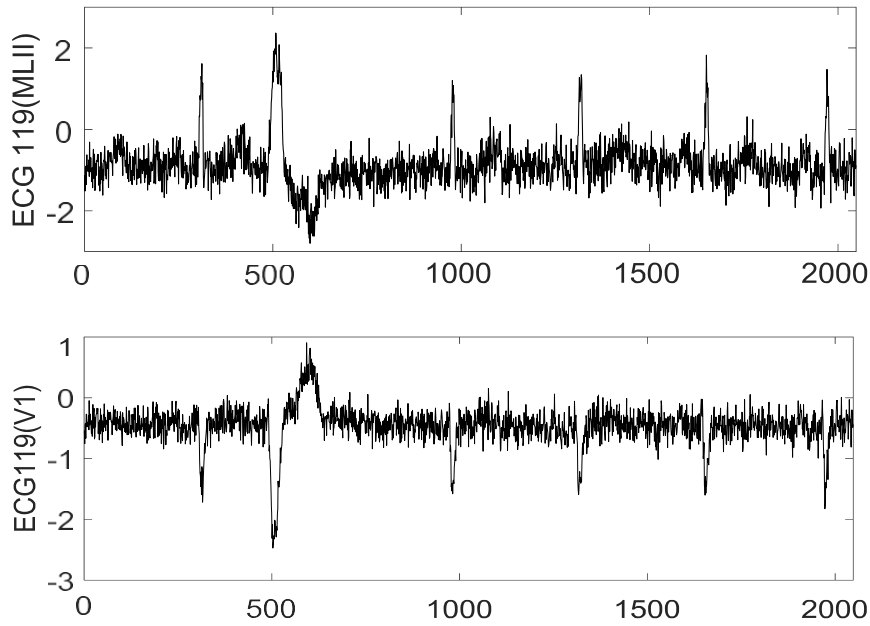


Fig. 3.8. Signaux réels bruités : ECG 119(MLII), ECG 119(VI), $SNR = 10dB$.

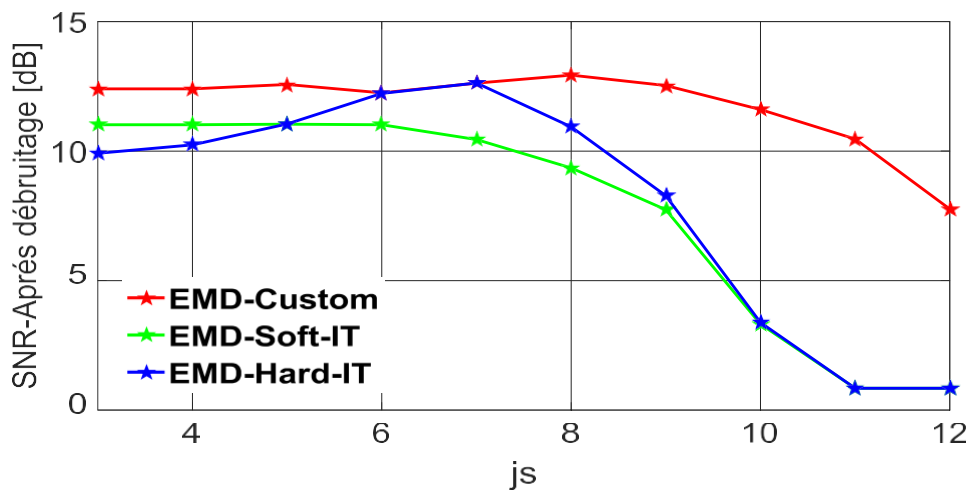


Fig. 3.9. Variation du SNR en fonction de l'indice j_s : EMD-Soft-IT $j_s = 5$, EMD-Hard-IT $j_s = 7$, EMD-Custom $j_s = 8$.
 Piece-Regular à $2dB$.

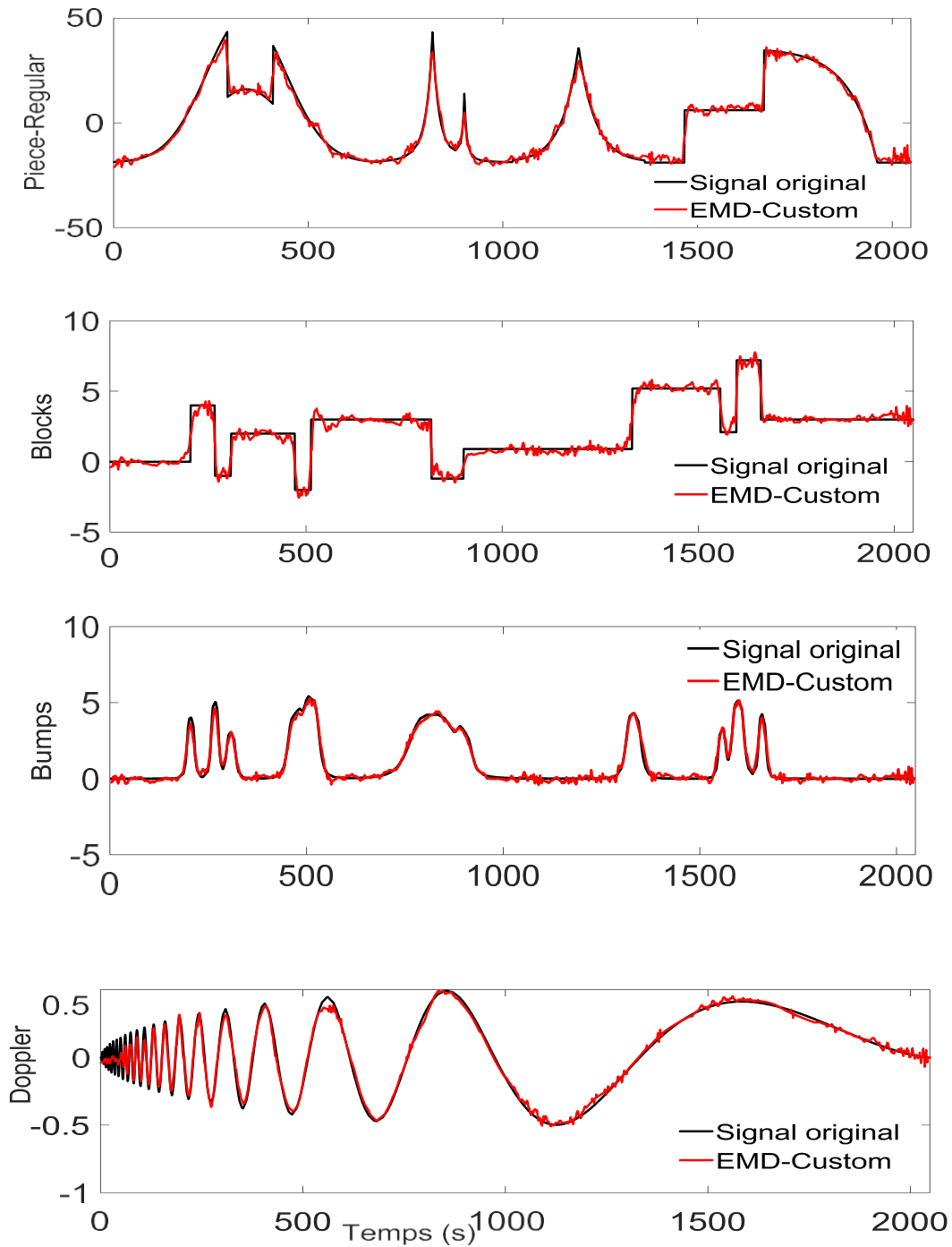


Fig. 3.10. Les signaux reconstruits par l' EMD_{Custom} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

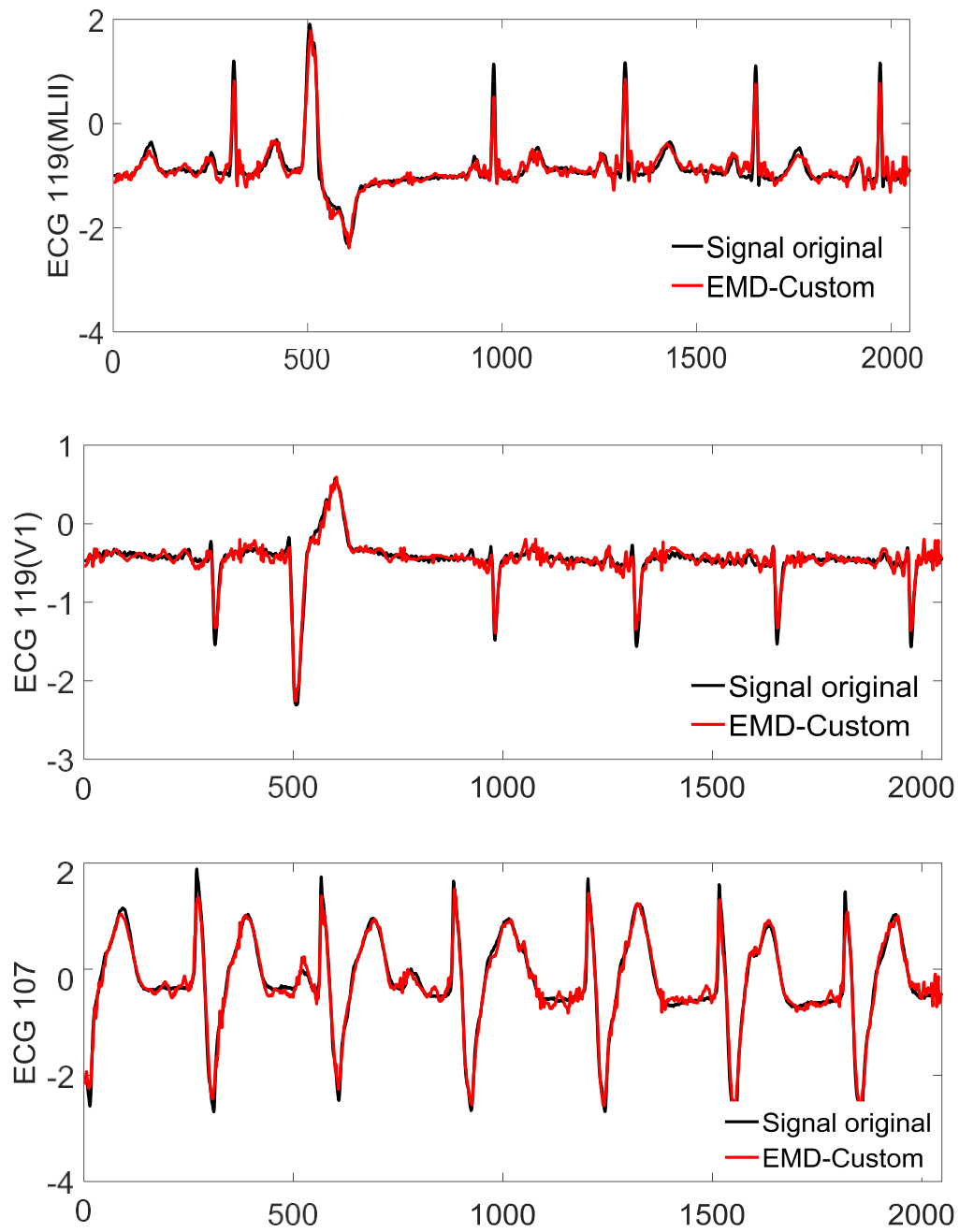


Fig. 3.11. Les signaux ECG reconstruits par l' EMD_{Custom} (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

Tableau 3.7 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10 dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-Custom
Piece- Regular	-2	8.57	9.44	9.97
	0	9.99	11.09	11.56
	2	11.04	12.63	12.93
	4	11.48	13.70	13.82
	6	13.67	15.01	15.22
	8	15.69	16.64	16.80
	10	17.19	18.34	18.34
Blocks	-2	9.42	9.11	10.95
	0	10.41	11.21	12.23
	2	11.67	11.75	12.63
	4	12.87	13.56	13.79
	6	13.88	14.44	14.85
	8	15.42	15.92	16.41
	10	16.59	17.26	17.27
Bumps	-2	8.49	8.67	9.26
	0	10.47	10.59	10.99
	2	11.10	12.59	12.60
	4	12.74	13.28	14.08
	6	12.13	13.28	15.77
	8	13.28	14.69	17.55
	10	15.18	16.07	19.03
Doppler	-2	10.33	9.99	11.98
	0	12.24	10.39	13.56
	2	13.91	11.74	15.96
	4	14.67	13.46	16.03
	6	16.97	15.21	17.13
	8	18.70	16.65	19.00
	10	19.58	17.92	19.58

Tableau 3.8 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-Custom
MLII (119.m)	-2	8.55	9.07	9.49
	0	10.09	10.05	10.61
	2	11.71	11.16	12.45
	4	12.71	12.73	13.84
	6	13.73	14.35	15.49
	8	14.74	16.09	16.92
	10	15.96	17.83	17.85
V1 (119.m)	-2	8.82	9.07	10.13
	0	9.87	10.53	11.22
	2	10.54	11.67	12.65
	4	12.07	13.41	13.92
	6	13.79	14.73	15.41
	8	15.56	16.71	17.08
	10	17.30	18.15	18.32
ECG 107.m	-2	6.01	7.23	7.60
	0	6.84	8.94	9.26
	2	8.72	10.66	11.27
	4	9.84	11.71	11.96
	6	11.37	13.50	13.88
	8	12.76	15.05	15.40
	10	13.92	16.58	16.92

Tableau 3.9 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>MSE</i>			
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-Custom
Piece- Regular	-2	44.47	36.41	32.25
	0	32.06	24.89	22.33
	2	25.22	17.48	16.32
	4	22.75	13.65	13.29
	6	13.75	10.09	9.63
	8	8.63	6.94	6.69
	10	6.11	4.69	4.83
Blocks	-2	1.0062	1.0801	0.7072
	0	0.8013	0.6663	0.5272
	2	0.5992	0.5883	0.4807
	4	0.4549	0.3881	0.3679
	6	0.3604	0.3180	0.2886
	8	0.2526	0.2250	0.2013
	10	0.1932	0.1653	0.1653
Bumps	-2	0.4586	0.4404	0.3835
	0	0.2905	0.2831	0.2579
	2	0.2515	0.1787	0.1786
	4	0.1723	0.1524	0.1263
	6	0.1985	0.1522	0.0856
	8	0.1506	0.1104	0.0569
	10	0.1578	0.1286	0.0404
Doppler	-2	0.0083	0.0086	0.0054
	0	0.0051	0.0078	0.0037
	2	0.0034	0.0058	0.0021
	4	0.0029	0.0039	0.0021
	6	0.0017	0.0026	0.0016
	8	0.0012	0.0019	0.0010
	10	0.0009	0.0014	0.0009

Tableau 3.10 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>MSE</i>			
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-Custom
MLII (119.m)	-2	0.1350	0.1197	0.1087
	0	0.0946	0.0955	0.0840
	2	0.0653	0.0740	0.0549
	4	0.0518	0.0516	0.0398
	6	0.0410	0.0355	0.0272
	8	0.0324	0.0238	0.0196
	10	0.0245	0.0159	0.0152
V1 (119.m)	-2	0.0376	0.0355	0.0278
	0	0.0295	0.0254	0.0216
	2	0.0253	0.0195	0.0155
	4	0.0178	0.0131	0.0116
	6	0.0120	0.0096	0.0082
	8	0.0080	0.0061	0.0056
	10	0.0053	0.0044	0.0042
ECG 107.m	-2	0.1960	0.1482	0.1361
	0	0.1619	0.1000	0.0927
	2	0.1051	0.0673	0.0584
	4	0.0813	0.0528	0.0499
	6	0.0572	0.0350	0.0320
	8	0.0415	0.0245	0.0226
	10	0.0317	0.0172	0.0159

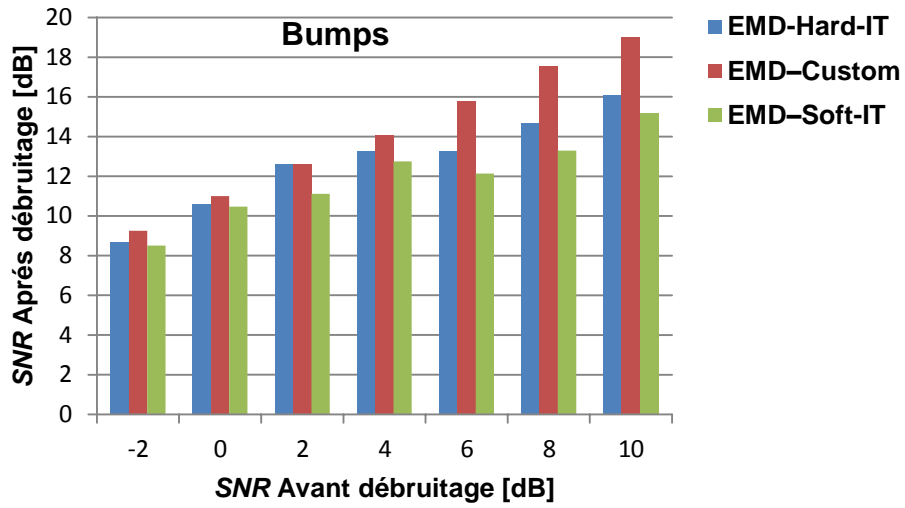


Fig. 3.12. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Bumps.

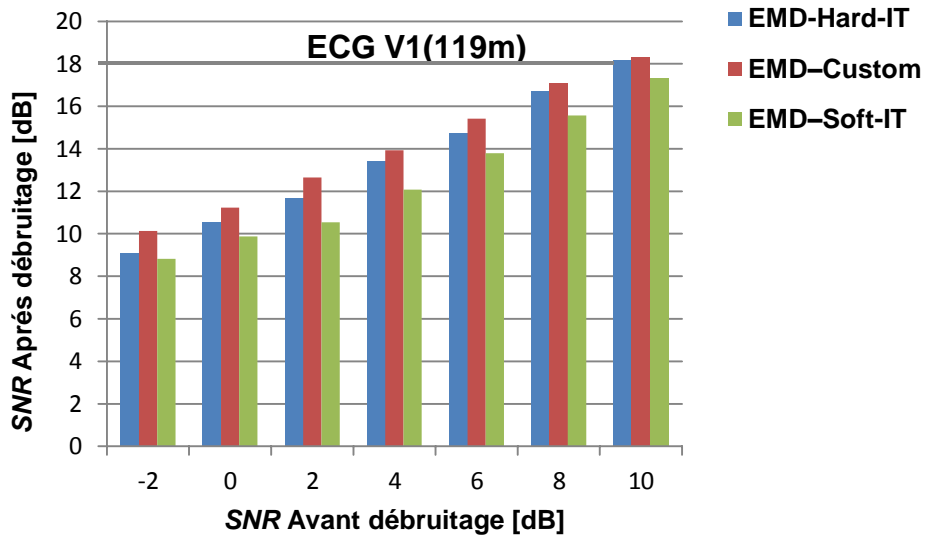


Fig. 3.13. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m)

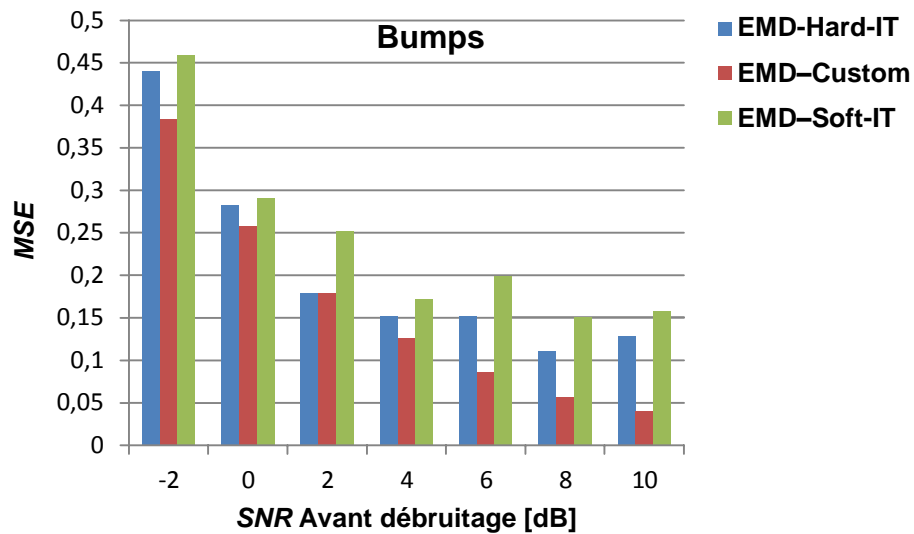


Fig. 3.14. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Bumps.

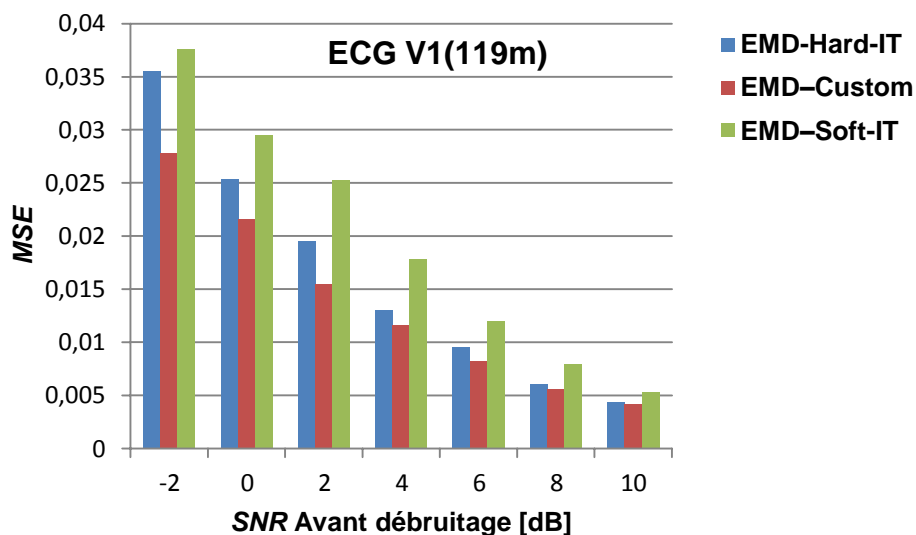


Fig. 3.15. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG V1(119.m).

3.4 Débruitage par *EMD-Improved Thresholding Function*

Pour surmonter les inconvénients des fonctions de seuillage classiques Hard (dur) et Soft (doux), **Lu Jing-yi et al** ont proposés une fonction de seuillage modifiée Improved Thresholding Function (ITF) [55]. Il est à noter que, certains auteurs [51]-[55] ont fait l'hypothèse que les principaux facteurs affectant la qualité du seuillage sont le seuil et la sélection de la fonction de seuillage.

Dans cette section, nous proposons une méthode de débruitage basées sur l’EMD [4] et la fonction de seuillage modifiée (Improved Thresholding Function) (ITF) [55]. Une application directe de la fonction de seuillage modifiée combinée avec la décomposition EMD a été considérée et appelée (EMD-ITF) publiée en 2017 [39]. Son principe est de décomposer le signal bruité en mode empirique via l’EMD, ensuite appliqué la fonction de seuillage améliorée (Improved Thresholding Function) (ITF) sur les modes bruité afin de les seuillés, pour supprimer le bruit et améliorer le rapport signal sur bruit (SNR). La méthode proposée EMD-ITF [39] a été testée sur des données simulées et réelles et les résultats ont été comparés avec des méthodes des travaux récents EMD-Soft-IT et EMD-Hard-IT [28], [29].

3.4.1 Algorithme de la méthode proposée EMD-ITF

L’algorithme de l’EMD-ITF [39] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l’EMD;
2. Déterminer l’indice j_s ;
3. Déterminer l’indice M_1 avec : $M_1 = \max(1, j_s - 2)$;
4. Déterminer l’indice M_2 avec : $M_2 = N - 2$;
5. Débruiter les IMFs indicées de M_1 à M_2 , en utilisant la relation (3.3) [55]

$$f_{j_{ITF}}(t) = \begin{cases} \left(\text{sgn } IMF_j(t) \left[\frac{|IMF_j(t) - \tau_j|}{\exp^{3\alpha \left(\frac{|IMF_j(t) - \tau_j|}{\tau_j} \right)}} \right] \right) & \text{si } |IMF_j| \geq \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_j| < \tau_j \end{cases} \quad (3.3)$$

Avec τ_j est le seuil universel équation (1.18).

6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l’équation (4.4) pour l’EMD-ITF [39].

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=M_1}^{M_2} \tilde{f}_{j_{ITF}}(t) + \sum_{k=M_2+1}^N IMF_k(t) + r_N(t) \quad (3.4)$$

3.4.2 Résultats et Discussions

Dans cette section, nous avons évalué notre algorithme de débruitage proposé **EMD-ITF** [39] par rapport à des méthodes de référence des travaux récents **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28],[29]. L'approche proposée **EMD-ITF** a été appliquée sur quatre signaux tests (Piece-Regular, Blocks, Bumps et Doppler de taille identique $T = 2048$). Ces signaux tests sont corrompus par différents niveaux de bruit blanc gaussien de -2dB jusqu'à 10 dB avec un pas de 2dB. Les performances de la méthode proposée **EMD-ITF** [39] ont été affectées par le choix de la valeur d'alpha, les figures 3.16-3.17 illustrent l'importance de ce paramètre. Les valeurs pour lesquelles le *SNR* après débruitage est maximal sont de **0.4, 0.2, 0.2, 0.2, 0.1** pour les signaux *ECG(107)*, Bumps, Piece Regular, Blocks et Doppler respectivement.

Une première illustration sur des données synthétiques a permis, d'une part, de valider l'algorithme, chaque signal bruité a été décomposé en IMFs en utilisant le processus EMD et les IMFs bruitées ont été seuillées par la fonction de seuillage modifiée (ITF) [55]. Ensuite nous avons reconstruits le signal avec l'indice j_s qui correspond à la valeur maximale du *SNR*. Il est important de noter, que l'indice j_s qui donne le *SNR* maximal dépend de la méthode utilisée. A titre d'exemple, nous avons appliqué les trois approches **EMD-Soft-IT**, **EMD-Hard-IT** [28],[29] et l'**EMD-ITF** [39] sur le signal Piece-regular bruité à 2dB. La Figure 3.18 montre pour l'**EMD-Soft-IT** (en vert) la valeur maximale du *SNR* après débruitage correspond à $j_s = 5$, l'**EMD-Hard-IT** (en bleu) $j_s = 7$, l'**EMD-ITF** (en rouge) $j_s = 8$.

D'autre part, La méthode a été également testée sur des données réelles de référence : ECG (107), ECG119 (MLII), ECG119 (V1) en utilisant la base de données MIT-BIH [42], pour différents niveaux de -2dB jusqu'à 10 dB avec un pas de 2dB. Les simulations numériques affichées dans les tableaux (3.11 - 3.14) ont montrés la supériorité de l'algorithme proposé **EMD-ITF** [39]. Les figures 3.19-3.20 représentent les résultats du débruitage en noir le signal original, et en rouge le signal reconstruit par l'**EMD-ITF** [39] à un *SNR* = 10dB. A la lumière des résultats obtenus, nous pouvons conclure que les résultats de l'**EMD-ITF** proposé surpassent totalement les résultats des méthodes **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT** [28], [29] (Figures 3.21-3.24).

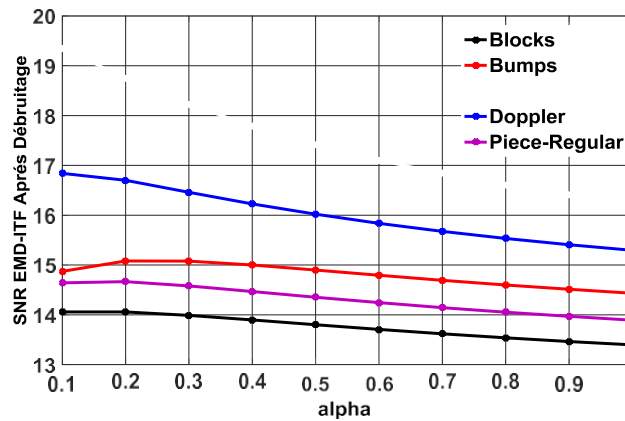


Fig. 3.16. Variation des SNR après débruitage de l'EMD-ITF en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux test.

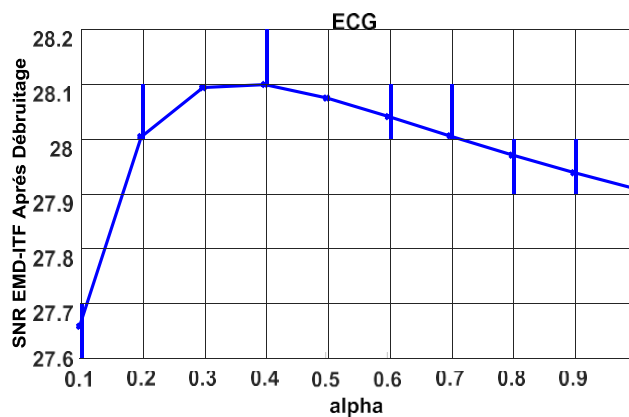


Fig. 3.17. Variation des SNR après débruitage de l'EMD-ITF en fonction d'Alpha appliqué sur l'ECG (107).

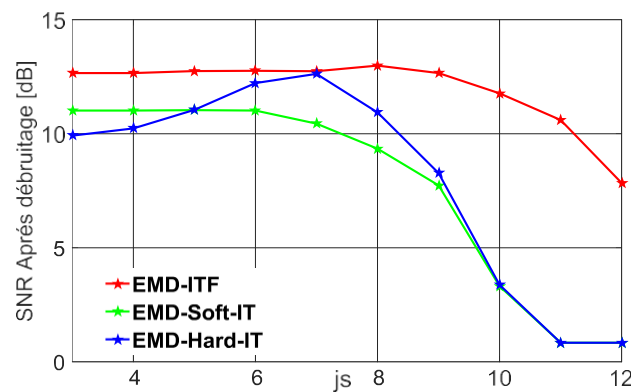


Fig. 3.18. Variation du SNR en fonction de l'indice j_s : EMD-Soft-IT $j_s = 5$, EMD-Hard-IT $j_s = 7$, EMD-ITF $j_s = 8$. Piece-Regular à 2dB.

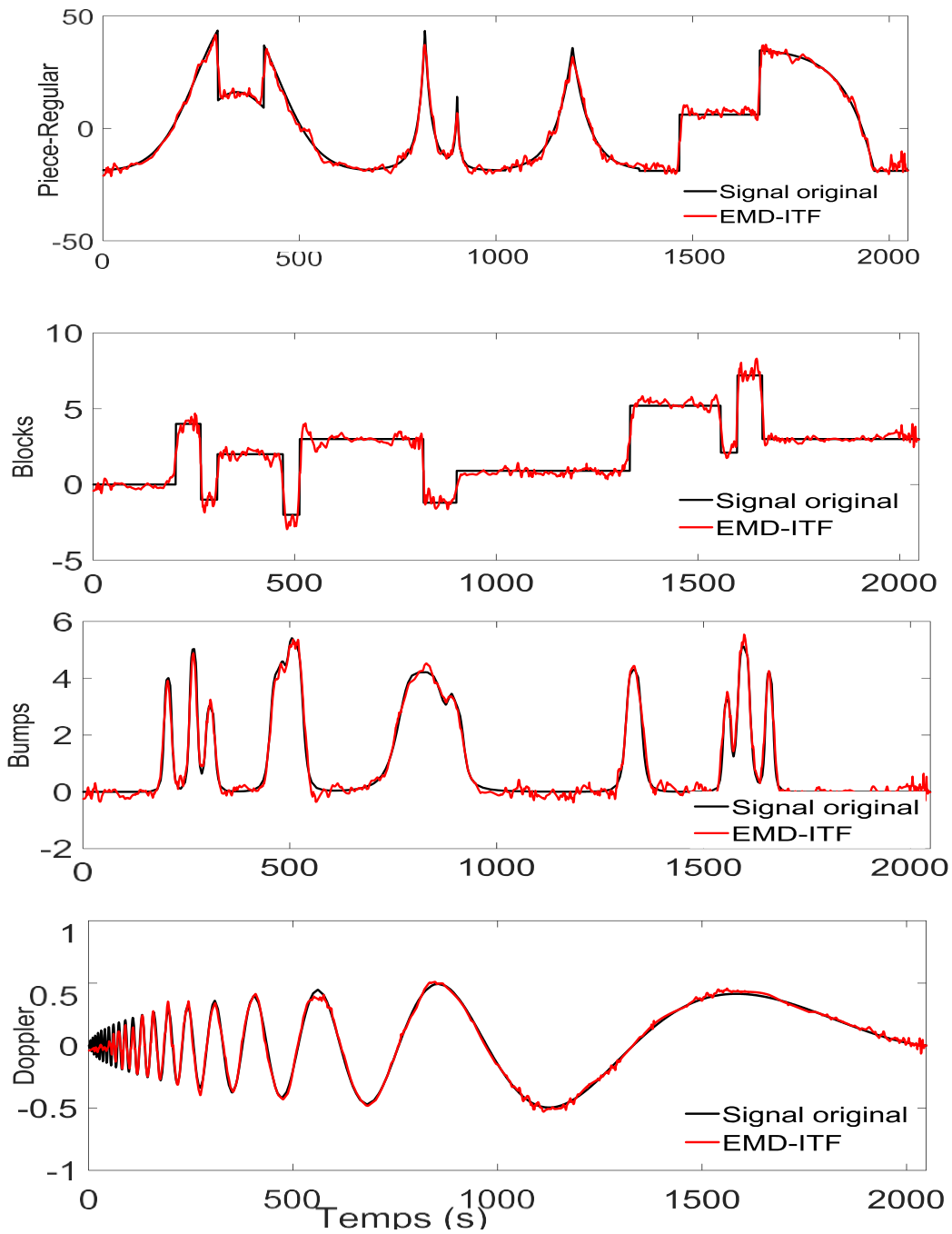


Fig. 3.19. Les signaux reconstruits par l'EMD-ITF (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

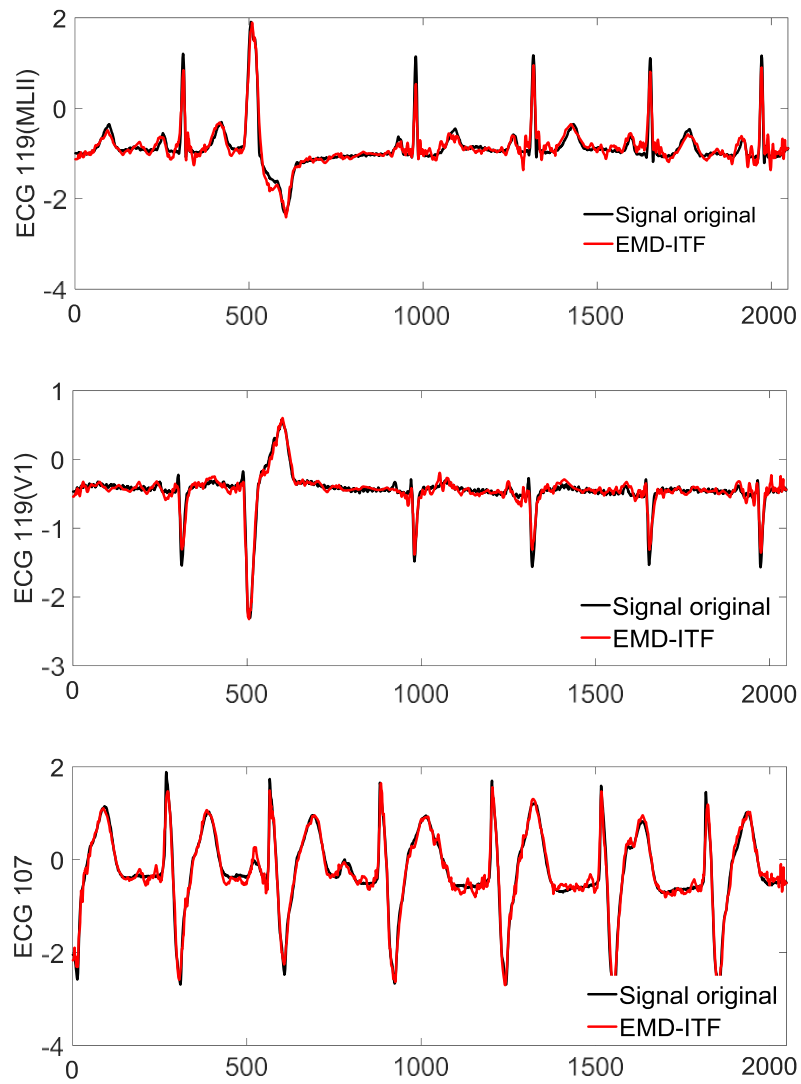


Fig. 3.20. Les signaux *ECG* reconstruits par l'EMD-ITF (en rouge) et en noir les signaux originaux $SNR = 10dB$.

Tableau 3.87 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-ITF
Piece-Regular	-2	8.57	9.44	9.85
	0	9.99	11.09	11.89
	2	11.04	12.63	12.99
	4	11.48	13.70	14.04
	6	13.67	15.01	15.39
	8	15.69	16.64	16.87
	10	17.19	18.34	18.51
Blocks	-2	9.42	9.11	10.32
	0	10.41	11.21	11.87
	2	11.67	11.75	12.42
	4	12.87	13.56	13.80
	6	13.88	14.44	14.95
	8	15.42	15.92	16.40
	10	16.59	17.26	17.32
Bumps	-2	8.49	8.67	8.99
	0	10.47	10.59	11.08
	2	11.10	12.59	12.64
	4	12.74	13.28	14.41
	6	12.13	13.28	16.16
	8	13.28	14.69	18.30
	10	15.18	16.07	19.71
Doppler	-2	10.33	9.99	11.90
	0	12.24	10.39	13.51
	2	13.91	11.74	14.53
	4	14.67	13.46	16.13
	6	16.97	15.21	17.54
	8	18.70	16.65	19.72
	10	19.58	17.92	20.72

Tableau 3.12 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-ITF
MLII (119.m)	-2	8.55	9.07	9.49
	0	10.09	10.05	10.36
	2	11.71	11.16	12.11
	4	12.71	12.73	13.55
	6	13.73	14.35	15.31
	8	14.74	16.09	16.87
	10	15.96	17.83	18.06
V1 (119.m)	-2	8.82	9.07	10.11
	0	9.87	10.53	11.22
	2	10.54	11.67	12.60
	4	12.07	13.41	13.83
	6	13.79	14.73	15.31
	8	15.56	16.71	17.09
	10	17.30	18.15	18.21
ECG 107.m	-2	6.01	7.23	7.66
	0	6.84	8.94	9.59
	2	8.72	10.66	11.39
	4	9.84	11.71	12.15
	6	11.37	13.50	14.33
	8	12.76	15.05	15.72
	10	13.92	16.58	17.20

Tableau 3.13 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	<i>MSE</i>		
		EMD-Soft-IT	EMD-Hard-IT	EMD-ITF
Piece- Regular	-2	44.47	36.41	33.12
	0	32.06	24.89	20.72
	2	25.22	17.48	16.09
	4	22.75	13.65	12.64
	6	13.75	10.09	9.25
	8	8.63	6.94	6.58
	10	6.11	4.69	4.51
Blocks	-2	1.0062	1.0801	0.8189
	0	0.8013	0.6663	0.5728
	2	0.5992	0.5883	0.5050
	4	0.4549	0.3881	0.3673
	6	0.3604	0.3180	0.2819
	8	0.2526	0.2250	0.2015
	10	0.1932	0.1653	0.1630
Bumps	-2	0.4586	0.4404	0.4082
	0	0.2905	0.2831	0.2522
	2	0.2515	0.1787	0.1763
	4	0.1723	0.1524	0.1172
	6	0.1985	0.1522	0.0784
	8	0.1506	0.1104	0.0478
	10	0.1578	0.1286	0.0346
Doppler	-2	0.0083	0.0086	0.0055
	0	0.0051	0.0078	0.0038
	2	0.0034	0.0058	0.0030
	4	0.0029	0.0039	0.0020
	6	0.0017	0.0026	0.0015
	8	0.0012	0.0019	0.0009
	10	0.0009	0.0014	0.0007

Tableau 3.14 : Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$.

Signaux	MSE			
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Soft- IT	EMD-Hard-IT	EMD-ITF
MLII (119.m)	-2	0.1350	0.1197	0.1087
	0	0.0946	0.0955	0.0888
	2	0.0653	0.0740	0.0594
	4	0.0518	0.0516	0.0426
	6	0.0410	0.0355	0.0284
	8	0.0324	0.0238	0.0198
	10	0.0245	0.0159	0.0151
V1 (119.m)	-2	0.0376	0.0355	0.0278
	0	0.0295	0.0254	0.0216
	2	0.0253	0.0195	0.0157
	4	0.0178	0.0131	0.0118
	6	0.0120	0.0096	0.0084
	8	0.0080	0.0061	0.0055
	10	0.0053	0.0044	0.0043
ECG 107.m	-2	0.1960	0.1482	0.1343
	0	0.1619	0.1000	0.0860
	2	0.1051	0.0673	0.0568
	4	0.0813	0.0528	0.0477
	6	0.0572	0.0350	0.0289
	8	0.0415	0.0245	0.0209
	10	0.0317	0.0172	0.0149

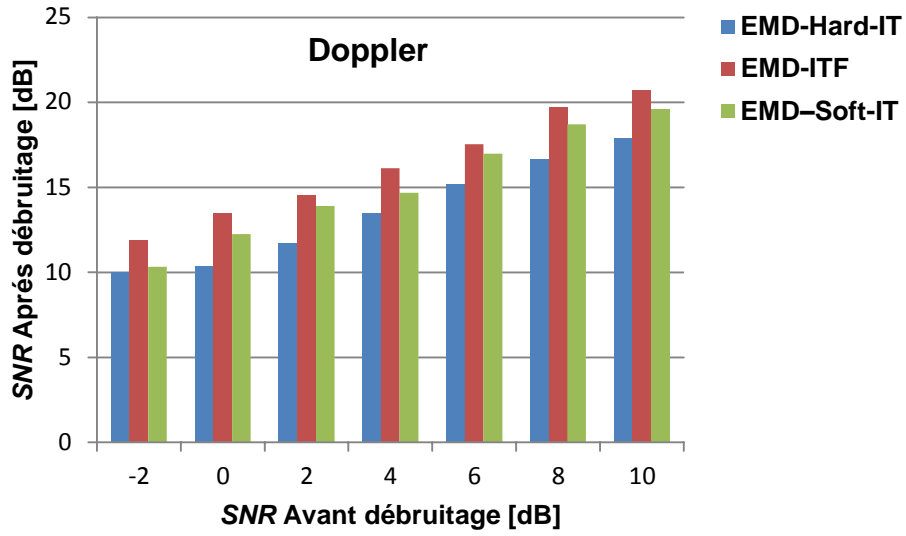


Fig. 3.21. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal Doppler.

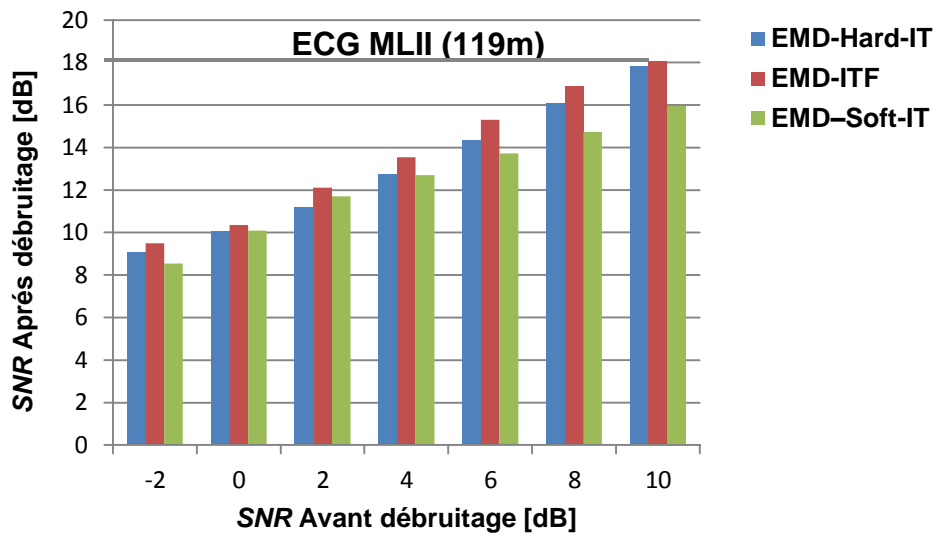


Fig. 3.22. Evaluation des SNR des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).

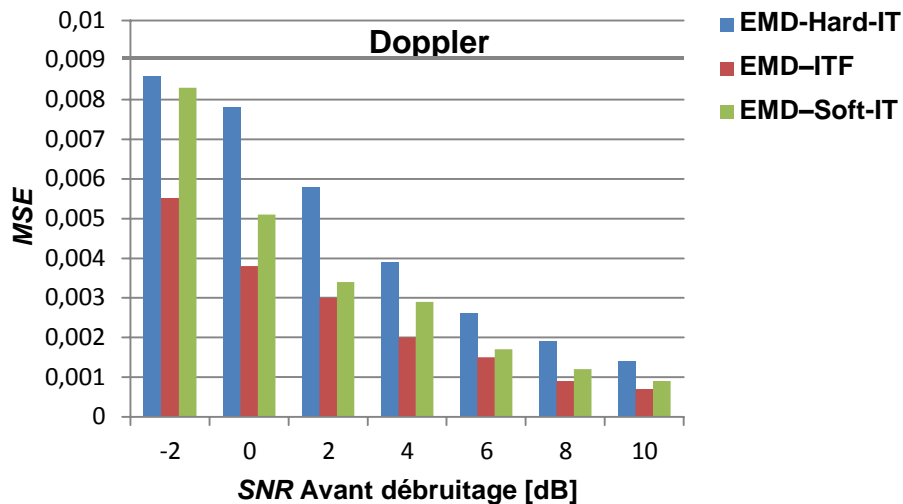


Fig. 3.23. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal Doppler.

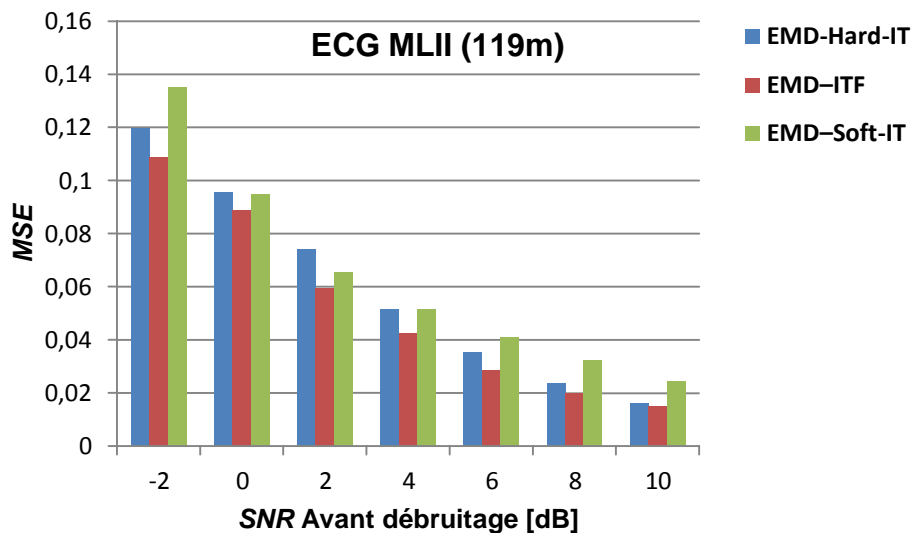


Fig. 3.24. Evaluation des MSE des trois méthodes sur le signal ECG MLII (119.m).

3.5 Etude Comparative

Dans cette partie, nous avons effectué une étude comparative publiée en 2019 [43] entre les méthodes proposées (**EMD-Custom** [38], **EMD-ITF** [39], **EMD-NNG** [40] et **EMD-New** [36]). Cette étude consiste à faire une comparaison entre les résultats obtenus, la comparaison est basée sur le calcul des taux d'améliorations par rapport aux méthodes de références des travaux récent (**EMD-IT-Soft** et **EMD-IT-Hard**) [28],[29] appliquées sur l'ensemble des signaux test (Piece-Regular, Blocks, Bumps et Doppler) et sur des

signaux réels (ECG MLII (119), ECG VI(119), ECG (107)). Les résultats de la comparaison sont illustrés sur les tableaux 3.15-3.18.

Tableau 3.15 : Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Soft-IT.

Signaux	Taux d'amélioration /EMD-Soft-IT [dB]				
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Custom	EMD-ITF	EMD-NNG	EMD-New
Piece- Regular	-2	1,4	1,28	1,32	1,31
	0	1,57	1,9	1,87	1,76
	2	1,89	1,95	1,98	1,88
	4	2,34	2,56	2,56	2,5
	6	1,55	1,72	1,74	1,59
	8	1,11	1,18	1,21	1,06
	10	1,15	1,32	1,35	1,17
Blocks	-2	1,53	0,9	1	0,89
	0	1,82	1,46	1,56	1,59
	2	0,96	0,75	0,77	0,61
	4	0,92	0,93	0,96	0,85
	6	0,97	1,07	1,1	1,02
	8	0,99	0,98	1,03	0,91
	10	0,68	0,73	0,83	0,79
Bumps	-2	0,77	0,5	0,57	0,49
	0	0,52	0,61	0,62	0,55
	2	1,50	1,54	1,6	1,49
	4	1,34	1,67	1,51	1,66
	6	3,64	4,03	4,04	4,05
	8	4,27	5,02	4,99	4,93
	10	3,85	4,53	4,51	4,5
Doppler	-2	1,65	1,57	1,1	0,29
	0	1,32	1,27	0,75	0,05
	2	2,05	0,62	0,39	0,06
	4	1,36	1,46	1,33	0,74
	6	0,16	0,57	0,56	0,01
	8	0,3	1,02	0,91	0,18
	10	0,00	1,14	1,14	0,54

Tableau 3.16 : Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Soft-IT.

Signaux	Taux d'amélioration /EMD-Soft-IT[dB]				
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Custom	EMD-ITF	EMD-NNG	EMD-New
MLII (119.m)	-2	0,94	0,94	0,64	0,54
	0	0,52	0,27	0,16	0,00
	2	0,74	0,4	0,4	0,25
	4	1,13	0,84	0,97	0,85
	6	1,76	1,58	1,89	1,91
	8	2,18	2,13	2,51	2,53
	10	1,89	2,1	2,08	2,24
V1 (119.m)	-2	1,31	1,29	1,29	0,99
	0	1,35	1,35	1,29	1,17
	2	2,11	2,06	2,09	1,83
	4	1,85	1,76	1,79	1,58
	6	1,62	1,52	1,66	1,54
	8	1,52	1,53	1,69	1,52
	10	1,02	0,91	1,16	1,08
ECG 107.m	-2	1,59	1,65	1,61	1,69
	0	2,42	2,75	2,59	2,73
	2	2,55	2,67	2,66	2,67
	4	2,12	2,31	2,04	2,34
	6	2,51	2,96	2,89	2,91
	8	2,64	2,96	2,88	2,98
	10	3,00	3,28	3,18	3,41

Tableau 3.17 : Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Hard-IT.

Signaux	Taux d'amélioration /EMD-Hard-IT[dB]				
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Custom	EMD-ITF	EMD-NNG	EMD-New
Piece- Regular	-2	0,53	0,41	0,45	0,44
	0	0,47	0,8	0,77	0,66
	2	0,3	0,36	0,39	0,29
	4	0,12	0,34	0,34	0,28
	6	0,21	0,38	0,4	0,25
	8	0,16	0,23	0,26	0,11
	10	0,00	0,17	0,2	0,02
Blocks	-2	1,84	1,21	1,31	1,2
	0	1,02	0,66	0,76	0,79
	2	0,88	0,67	0,69	0,53
	4	0,23	0,24	0,27	0,16
	6	0,41	0,51	0,54	0,46
	8	0,49	0,48	0,53	0,41
	10	0,01	0,06	0,16	0,12
Bumps	-2	0,59	0,32	0,39	0,31
	0	0,4	0,49	0,5	0,43
	2	0,01	0,05	0,11	0,00
	4	0,8	1,13	0,97	1,12
	6	2,49	2,88	2,89	2,9
	8	2,86	3,61	3,58	3,52
	10	2,96	3,64	3,62	3,61
Doppler	-2	1,99	1,91	1,44	0,63
	0	3,17	3,12	2,6	1,9
	2	4,22	2,79	2,56	2,23
	4	2,57	2,67	2,54	1,95
	6	1,92	2,33	2,32	1,77
	8	2,35	3,07	2,96	2,23
	10	1,66	2,8	2,8	2,2

Tableau 3.18 : Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EMD-Hard-IT.

Signaux	Taux d'amélioration /EMD-Hard-IT[dB]				
	SNR_{avant} (dB)	EMD-Custom	EMD-ITF	EMD-NNG	EMD-New
MLII (119.m)	-2	0,42	0,42	0,12	0,02
	0	0,56	0,31	0,2	0,04
	2	1,29	0,95	0,95	0,8
	4	1,11	0,82	0,95	0,83
	6	1,14	0,96	1,27	1,29
	8	0,83	0,78	1,16	1,18
	10	0,02	0,23	0,21	0,37
V1 (119.m)	-2	1,06	1,04	1,04	0,74
	0	0,69	0,69	0,63	0,51
	2	0,98	0,93	0,96	0,7
	4	0,51	0,42	0,45	0,24
	6	0,68	0,58	0,72	0,6
	8	0,37	0,38	0,54	0,37
	10	0,17	0,06	0,31	0,23
ECG 107.m	-2	0,37	0,43	0,39	0,47
	0	0,32	0,65	0,49	0,63
	2	0,61	0,73	0,72	0,73
	4	0,25	0,44	0,17	0,47
	6	0,38	0,83	0,76	0,78
	8	0,35	0,67	0,59	0,69
	10	0,34	0,62	0,52	0,75

A la lumière des résultats présentés dans les tableaux précédents , d' une part ,nous avons trouvé en comparant nos résultats avec l'EMD-Soft-IT [28],[29] que les meilleurs taux sont abouti avec les signaux : Piece-Regular (2,34, 2,56, 2,56, 2,5) dB à 4dB , Blocks (1,82, 1,46, 1,56, 1,59) dB à 0 dB , Bumps (4,27, 5,02, 4,99, 4,93) dB à 8dB ,Doppler (2,05 à 2dB, 1,57 à -2dB , 1,33, 0,74) dB à 4dB ,MLII (119.m) (2,18,

2,13, 2,51, 2,53) dB à $8dB$.V1 (119.m) (2,11, 2,06, 2,09, 1,83) dB à $2dB$. ECG 107 (3,00, 3,28, 3,18, 3,41) dB à $10dB$ avec les méthodes **EMD-Custom** [38] ,**EMD-ITF** [39], **EMD-NNG** [40] et **EMD-New** [36] respectivement.

D'autre part, en comparant nos résultats avec l'**EMD-Hard-IT** [28],[29], nous avons trouvé que les meilleurs taux sont abouti avec : Piece-Regular $0,53 dB$ à $-2dB$ (0,8, 0,77, 0,66) dB à $0dB$. Blocks (1,84, 1,21, 1,31, 1,2) dB à $-2dB$. Bumps (2,96, 3,64, 3,62, 3,61) dB à $10dB$.Doppler (4,22, à $2dB$ 3,12, à $0dB$ et 2,96, 2,23) dB à $8dB$. MLII (119.m) (1,29, à $2dB$, 0,96, 1,27, 1,29) dB à $6dB$. V1 (119.m) (1,06, 1,04, 1,04, 0,74) dB à $-2dB$.ECG 107 (0,61 à $2dB$, 0,83, 0,76, 0,78) dB à $6dB$ avec l'**EMD-Custom** ,**EMD-ITF**, **EMD-NNG** et **EMD-New** respectivement.

Finalement, nous pouvons noter que les taux d'améliorations des méthodes proposées ont le même ordre de valeur, et parfois les approches développées sont efficaces dans le cas du bruit élevé, et parfois elles sont efficaces au faible bruit selon les caractéristiques du signal traité.

L'évaluation globale et la comparaison des différentes méthodes n'est pas aisée car leurs performances dépendent des niveaux du bruit et des types de signaux considérés.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé la deuxième partie des différents algorithmes paramétriques proposés de débruitage basés sur la méthode EMD.

La première contribution paramétrique de la thèse propose les méthodes **EMD-DSG** **EMD-TSG**, **EMD-QSG** [37] qui sont très efficaces pour les signaux très bruités, l'ordre du filtre et la taille de la fenêtre ont été étudiés, et les signaux sont mieux reconstruits. Nous avons montré, de meilleures performances pour nos approches par rapport à l'algorithme original **EMD-SG** [30]-[32] sur des signaux purement synthétiques. Nous avons aussi évalué l'efficacité de nos méthodes proposées en ajoutant du bruit sur les signaux de références pour obtenir des rapports signal sur bruit (SNR) de différentes valeurs. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne MSE , et le rapport signal sur bruit SNR après débruitage entre les différents signaux reconstruits et le signal original non bruité. Enfin, nous avons comparé les performances des méthodes classiques à celles de nos approches proposées.

La deuxième et la troisième contributions concernent l'amélioration des méthodes de référence **EMD-Soft-IT** est **EMD-Hard-IT** [28],[29]. Nous avons proposée l'**EMD-Custom** [38], et l'**EMD-ITF** [39], qui sont des méthodes paramétriques et qui nécessitent un réglage du paramètre alpha. Les méthodes

sont appliquées sur des signaux synthétiques et sur des signaux réels, les résultats obtenus sont significatifs en termes de rapport signal sur bruit SNR et aussi en termes d'erreur quadratique moyenne MSE .

Finalement, une large étude comparative a finalement été menée afin de confronter nos algorithmes de débruitage à d'autres débruiteurs. La comparaison a été effectuée entre les approches paramétriques proposées **EMD-Custom** [38], **EMD-ITF** [39], et les approches non paramétriques **EMD-New** [36], **EMD-NNG** [40]. Afin de quantifier les performances de ces différentes approches proposées, nous avons employé le SNR après débruitage et l'erreur quadratique moyenne MSE . Les résultats ont montré que les performances de nos approches proposées, s'avèrent meilleures à celles de l'**EMD-IT** [28], [29]. Cette performance a été constatée surtout par l'application sur des signaux ECG réels [42].

CHAPITRE 4

4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre nous exposons les méthodes d'améliorations (nouvelles approches), basées sur l'exploitation des caractéristiques des modes empiriques issus de l'algorithme EEMD [17]. Nous avons commencé par définir le principe et l'algorithme de chaque contribution proposée. Ensuite, nous avons illustré l'application de ces nouvelles approches de débruitage sur des signaux tests synthétiques et signaux ECG réels [42].

La première contribution est EEMD-Conventionnel appelée **EEMD-CONV**. Inspiré des travaux récents [56] nous avons proposé l'application de l'approche **EEMD-CONV** sur des signaux ECG réels [42]. Cette approche est basée sur l'exploitation de l'algorithme EEMD [17] qui améliore significativement les résultats de l'**EMD-CONV** [26]-[29]. D'une part, nous avons supposé que le bruit est réparti sur les premiers modes issus de la décomposition EEMD. Pour cela nous avons exploité l'algorithme de l'**EMD-CONV** [26]-[29] pour la détermination de l'indice j_s qui sépare entre les modes bruités et les modes non bruités. D'autre part, nous avons reconstruits le signal partiellement uniquement avec les dernières IMFs qui représentent l'information utile.

En exploitant les caractéristiques de l'**EEMD** [17], nous proposons une deuxième contribution de débruitage appelée **EEMD-Custom** publiée en 2021[41] basée sur la décomposition en mode empirique (EEMD) et la fonction de seuillage (Customized Thresholding Function [54]). Le bruit est supposé réparti sur toutes les IMFs et le signal est reconstruit avec toutes les IMFs prétraitées. De même, nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec les algorithmes **ondelettes** [1], [2], **EMD-CMSE** [24], [25] et **EMD-Custom** publiée en 2017 [38].

La troisième contribution proposée est l'**EEMD-NNG** [41] basée sur l'utilisation de l'algorithme **EEMD** [17] combinée avec la fonction de seuillage non négative garrote (NNG) [52],[53]. Nous avons supposé que le bruit est réparti sur toutes les IMFs. La reconstruction du signal est basée sur l'utilisation des IMFs prétraitées. Et La détermination de l'indice j_s est fondée sur le critère proposé SNR_{Max} . Les performances de l'algorithme proposé **EEMD-NNG** [40] sont comparés avec les algorithmes **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [40].

Finalement, nous avons comparé, nos algorithmes de débruitage basés sur l'algorithme EEMD à nos méthodes de débruitage basées sur l'algorithme EMD entamées dans le chapitre précédent et à d'autres méthodes présentées dans l'état de l'art.

4.2 Algorithme de l'EEMD

La méthode EEMD a été introduite [17] initialement pour résoudre le problème de mélange de modes. Etant donné un signal $x(t)$, son principe est le suivant [17] :

1. On génère N_e réalisations $b_i(t)$, $1 \leq i \leq N_e$, de bruit blanc gaussien de même variance σ_i^2 .
2. On calcule le signal bruité pour chaque réalisation,

$$s_i(t) = x(t) + b_i(t), \quad 1 \leq i \leq N_e \quad (4.1)$$

Et ensuite on extrait les N IMFs de ce signal bruité en utilisant la méthode EMD.

3. Les N_e réalisations donnent accès à N_e signaux bruités qui permettent l'extraction de N_e jeux de N IMFs : $IMF_{ji}(t)$, $1 \leq j \leq N$ et $1 \leq i \leq N_e$. Les IMFs de la méthode EEMD sont alors les moyennes d'ensemble de ces N_e jeux de N IMFs :

$$IMF_{EEMD_j} = \frac{1}{N_e} \sum_{i=1}^{N_e} IMF_{ji}(t), \quad 1 \leq j \leq N \quad (4.2)$$

4.3 Débruitage par EEMD-Conventionnel

Inspiré des travaux présenté dans [56] nous avons proposé l'application de l'approche EEMD-Conventionnel (**EEMD-CONV**) [56] sur des signaux *ECG* réels. Le débruitage par l'EEMD-CONV [55] consiste à reconstruire partiellement le signal (filtrage) avec un nombre réduit d'IMFs_{EEMD}, qui contiennent l'information utile et mettre à zéro ceux qui sont majoritairement dominées par le bruit. L'approche **EEMD-CONV** [56] est basée sur la comparaison énergétique entre l'énergie des IMFs_{EEMD} issues de la décomposition EEMD du signal test bruité et l'énergie des IMFs_{EEMD} du modèle théorique du bruit. L'indice j_s est déterminé à partir d'une divergence entre les deux énergies [26]-[29].

Le principe de la méthode est le suivant :

Décomposition du signal $x(t)$ par la méthode EEMD afin d'obtenir les modes $IMF_{jEEMD}(t)$ avec $j \in \{1, \dots, N\}$. Déterminer les énergies E_j des $IMF_{jEEMD}(t)$ du signal test par la relation suivante :

$$E_j = \int_{-\infty}^{+\infty} |IMF_{jEEMD}(t)|^2 dt \quad (4.3)$$

Estimer les énergies des $IMF_{jEEMD}(t)$ (bruité) contenant seulement le bruit définies par l'équation suivante [26]-[29]:

$$\hat{E}_k = \frac{1}{0.719} E_{2.01}^{-k}, \quad k = 2, 3, 4, \dots, N \quad (4.4)$$

Où \hat{E}_k : L'énergie estimée du modèle théorique du bruit de chaque IMF_{EEMD} .

E_1^2 : L'énergie estimée du première IMF du signal bruité définie par [26]-[29]:

$$E_1^2 = \left(\frac{\left| \text{median} \left(\left| IMF_{1EEMD}(t) \right| \right) \right|^2}{0.6745} \right) \quad (4.5)$$

Ensuite, dans un même graphe et en utilisant une échelle logarithmique $\log_2(E_k)$, nous traçons les deux courbes des énergies des IMF_{SEEMD} du signal bruité et celle du modèle théorique du bruit en fonction du nombre des modes (IMF_{SEEMD}). Finalement, pour déterminer l'indice j_s , nous comparons visuellement entre les deux énergies à partir duquel il y a une divergence, le signal reconstruit est donné par la relation suivante :

$$\tilde{s}(t) = \sum_{j=j_s}^N IMF_{jEEMD}(t) + r_N(t) \quad (4.6)$$

Les résultats de cette approche **EEMD-CONV** ont été comparés à la méthode classique **EMD-CONV** [26]-[29] étudiée dans le premier chapitre.

4.3.1 Algorithme de la méthode EEMD-CONV

L'algorithme de l'**EEMD-CONV** est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EEMD pour extraire les $IMF_{jEEMD}(t)$, $j \in \{1, \dots, N\}$, et le résidu $r_N(t)$;
2. Calculer l'énergie des IMF_{SEEMD} du signal bruité;
3. Estimer l'énergie des IMF_{SEEMD} du modèle théorique du bruit équations (4.3)-(4.5) ;
4. Tracer les deux courbes des énergies estimées des IMF_{SEEMD} dans un même graphe en utilisant une échelle logarithmique $\log_2(E_k)$ en fonction du nombre de modes EEMD ;

5. Déterminer l'indice j_s visuellement à partir duquel il y a une divergence entre les deux énergies ;
6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (4.6).

4.3.2 Résultats et Discussions

Afin d'illustrer l'algorithme **EEMD-CONV** [56] précédemment décrit, celui-ci a été testé sur des signaux ECG réel (107,119(MLII) ,119(VI)) [42]. Les signaux sont de taille identique $T = 2048$. Le rapport signal sur bruit (SNR) avant filtrage de tous les signaux soit le même, nous l'avons fixé à $0dB$. Les signaux sont décomposés avec un nombre d'essai égal à 200 ($Ne=200$). La figure 4.1 représente les énergies estimées des $IMFs_{EEMD}$ du signal (ECG 107) bruité et les énergies du modèle théorique du bruit en fonction du nombre des $IMFs_{EEMD}$. D'après cette figure on remarque que la divergence entre les deux énergies est atteinte à partir du cinquième mode $j_s = 5$. Les valeurs de j_s des signaux ECG réel (107,119(MLII) ,119(VI)) sont données dans le tableau 4.1. Les mesures de distorsion SNR et MSE sont déterminées afin d'estimer l'efficacité de la réduction du bruit présent dans les trois signaux (Tableau 4.2).

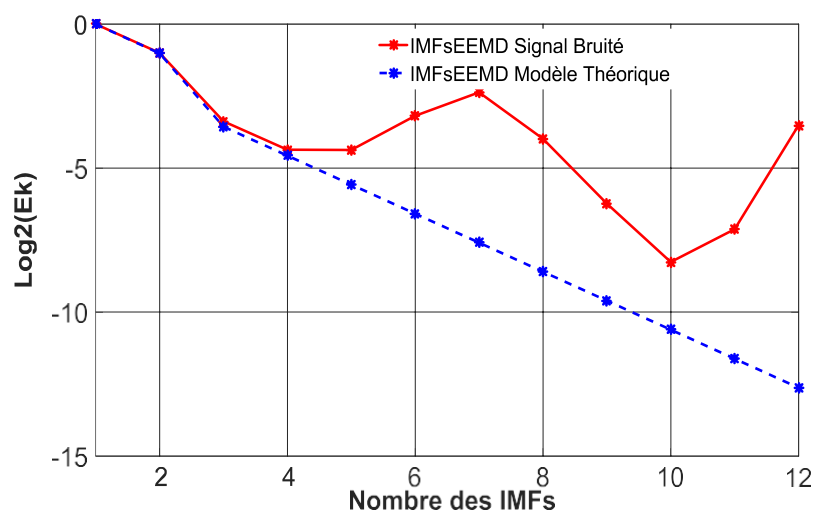


Fig. 4.1. Les énergies des $IMFs_{EEMD}$ du signal bruité (ECG 107) et du modèle théorique du bruit $SNR = 0dB$ avec $Ne=200$, $j_s = 5$.

Tableau 4.1 : L'indice j_s pour les signaux ECG réels $SNR = 0dB$.

Signal	ECG(107)	ECG 119(MLII)	ECG119(VI)
Indice j_s	5	5	5

Tableau 4.2 : SNR et MSE des résultats de l' $EEMD_{CONV}$ pour les signaux ECG réels $Ne=200$, $SNR = 0dB$.

Signal	ECG(107)	ECG 119 (MLII)	ECG119 (VI)
$SNR[dB]$ bruit	$0dB$	$0dB$	$0dB$
$SNR[dB]$ $EEMD_{CONV}$	9.67	9.66	9.78
MSE $EEMD_{CONV}$	0.0845	0.1046	0.0301

La méthode $EEMD_{CONV}$ donne des résultats satisfaisants, la valeur du SNR est $0dB$ (Tableau 4.2). Les signaux reconstruits par l' $EEMD_{CONV}$ sont présentés dans la figure 4.2, en noir le signal original et en rouge le signal reconstruit avec un nombre de réalisations $Ne=200$ et un $SNR = 2dB$.

D'une part, nous avons validé l'algorithme $EEMD_{CONV}$ [56] sur des données réelles de référence : ECG (107), ECG119 (MLII), ECG119 (V1) en utilisant la base de données MIT-BIH [42]. D'autre part, nous avons effectué une comparaison entre les résultats des simulations numériques de la méthode de référence EMD_{CONV} [26]-[29] et l'algorithme $EEMD_{CONV}$ [56] (Tableaux (4.3-4.4).

A la lumière des résultats obtenus, les performances de l'algorithme $EEMD_{CONV}$ dépassent les performances de l' EMD_{CONV} (figures 4.3 -4.4). Cependant, l'approche $EEMD_{CONV}$ nécessite un temps d'exécution supérieur par rapport à l'approche EMD_{CONV} . Nous pouvons conclure que l'efficacité de l'approche $EEMD_{CONV}$ dépend du nombre d'essai Ne et aussi des caractéristiques des signaux testés.

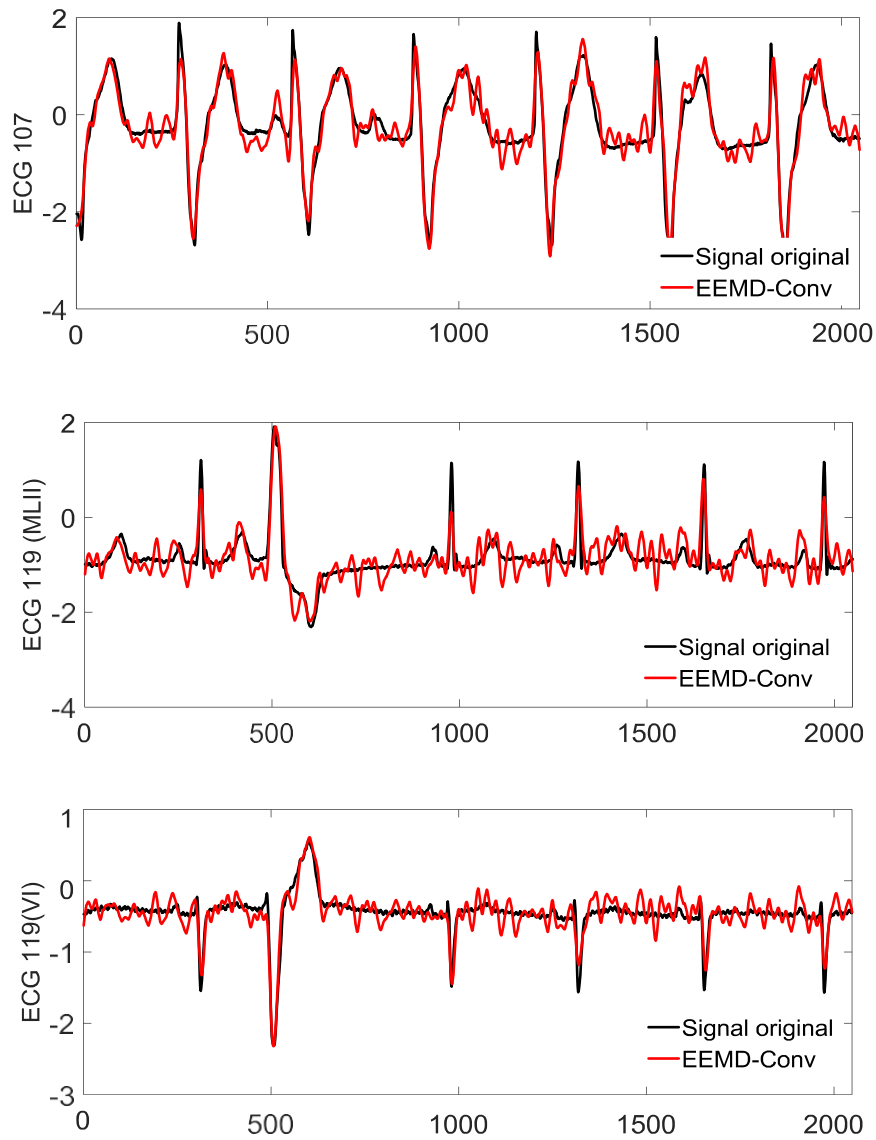


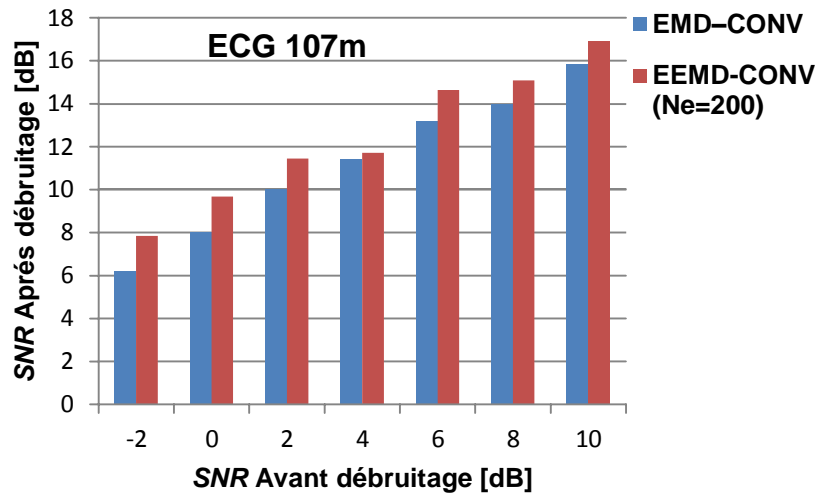
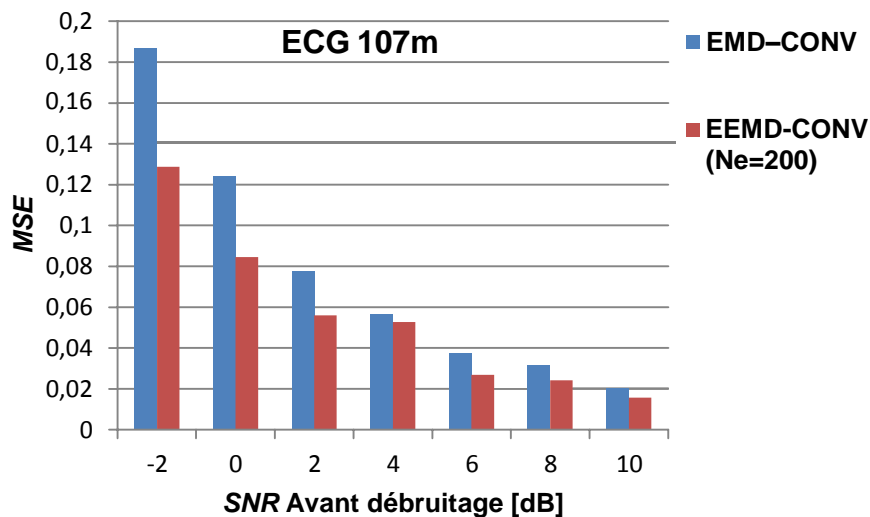
Fig. 4.2. Les signaux reconstruits par l'EEMD-CONV (en rouge) et en noir les signaux originaux $N_e=200$, $SNR = 2dB$.

Tableau 4.3 : Evaluation des *SNR* Après débruitage (*dB*) à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 *dB*.

Signaux	<i>SNR</i> Après débruitage (<i>dB</i>)		
	<i>SNR</i> _{avant} (<i>dB</i>)	EEMD-CONV (NE=200)	EMD-CONV
MLII (119.M)	-2	7.83	5.95
	0	9.66	7.91
	2	11.31	9.79
	4	12.77	10.56
	6	13.18	12.68
	8	15.08	14.58
	10	16.91	15.99
V1 (119.M)	-2	7.96	6.48
	0	9.78	8.43
	2	11.52	10.30
	4	13.08	11.82
	6	13.10	12.49
	8	15.03	14.55
	10	16.97	16.45
ECG 107. m	-2	7.84	6.22
	0	9.67	8.00
	2	11.45	10.03
	4	11.71	11.41
	6	14.63	13.17
	8	15.08	13.96
	10	16.93	15.86

Tableau 4.4 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -2, 0, 2, 4, 6, 8, 10 dB.

Signaux	<i>MSE</i>		
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	EEMD-CONV (<i>N_e</i> =200)	EMD-CONV
MLII (119.m)	-2	0.1593	0.2457
	0	0.1046	0.1563
	2	0.0715	0.1015
	4	0.0511	0.0849
	6	0.0464	0.0521
	8	0.0299	0.0336
	10	0.0196	0.0243
V1 (119.m)	-2	0.0457	0.0643
	0	0.0301	0.0410
	2	0.0201	0.0267
	4	0.0140	0.0188
	6	0.0140	0.0161
	8	0.0089	0.0100
	10	0.0057	0.0064
ECG 107.m	-2	0.1287	0.1869
	0	0.0845	0.1240
	2	0.0560	0.0777
	4	0.0528	0.0565
	6	0.0269	0.0377
	8	0.0242	0.0314
	10	0.0158	0.0203

Fig. 4.3. Evaluation des SNR des deux méthodes sur le signal ECG 107.mFig. 4.4. Evaluation des MSE des deux méthodes sur le signal ECG 107.m

4.4 Débruitage par la méthode *EEMD-Customized Thresholding Function*

En exploitant les caractéristiques de l'algorithme EEMD [17], nous proposons dans cette partie une nouvelle méthode de débruitage appelée **EEMD-Custom** [41] basée sur la décomposition en mode empirique EEMD [17] et la fonction de seuillage modifiée [38] (Customized Thresholding Function). Nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec les algorithmes **ondelettes** [1], [2], **EMD-CMSE** [24], [25] et **EMD-Custom** [38]. Comme nous le verrons dans les applications numériques, le fait d'intégrer cette fonction de seuillage modifiée avec l'EEMD, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction du signal et améliore significativement les résultats des méthodes : **ondelettes** [1], [2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38].

4.4.1 Algorithme de débruitage par ondelette

L'algorithme de débruitage par ondelette a été proposé initialement par Donoho [1], [2], et il est présenté en trois étapes suivantes :

1. Décomposition du signal ECG bruité par la transformée en ondelettes discrète.
2. Seuillage des coefficients issus de de la décomposition.
3. Reconstruction du signal ECG par la transformée en ondelettes discrète inverse.

Dans le débruitage par ondelette on doit bien fixé certains paramètres pour obtenir des meilleurs résultats, qui sont :

- ✓ Type de l'ondelette mère.
- ✓ Niveau de décomposition.
- ✓ Seuil
- ✓ Méthode de seuillage.

Pour le type de l'ondelette mère nous avons utilisé la famille Symlets8 (*sym8*), avec un niveau de décomposition ($N=3$). Et pour le type de seuillage (doux ou dur), nous avons utilisé le seuillage doux (*soft*), avec un seuil universel.

4.4.2 Algorithme de la méthode proposée *EEMD-Custom*

L'algorithme de l'*EEMD-Custom* [41] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EEMD;
2. Débruiter les IMF_{jEEMD} en utilisant la relation (4.7);

$$\tilde{f}_{jEEMD_{Custom}}(t) = \begin{cases} IMF_{jEEMD}(t) - \text{sgn}(IMF_{jEEMD}(t))[1-\alpha]\tau_j & \text{si } |IMF_{jEEMD}(t)| \geq \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_{jEEMD}(t)| \leq \gamma \end{cases} \quad (4.7)$$

Avec:

$$\begin{aligned} 0 < \gamma < \tau_j \\ 0 \leq \alpha \leq 1. \end{aligned}$$

3. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (4.8) pour l'*EEMD-Custom* [41]

$$\tilde{s}(t) = \sum_{j=1}^N \tilde{f}_{jEEMD_{Custom}}(t) + r_N(t) \quad (4.8)$$

4.4.3 Résultats et Discussions

Dans cette section, la méthode proposée **EEMD-Custom** [41] est appliquée aux huit signaux ECG réels (111m, 112m, 113m, 114m, 115m, 116m, 121m et 122m) en utilisant la base de données MIT-BIH [41]. Les signaux sont de taille identique $T = 2048$, des bruits blancs gaussiens additifs (AWGN) de différents niveaux de $-4dB$ jusqu'à $12 dB$ avec un pas de $4dB$ sont utilisés. Les performances de la méthode proposée **EEMD-Custom** [41] ont été influencées par le choix de la valeur de α . Cependant, afin d'obtenir les meilleurs résultats, le paramètre α doit être choisi de manière appropriée comme indiqué sur la figure 4.5 qui représentent le SNR après débruitage en fonction de α . Les valeurs pour lesquelles le SNR après débruitage est maximales sont : 0.7, 0.3, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.3 et 0.5 pour les signaux ECG 111m, 112m, 113m, 114m, 115m, 116m, 121m et 122m respectivement.

Les performances de l'algorithme **EEMD-Custom** [41] ont aussi été influencées par le nombre d'essai N_e , la méthode a été évaluée avec différents nombres d'essai N_e (10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250, 300) appliqués sur les signaux ECG 112m, 114m, 116m et 122m à un SNR avant débruitage égal à $4dB$. La figure 4.6 représente le SNR après débruitage en fonction de N_e . Finalement, nous avons évalué l'efficacité de l'algorithme proposé en le comparant à des méthodes de référence : **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38]. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne MSE , SNR après débruitage et le PRD (Percentage root mean square difference) donnée par la formule suivante [57]:

$$PRD = 100 * \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{s}(t) - x(t))^2}{\sum_{t=1}^n (x(t))^2}} \quad (4.9)$$

Pour un meilleur débruitage et une meilleure préservation des détails du signal ECG, les valeurs MSE et PRD doivent être petites. Des valeurs PRD et MSE plus faibles indiquent une meilleure préservation des informations physiologiques [58] dans le traitement du signal ECG. Les résultats de la méthode proposée présentés dans les tableaux (4.5-4.7) montrent la supériorité de l'**EEMD-Custom** [41] par rapport aux méthodes de références **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38].

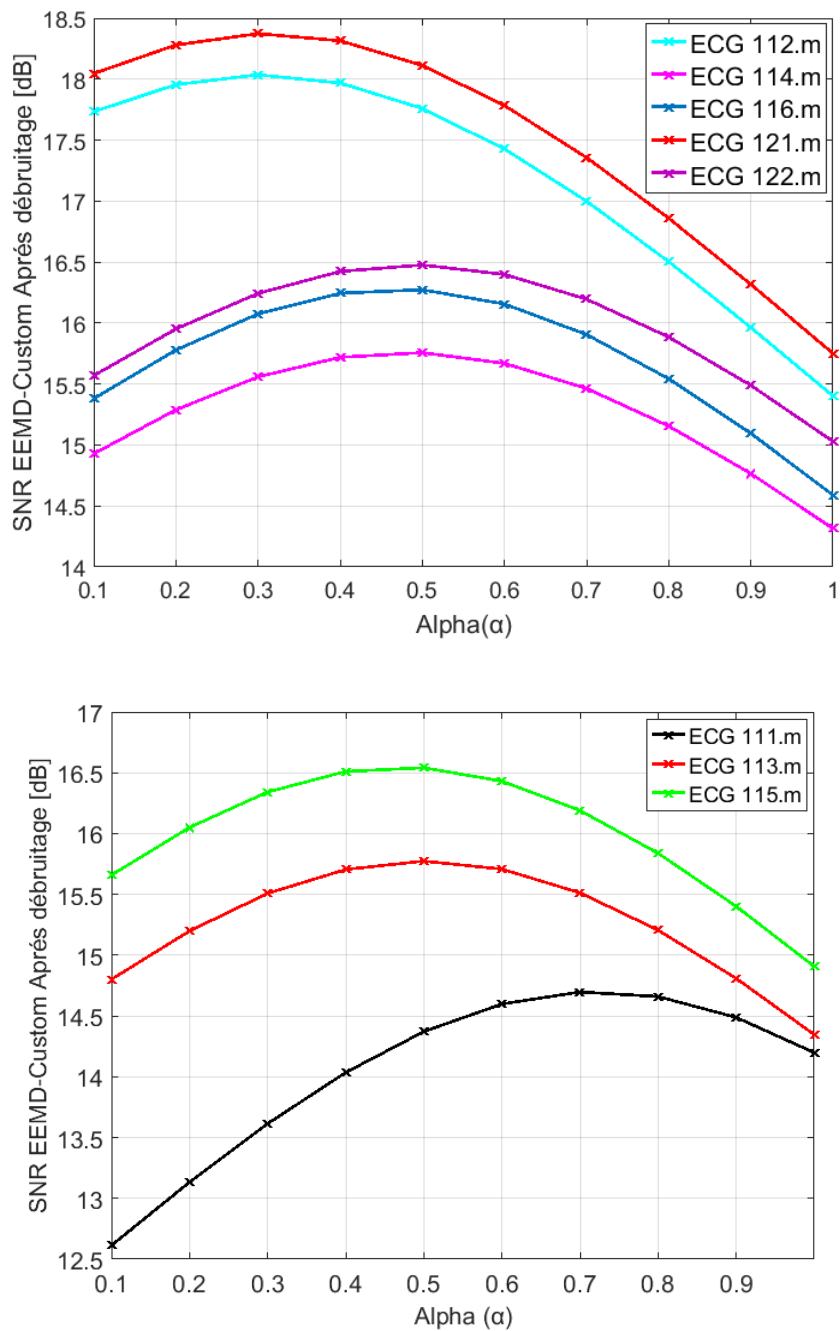


Fig. 4.5. Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-Custom en fonction d'Alpha appliqué sur les signaux ECG réels. SNR=8dB.

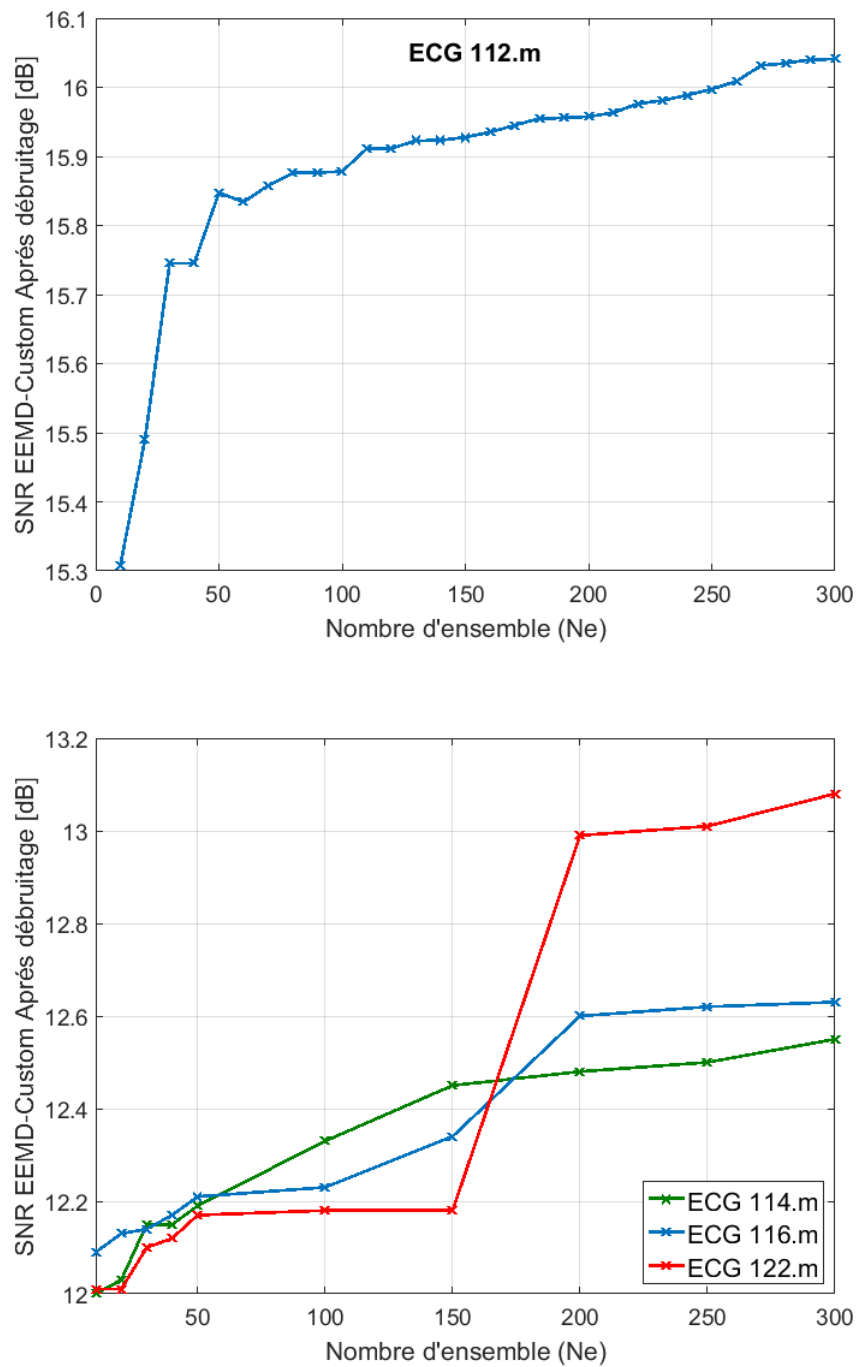


Fig. 4.6. Variation des SNR après débruitage de l'EEMD-Custom en fonction du nombre d'ensemble (N_e) appliqué sur les signaux ECG réels, $SNR = 4dB$.

Les résultats, affichés sur la figure 4.7 représentent en bleu le signal bruité, en rouge le signal ECG original, et en noir le signal reconstruit par l'EEMD-Custom [41] avec un nombre d'essai $N_e=200$ à un $SNR = 8dB$.

Nous avons comparé les résultats de l'approche **EEMD-Custom** [41] avec **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38]. Les résultats présentés dans les tableaux (4.5-4.10) montrent que l'approche l'**EEMD-Custom** améliore significativement les résultats de l'**ondelettes** [1],[2], de l'**EMD-CMSE** [24],[25], et de l'**EMD-Custom** [38]. À titre d'illustration, sur le signal ECG 112 m, la méthode de débruitage proposée **EEMD-Custom** [41] atteint une amélioration du *SNR* égale à 6,95 dB à *SNR* = -4 dB par rapport à la méthode de débruitage par **ondelettes** [1],[2]. Et une amélioration de 3,89dB est obtenue à *SNR*=0 dB par rapport à l'**EMD-CMSE** [24],[25]. Elle atteint également une amélioration de 4,46 dB à *SNR*in = -4 dB par rapport à **EMD-Custom** [38]. De plus, sur le signal ECG 121 m, la méthode de débruitage proposée **EEMD-Custom** [41] atteint des améliorations de *SNR* égales à 6,36 dB, 4,34 dB et 3,87 dB à *SNR*=-4dB par rapport aux méthodes de débruitage : **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38] respectivement .

De plus, une analyse qualitative de la méthode proposée est présentée. Les résultats des signaux ECG 112 m et 122 m affichés sur la figure 4.7 représentent en bleu le signal bruité, en rouge le signal ECG original, et en noir le signal reconstruit par l'**EEMD-Custom** avec un nombre d'essai $N_e=200$ à un *SNR* = 8dB. On peut observer que la méthode proposée supprime le bruit avec succès. La figure 4.8 représente le résultat du débruitage du signal ECG 122 m par la méthode des ondelettes à un *SNR* = 8dB. Un examen attentif et une comparaison des signaux ECG 122 m débruités par **EEMD-Custom** (Figure 4.7) et par ondelette (Symlets8) (Figure 4.8) montrent que la méthode proposée préserve mieux les informations morphologiques de l'ECG que la méthode de débruitage par **ondelettes** [1],[2].

Les figures (4.9-4.11) montrent clairement la supériorité de l'**EEMD-Custom** [41] par rapport aux méthodes **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38]. Il est à noter que le fait d'intégrer la fonction de seuillage modifiée (Customized Thresholding Function) avec l'EEMD, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction du signal et améliore significativement les résultats sur de nombreux signaux. Cependant, l'approche **EEMD-Custom** nécessite un temps de calcul plus élevé à celle de l'**EMD-Custom** ($T_{EEMD}=N_e * T_{EMD}$).

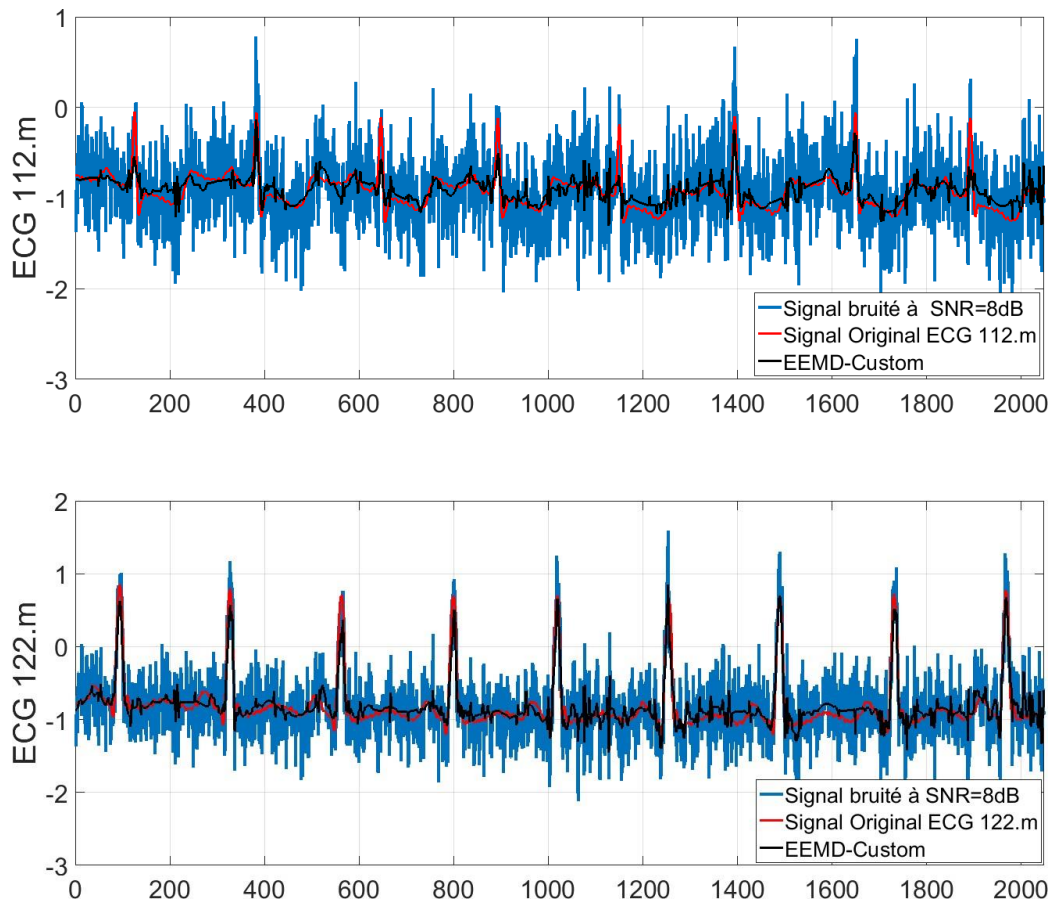


Fig. 4.7. Les signaux reconstruits par l'*EEMD-Custom* (en noir) et en rouge les signaux originaux $SNR = 8dB$ et $Ne=200$.

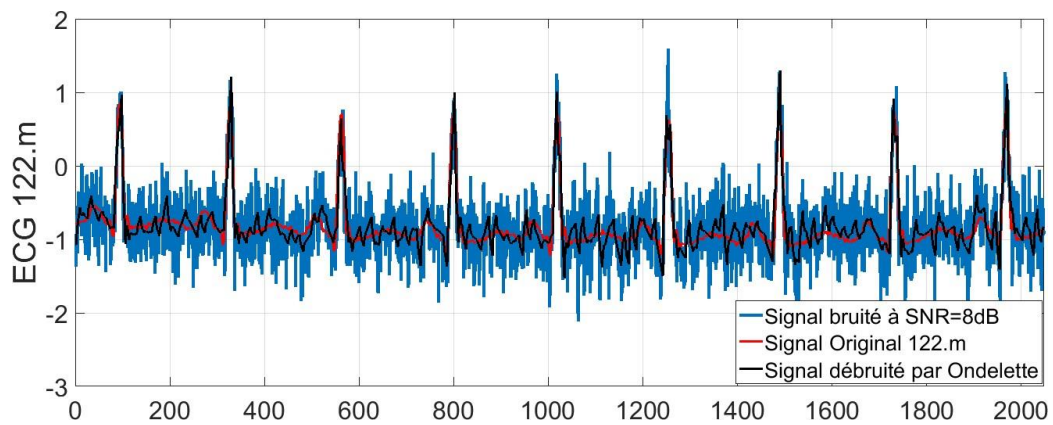


Fig. 4.8. Signal ECG 122.m reconstruit par l'*ondelette* (en noir) et en rouge le signal original $SNR = 8dB$ et $Ne=200$.

Tableau 4.114 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-4, 0, 4, 8,

Signaux	SNR Après débruitage (dB)				
	SNR _{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD-CMSE	EMD-Custom	EEMD-Custom
ECG 111.m	-4	1.44	2.33	2.83	4.48
	0	5.38	5.87	6.51	7.79
	4	9.24	9.75	10.41	11.24
	8	12.90	12.79	14.26	14.69
	12	16.16	14.82	17.56	17.69
ECG 112.m	-4	4.61	7.89	7.10	11.56
	0	8.58	10.27	10.94	14.16
	4	12.44	13.78	14.31	15.95
	8	16.10	16.36	17.54	18.03
	12	19.36	18.71	20.77	20.99
ECG 113.m	-4	1.43	2.96	3.95	5.86
	0	5.35	6.12	7.55	9.20
	4	9.17	9.41	11.12	12.54
	8	12.75	12.75	14.89	15.77
	12	15.85	16.04	18.48	18.84
ECG 114.m	-4	4.21	6.37	6.13	8.44
	0	7.57	7.38	9.65	10.43
	4	10.30	10.54	12.00	12.48
	8	12.16	12.56	15.56	15.75
	12	13.20	13.64	18.00	18.33

Tableau 4.6 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-4, 0, 4, 8, 12dB.

Signaux	<i>SNR Après débruitage (dB)</i>				
	SNR_{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD- CMSE	EMD- Custom	EEMD- Custom
ECG 115. m	-4	1.43	3.61	4.12	6.46
	0	5.36	5.87	7.72	10.16
	4	9.18	9.64	11.51	13.30
	8	12.77	12.87	15.02	16.54
	12	15.88	14.79	18.61	19.25
ECG 116. m	-4	4.26	5.64	5.96	7.54
	0	8.06	7.94	9.28	9.98
	4	11.23	10.30	12.10	12.60
	8	13.68	13.81	15.71	16.27
	12	15.24	16.88	19.02	19.32
ECG 121. m	-4	4.66	6.68	7.15	11.02
	0	8.64	8.52	10.36	12.98
	4	12.58	12.49	13.57	15.44
	8	16.42	16.66	17.56	18.37
	12	20.07	18.75	20.93	21.14
ECG 122. m	-4	4.57	6.95	6.45	8.60
	0	8.45	8.14	9.85	10.62
	4	12.14	11.81	13.02	12.99
	8	15.42	15.03	16.05	16.47
	12	18.03	18.32	19.17	19.68

Tableau 4.116 : Evaluation des *MSE* à *SNR*=-4, 0, 4, 8,

Signaux	<i>MSE</i>				
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD-CMSE	EMD-Custom	EEMD-Custom
ECG 111.m	-4	0.0405	0.0330	0.0293	0.0201
	0	0.0163	0.0146	0.0125	0.0093
	4	0.0067	0.0059	0.0051	0.0042
	8	0.0028	0.0029	0.0021	0.0019
	12	0.0013	0.0018	0.0009	0.0009
ECG 112.m	-4	0.3053	0.1432	0.1719	0.0615
	0	0.1221	0.0828	0.0710	0.0338
	4	0.0502	0.0368	0.0327	0.0229
	8	0.0216	0.0203	0.0155	0.0138
	12	0.0102	0.0118	0.0073	0.0070
ECG 113.m	-4	0.1819	0.1278	0.1017	0.0655
	0	0.0736	0.0618	0.0443	0.0303
	4	0.0305	0.0289	0.0195	0.0140
	8	0.0134	0.0134	0.0081	0.0066
	12	0.0065	0.0062	0.0035	0.0033
ECG 114.m	-4	0.0201	0.0122	0.0129	0.0076
	0	0.0092	0.0097	0.0057	0.0048
	4	0.0049	0.0046	0.0030	0.0030
	8	0.0032	0.0029	0.0014	0.0014
	12	0.0025	0.0022	0.0007	0.0007

Tableau 4.117 : Evaluation des *MSE* à *SNR* = -4, 0, 4, 8,

Signaux	<i>MSE</i>				
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD-CMSE	EMD-Custom	EEMD-Custom
ECG 115. m	-4	0.2492	0.1506	0.1342	0.0782
	0	0.1008	0.0896	0.0585	0.0334
	4	0.0418	0.0376	0.0244	0.0161
	8	0.0183	0.0178	0.0109	0.0076
	12	0.0089	0.0114	0.0047	0.0041
ECG 116. m	-4	0.5085	0.3698	0.3437	0.2389
	0	0.2116	0.2176	0.1600	0.1361
	4	0.1019	0.1263	0.0835	0.0743
	8	0.0580	0.0564	0.0364	0.0319
	12	0.0405	0.0278	0.0169	0.0158
ECG 121. m	-4	0.2197	0.1381	0.1238	0.0507
	0	0.0878	0.0903	0.0591	0.0323
	4	0.0354	0.0361	0.0282	0.0183
	8	0.0146	0.0138	0.0112	0.0093
	12	0.0063	0.0085	0.0051	0.0049
ECG 122. m	-4	0.2767	0.3997	0.1793	0.1092
	0	0.1131	0.1214	0.0819	0.0687
	4	0.0484	0.0522	0.0395	0.0398
	8	0.0227	0.0248	0.0196	0.0178
	12	0.0124	0.0116	0.0096	0.0085

Tableau 4.9 : Evaluation des *PRD* à *SNR*=-4, 0, 4, 8, 12*dB*.

Signaux	<i>PRD</i>				
	<i>SNR</i> _{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD-CMSE	EMD-Custom	EEMD-Custom
ECG 111. m	-4	84.60	76.43	72.13	59.66
	0	53.79	50.86	47.21	40.77
	4	34.49	32.53	30.16	27.41
	8	22.62	22.91	19.34	18.41
	12	15.55	18.13	13.23	13.03
ECG 112.m	-4	58.81	40.28	44.13	26.41
	0	37.20	30.64	28.36	19.58
	4	23.86	20.44	19.24	16.12
	8	15.65	15.20	13.27	12.53
	12	10.76	20.63	9.14	8.92
ECG 113. m	-4	84.79	71.08	63.41	50.89
	0	53.95	66.91	41.88	34.65
	4	34.75	33.82	27.77	23.59
	8	23.02	23.02	17.99	16.26
	12	16.12	15.76	11.90	11.42
ECG 114.m	-4	61.58	47.99	49.35	37.81
	0	41.78	42.74	32.92	30.07
	4	30.52	29.69	23.74	23.75
	8	24.64	23.53	16.67	16.29
	12	21.86	20.78	12.10	12.10

Tableau 4.10 : Evaluation des *PRD* à *SNR* = -4, 0, 4, 8, 12dB.

Signaux	<i>PRD</i>				
	SNR_{avant} (dB)	Ondelette (Sym 8)	EMD- CMSE	EMD- Custom	EEMD- Custom
ECG 115. m	-4	84.78	65.92	62.22	47.50
	0	53.94	50.85	41.07	31.03
	4	34.73	32.94	26.56	21.61
	8	22.98	22.70	17.73	14.89
	12	16.06	18.20	11.73	10.89
ECG 116. m	-4	61.22	52.21	50.34	41.97
	0	39.50	40.05	34.35	31.68
	4	27.41	30.52	24.81	23.41
	8	20.67	20.39	16.38	15.35
	12	17.27	14.31	11.18	10.80
ECG 121. m	-4	58.45	46.34	43.88	28.08
	0	36.96	37.49	30.32	22.43
	4	23.49	23.72	20.96	16.90
	8	15.08	14.68	13.23	12.05
	12	9.91	11.54	8.98	8.76
ECG 122. m	-4	59.05	44.87	47.54	37.11
	0	37.75	39.12	32.14	29.43
	4	24.71	25.66	22.32	22.40
	8	16.92	22.60	15.75	15.00
	12	12.54	12.12	11.00	10.36

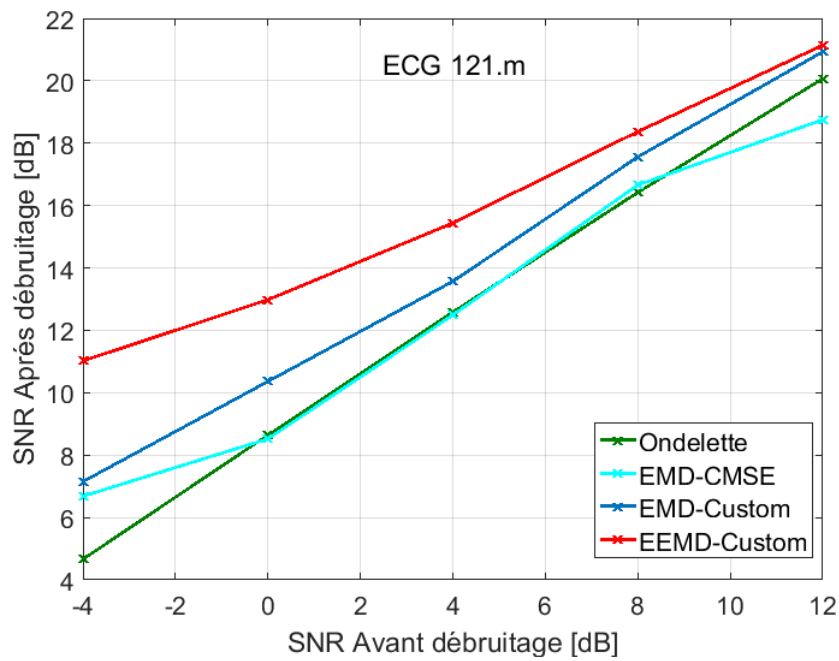


Fig. 4.9. Evaluation des *SNR* des méthodes de débruitage sur le signal ECG 121.m.

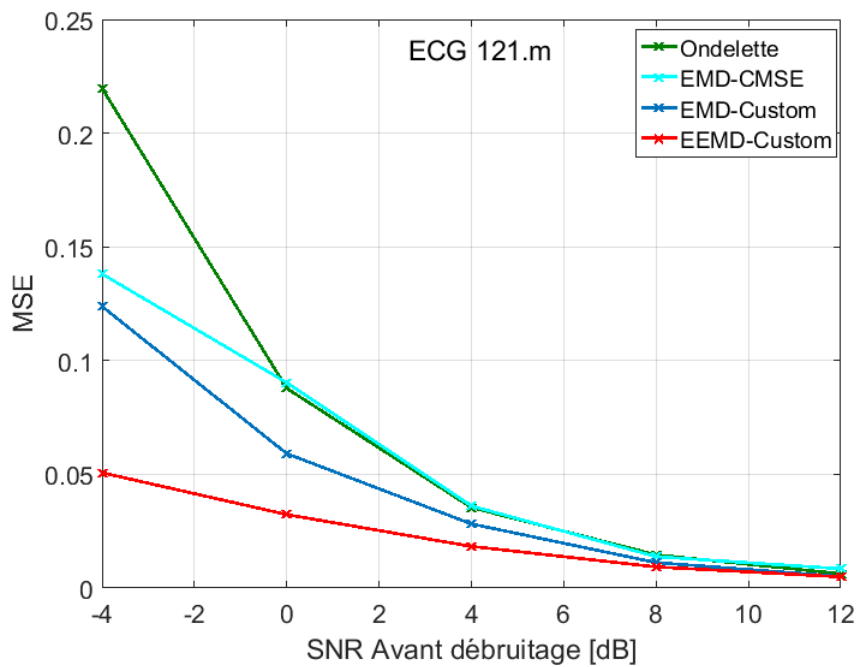


Fig. 4.10. Evaluation des *MSE* des méthodes de débruitage sur le signal ECG 121.m.

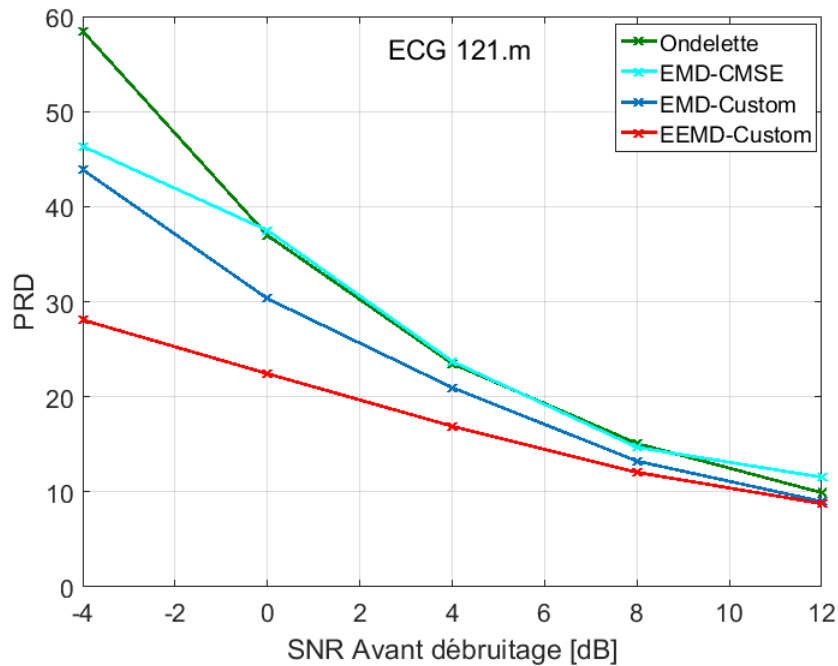


Fig. 4.11. Evaluation des *PRD* des méthodes de débruitage sur le signal ECG 121.m.

4.5 Débruitage par la méthode *EEMD-Non Négative Garrote*

Dans cette section, nous proposons une nouvelle méthode de débruitage appelée **EEMD-NNG** [40] basée sur la décomposition en mode empirique (EEMD) [17], et la fonction de seuillage modifiée (non négative garrote NNG [52]). Nous avons comparé les performances de l'algorithme proposé avec les algorithmes **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [40]. L'approche proposée **EEMD-NNG** a été appliquée sur des signaux synthétiques et sur des signaux ECG réels [42]. Comme nous le verrons dans la partie suivante par des simulations numériques, le fait d'intégrer cette fonction de seuillage avec l'EEMD, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction du signal et améliore significativement les résultats des méthodes **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [40].

4.5.1 Algorithme de la méthode proposée *EEMD-NNG*

L'algorithme de l'**EEMD-NNG** [40] est décrit par les étapes suivantes :

1. Décomposer le signal bruité $x(t)$ par l'EEMD;
2. Déterminer l'indice j_s ;
3. Déterminer l'indice M_1 avec : $M_1 = \max(1, j_s - 2)$;
4. Déterminer l'indice M_2 avec : $M_2 = N - 2$;
5. Débruiter les $\text{IMF}_{\text{SEEMD}}$ indicées de M_1 à M_2 , en utilisant la relation (4.10) [52] ;

$$\tilde{f}_{jEEMDNNG}(t) = \begin{cases} IMF_{jEEMD}(t) - \frac{\tau_j^2}{IMF_{jEEMD}(t)} & \text{si } |IMF_{jEEMD}(t)| > \tau_j \\ 0 & \text{si } |IMF_{jEEMD}(t)| \leq \tau_j \end{cases} \quad (4.10)$$

6. Reconstruire le signal débruité en utilisant l'équation (4.9) pour l'**EEMD-NNG**

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=M_1}^{M_2} \tilde{f}_{jEEMDNNG}(t) + \sum_{k=M_2+1}^N IMF_{jEEMD}(t) + r_N(t) \quad (4.11)$$

4.5.2 Résultats et Discussions

Afin d'illustrer l'efficacité de la méthode proposée de débruitage **EEMD-NNG** [40], des signaux synthétiques (Blocks, Bumps et Doppler) et des signaux réels ECG (107,119(MLII) ,119(VI)) [42] ont été utilisées avec une taille de $T = 2048$. Ces signaux sont corrompus par différents niveaux de bruit blanc gaussien de $-2dB$ jusqu'à $10 dB$ avec un pas de $2dB$. D'abord, nous avons commencé par décomposer chaque signal bruité en IMFs bruités en utilisant l'algorithme EEMD [17]. Ensuite, nous avons appliqué la fonction de seuillage NNG [51], [52] (équation (4.8)) aux IMFs bruités. Enfin, nous avons reconstruits le signal avec le critère proposé pour la détermination de l'indice j_s qui correspond à la valeur maximale du SNR (Figure 4.12-4.13).

Les performances de l'algorithme **EEMD-NNG** [40] ont été influencées par le nombre d'essai Ne , la méthode a été évaluée avec différents nombres d'essai Ne (10,20,30,40,50,100,150,200,250,300) appliqués sur le signal Bumps à des SNR avant débruitage égaux à $2dB$ et $-2dB$. La figure 4.14 représente la variation du SNR après débruitage en fonction de Ne . On remarque sur la figure 4.14 que le SNR après débruitage augmente avec l'augmentation de Ne et devient presque constant pour des valeurs plus élevées. À partir des résultats, un nombre d'essai 200 est choisi comme paramètre optimal. Nous étudions maintenant les performances de la technique de débruitage proposée **EEMD-NNG** [40] en termes de la taille du signal pour différentes valeurs des SNR d'entrée. Pour cela, nous considérons le signal Bumps de différentes tailles ; 1024, 2048, 4096 et 8192 avec $Ne=200$. La figure 4.15 représente la variation du SNR après débruitage en fonction de la taille du signal. Il est à noter que le SNR après débruitage augmente avec l'augmentation de la taille du signal et l'augmentation devient significative pour des tailles plus élevées.

Finalement, nous avons évalué l'efficacité de l'algorithme proposé en le comparant à des méthodes de référence **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [40]. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne MSE et le SNR après débruitage. Les résultats de l'analyse de la méthode proposée présentés dans les tableaux (4.11-4.14) montrent la supériorité de l'**EEMD-NNG** [40] par rapport aux méthodes de références **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [40]. Les résultats, affichés sur les

figure 4.16-4.17 représentent en bleu le signal bruité, en rouge le signal original, et en noir le signal reconstruit par l'**EEMD-NNG** [40] à un $SNR = 2dB$ avec un nombre d'essai $Ne=200$. Nous avons comparé les résultats de l'approche **EEMD-NNG** avec l'**EEMD-CONV** [56] et l'**EMD-NNG** [40], nous présentons une analyse quantitative. Par exemple, à $SNR = 6dB$, la technique proposée **EEMD-NNG** atteint une amélioration de $4,01 dB$ sur le signal ECG 119VI par rapport à la technique **EEMD-CONV**. Et elle atteint une amélioration de $3,58 dB$ sur l'ECG 119MLII par rapport à l'**EEMD-CONV**.

Les résultats présentés dans les tableaux (4.11-4.14) montrent que l'approche l'**EEMD-NNG** [41] améliore significativement les résultats de l'**EEMD-CONV**, et l'**EMD-NNG**. Les figures (4.18-4.19) montrent clairement la supériorité de l'**EEMD-NNG** [41] par rapport aux deux méthodes **EEMD-CONV** [56] et **EMD-NNG** [41]. Il est à noter que le fait d'intégrer la fonction de seuillage modifiée (non négative garrote NNG [52] avec l'algorithme EEMD, elle permet plus de souplesse sur la reconstruction du signal et améliore significativement les résultats de nombreux signaux. Cependant, l'**EEMD-NNG** nécessite un temps de calcul plus élevé à celle de l'**EMD-NNG** ($T_{EEMD}=Ne*T_{EMD}$).

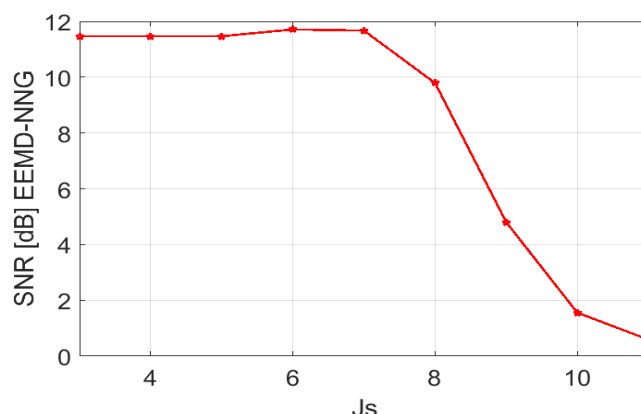


Fig. 4.12. Variation des SNR après débruitage de l'**EEMD-NNG** en fonction de l'indice js appliqué sur l'ECG (107), $SNR=2dB$ et $Ne=200$ ($j_s = 6$).

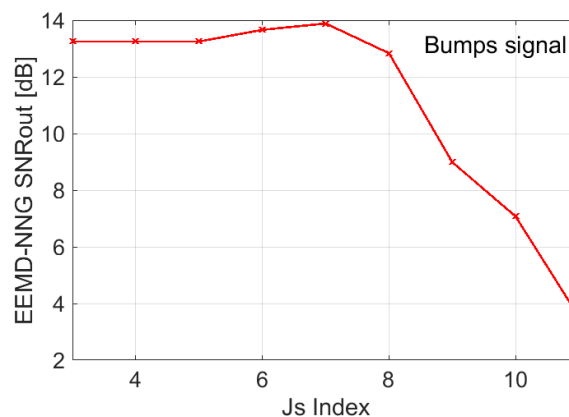


Fig.4.13. Variation des SNR après débruitage de l'**EEMD-NNG** en fonction de l'indice js appliqué sur le signal *Bumps*, $SNR=2dB$ et $Ne=200$ ($j_s = 7$).

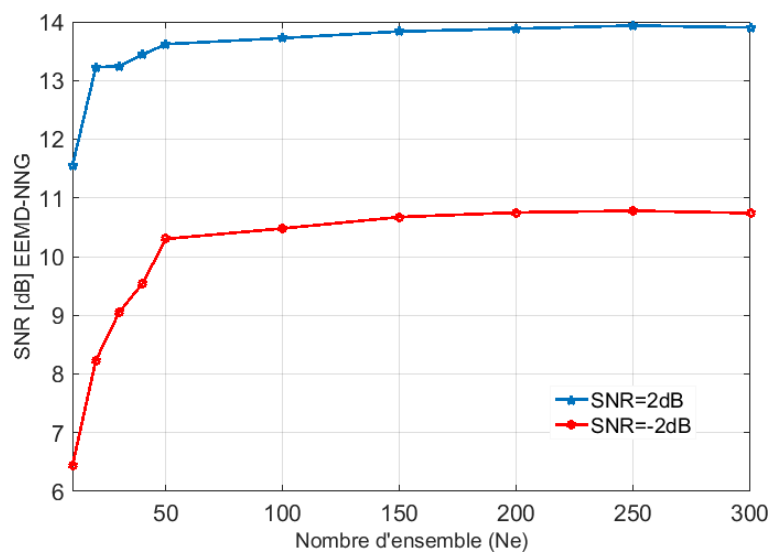


Fig. 4.14. Variation des SNR après débruitage de l' EEMD- NNG en fonction du nombre d'ensemble (N_e) appliqué sur le signal *Bumps*, $SNR = 2dB$ et $SNR = -2dB$.

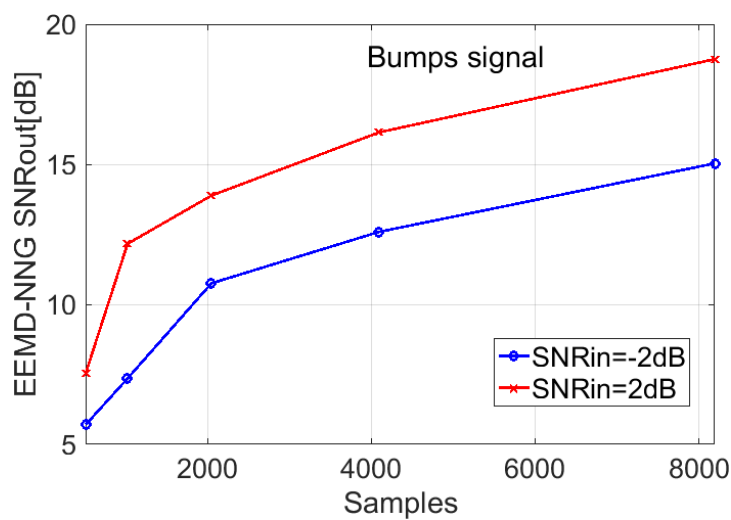


Fig.4.15. Variation des SNR après débruitage de l' EEMD- NNG en fonction de la taille du signal appliqué sur le signal *Bumps*, $SNR = 2dB$ et $SNR = -2dB$.

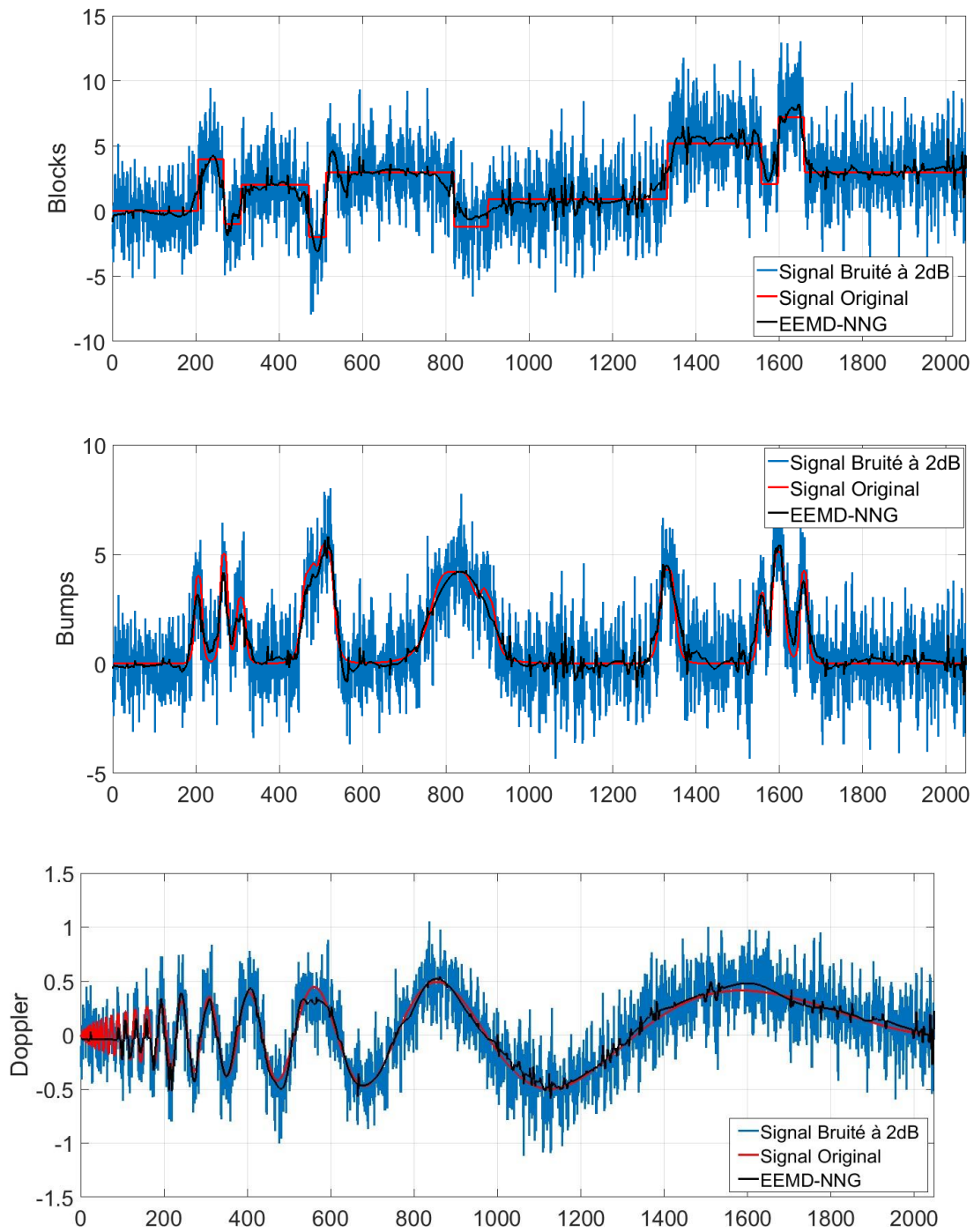


Fig. 4.16. Les signaux reconstruits par l' $EEMD_{-NNG}$ en noir, en bleu le signal bruité et en rouge les signaux originaux

$SNR = 2dB$ et $N_e=200$.

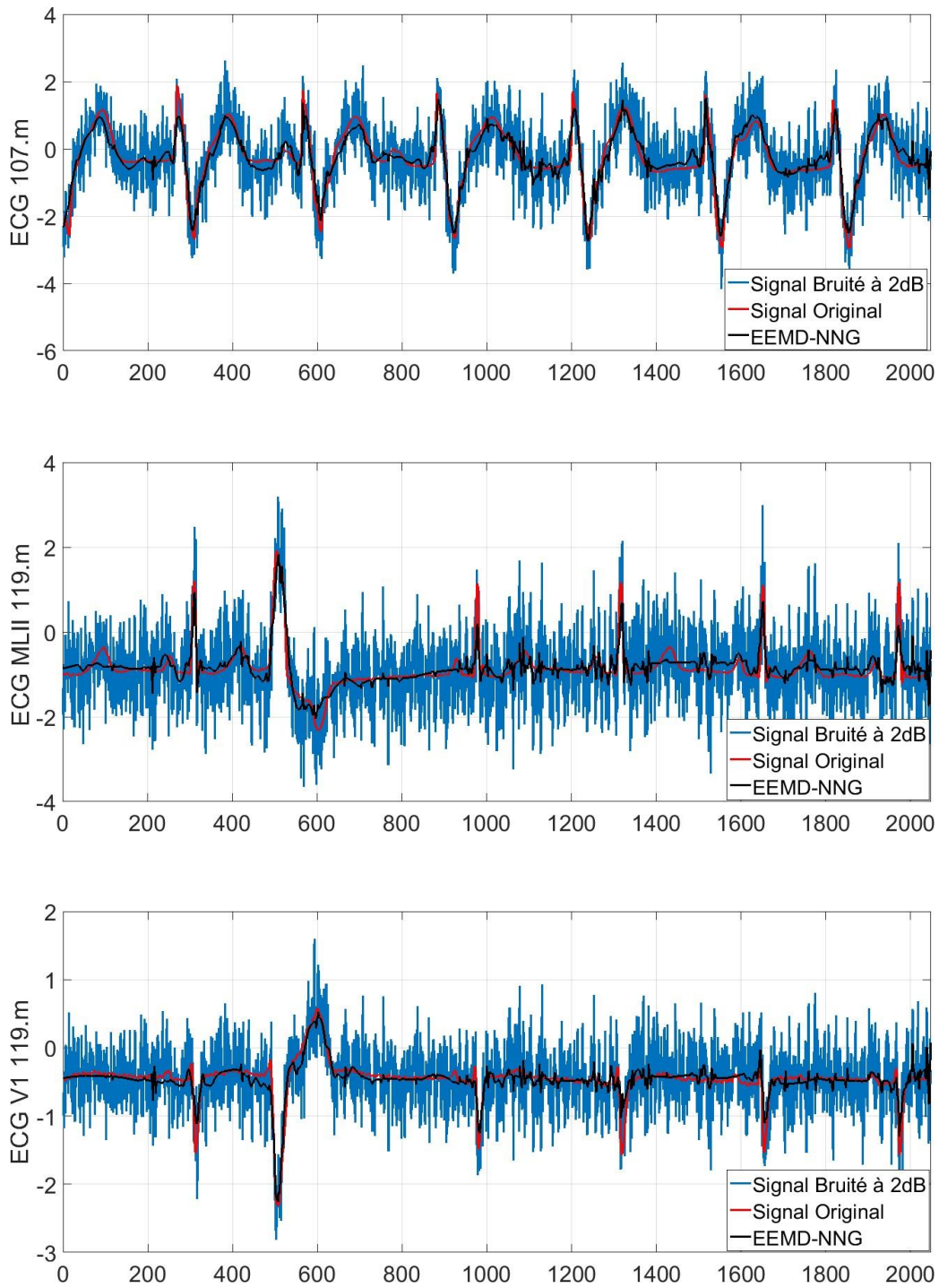


Fig. 4.17. Les signaux ECG reconstruits par l' $EEMD_{-NNG}$ en noir, en bleu le signal bruité et en rouge les signaux ECG originaux $SNR = 2dB$ et $N_e=200$.

Tableau 4.11 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

Signaux	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR _{avant} (dB)	EEMD-CONV (NE=200)	EMD-NNG	EEMD-NNG (NE=200)
Blocks	-2	7.36	10.42	10.64
	0	9.33	11.97	11.87
	2	11.23	12.44	12.96
	4	12.97	13.83	14.41
	6	14.58	14.98	15.69
	8	15.95	16.45	17.05
	10	16.31	17.42	18.49
Bumps	-2	7.86	9.06	10.75
	0	9.95	11.09	12.21
	2	12.01	12.70	13.88
	4	14.00	14.25	16.00
	6	15.97	16.17	17.50
	8	15.29	18.27	19.25
	10	17.28	19.69	20.91
Doppler	-2	7.81	11.43	13.27
	0	9.62	12.99	13.81
	2	11.22	14.30	14.95
	4	12.54	16.00	16.62
	6	12.85	17.53	18.22
	8	14.74	19.61	19.55
	10	16.50	20.72	20.54

Tableau 4.12 : Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$.

Signaux	MSE			
	SNR_{avant} (dB)	EEMD-CONV (NE=200)	EMD-NNG	EEMD-NNG (NE=200)
Blocks	-2	1.6176	0.7989	0.7597
	0	1.0280	0.5592	0.5728
	2	0.6641	0.5020	0.4455
	4	0.4446	0.3644	0.3191
	6	0.3067	0.2795	0.2377
	8	0.2238	0.1993	0.1738
	10	0.2060	0.1594	0.1247
Bumps	-2	0.5296	0.4014	0.2725
	0	0.3270	0.2520	0.1944
	2	0.2037	0.1738	0.1325
	4	0.1288	0.1217	0.0867
	6	0.0819	0.0783	0.0575
	8	0.0957	0.0482	0.0384
	10	0.0605	0.0347	0.0262
Doppler	-2	0.0141	0.0061	0.0040
	0	0.0093	0.0043	0.0035
	2	0.0064	0.0031	0.0027
	4	0.0047	0.0021	0.0018
	6	0.0044	0.0015	0.0012
	8	0.0028	0.0009	0.0009
	10	0.0019	0.0007	0.0007

Tableau 4.13 : Evaluation des SNR Après débruitage (dB) à SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB.

SIGNAUX	SNR Après débruitage (dB)			
	SNR_{avant} (dB)	EEMD-CONV (NE=200)	EMD-NNG	EEMD-NNG (NE=200)
MLII (119. m)	-2	7.83	9.19	11.15
	0	9.66	10.25	12.17
	2	11.31	12.11	13.66
	4	12.77	13.68	15.23
	6	13.18	15.62	16.76
	8	15.08	17.25	18.16
	10	16.91	18.04	19.64
V1 (119. m)	-2	7.96	10.11	10.52
	0	9.78	11.16	12.27
	2	11.52	12.63	13.70
	4	13.08	13.86	15.52
	6	13.10	15.45	17.11
	8	15.03	17.25	18.95
	10	16.97	18.46	20.64
ECG 107. m	-2	7.84	7.62	8.64
	0	9.67	9.43	10.13
	2	11.45	11.38	11.71
	4	11.71	11.88	13.46
	6	14.63	14.26	15.10
	8	15.08	15.64	16.73
	10	16.93	17.10	18.17

Tableau 4.14 : Evaluation des MSE à $SNR=-2,0,2,4,6,8,10dB$.

Signaux	MSE			
	SNR_{avant} (dB)	EEMD-CONV (Ne=200)	EMD-NNG	EEMD-NNG (Ne=200)
MLII (119.m)	-2	0.1593	0.1163	0.0741
	0	0.1046	0.0912	0.0586
	2	0.0715	0.0595	0.0415
	4	0.0511	0.0413	0.0290
	6	0.0464	0.0265	0.0203
	8	0.0299	0.0182	0.0147
	10	0.0196	0.0151	0.0110
V1 (119.m)	-2	0.0457	0.0279	0.0254
	0	0.0301	0.0219	0.0169
	2	0.0201	0.0156	0.0122
	4	0.0140	0.0117	0.0080
	6	0.0140	0.0081	0.0055
	8	0.0089	0.0053	0.0036
	10	0.0057	0.0040	0.0024
ECG 107.m	-2	0.1287	0.1353	0.1069
	0	0.0845	0.0891	0.0759
	2	0.0560	0.0570	0.0528
	4	0.0528	0.0507	0.0353
	6	0.0269	0.0293	0.0242
	8	0.0242	0.0213	0.0166
	10	0.0158	0.0152	0.0119

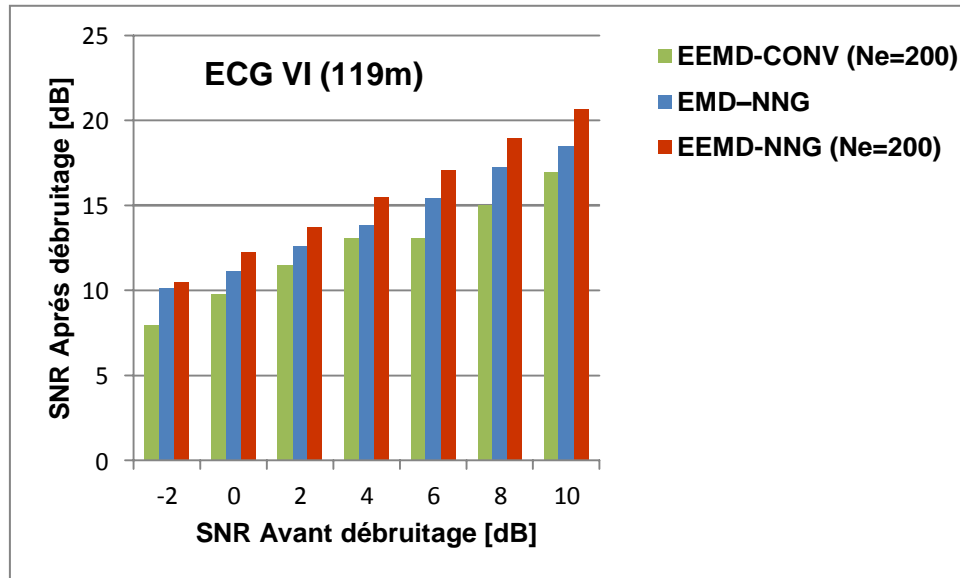


Fig. 4.18. Evaluation des *SNR* des trois méthodes sur le signal ECG VI (119.m).

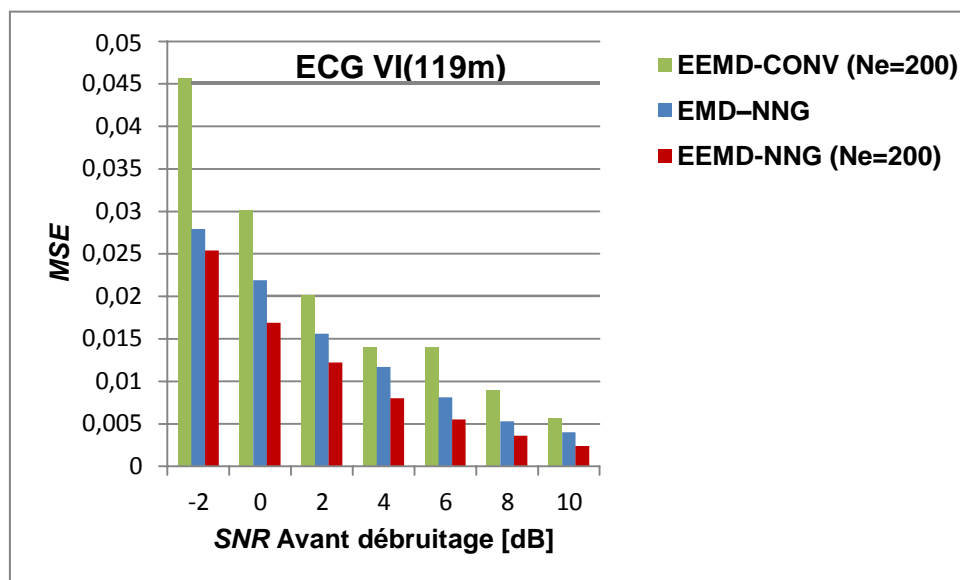


Fig. 4.19. Evaluation des *MSE* des trois méthodes sur le signal ECG VI (119.m).

4.6 Etude Comparative

Dans cette partie, nous avons effectué une étude comparative entre les méthodes proposées basées sur l'algorithme EEMD : **EEMD-*Custom*** [41], **EEMD-*CONV*** [56], et **EEMD-*NNG*** [40]. L'étude comparative est fondée sur le calcul des taux d'améliorations par rapport à la méthodes de référence des travaux récent (**EEMD-*CONV***) [56] appliquées sur des signaux réels (ECG MLII (119), ECG VI(119), ECG (107)). Les résultats de la comparaison sont illustrés sur le tableau 4.15.

Tableau 4.15 : Taux d'amélioration des SNR par rapport à l'EEMD-CONV.

Signaux	Taux d'amélioration / EEMD-CONV		
	SNR_{avant} (dB)	EEMD-Custom (Ne=200)	EEMD-NNG (Ne=200)
MLII (119.m)	-2	2,88	3,32
	0	2	2,51
	2	1,77	2,35
	4	1,9	2,46
	6	3,14	3,58
	8	2,45	3,08
	10	2,12	2,73
V1 (119.m)	-2	2,15	2,56
	0	1,85	2,49
	2	1,58	2,18
	4	1,65	2,44
	6	3,4	4,01
	8	3,13	3,92
	10	3,02	3,67
ECG 107.m	-2	0,1	0,8
	0	0,02	0,46
	2	0,03	0,26
	4	1,18	1,75
	6	0,17	0,47
	8	1,26	1,65
	10	0,76	1,24

A la lumière des résultats présentés dans le tableau précédent, d'une part, nous avons trouvé en comparant les résultats des approches proposées **EEMD-Custom** avec l'**EEMD-CONV** que les meilleurs taux d'améliorations sont abouti avec les signaux : MLII (119.m) (**2,88**) dB à -2dB et (**3,14**) dB à 6dB .V1 (119.m) (**3,4**) dB à 6dB et (**3,13**) dB à 8dB. ECG 107 (**1,26**) dB à 8dB. D'autre part, en comparant les résultats de l'approche **EEMD-NNG** avec l'**EEMD-CONV**, nous avons trouvé que les meilleurs taux sont abouti avec : MLII (119.m) (**3,32**) dB à -2dB et (**3,58**) dB à 6dB. V1 (119.m) (**4,01**) dB à 6dB et (**3,92**) dB à 8dB. ECG 107 (**1,75**) dB à 4dB. Finalement, nous pouvons noter que l'approche **EEMD-NNG** [40], donne des taux d'améliorations supérieur aux taux d'améliorations de l'**EEMD-Custom** [41] et cela pour

tous les signaux. Il est important de noter que, les résultats du débruitage basées EEMD dépendent des caractéristiques du signal traité et du nombre de réalisations N_e .

4.7 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons exposé la deuxième partie des différents algorithmes proposés de débruitage basés sur l'algorithme EEMD. D'abord, nous avons évalué l'efficacité de nos méthodes proposées en ajoutant du bruit (AWGN) sur les signaux ECG réels pour obtenir des rapports signal sur bruit (SNR) de différentes valeurs. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est l'erreur quadratique moyenne MSE , et le rapport signal sur bruit SNR après débruitage entre les différents signaux reconstruits et le signal original non bruité. Ensuite, nous avons comparé les performances des approches proposées basées sur l'algorithme EEMD à celles des approches proposées dans le deuxième et le troisième chapitre qui sont basées sur l'algorithme EMD. Enfin, nous avons effectué une étude comparative entre l'ensemble des méthodes proposées basées EEMD.

La première contribution propose l'application de l'algorithme **EEMD-conv** [56] sur des signaux ECG réels [42]. Cette méthode est vue comme une technique de filtrage car elle est basée sur la reconstruction partielle du signal après détermination de l'indice j_s visuellement [26]-[29]. Les résultats obtenus sont comparé à la méthode classique **EMD-conv** [26]-[29].

La deuxième contribution concerne l'amélioration de la méthode proposée basée EMD (**EMD-Custom** [38]). Nous avons proposée l'approche **EEMD-Custom** publiée en 2021 [41] qui est une méthode paramétrique, puisque elle nécessite le réglage du paramètre alpha. La méthode **EEMD-Custom** est appliquée sur des signaux ECG réels (111m, 112m, 113m, 114m, 115m, 116m, 121m et 122m) en utilisant la base de donné MIT-BIH [42], les résultats obtenus sont significatifs en termes de rapport signal sur bruit SNR , d'erreur quadratique moyenne MSE et aussi en termes de PRD . Les résultats ont montrés que l'approche l'**EEMD-Custom** [41] améliore significativement les résultats des méthodes de débruitage par : **ondelettes** [1],[2], **EMD-CMSE** [24],[25] et **EMD-Custom** [38]. Cependant, l'**EEMD-Custom** nécessite un temps de calcul plus élevé à celle de l'**EMD-Custom**. ($T_{EEMD}=N_e*T_{EMD}$).

La troisième contribution concerne l'exploitation de l'algorithme EEMD dans le débruitage, nous avons aussi proposé l'**EEMD-NNG** [40]. Cette méthode est vue comme une technique de débruitage non paramétrique, car elle ne nécessite aucun réglage. La méthode proposée **EEMD-NNG** est appliquée sur des signaux synthétiques (Blocks, Bumps, et Doppler) et sur des signaux ECG réels [42] qui sont corrompus par différents niveaux de bruit blanc gaussien de $-2dB$ jusqu'à $10 dB$. Les résultats obtenus sont significatifs en termes de rapport signal sur bruit SNR et aussi en termes d'erreur quadratique

moyenne MSE . Les résultats ont montrés aussi que l'approche **EEMD**-_{NNG} [40] améliore les résultats de l'**EMD**-_{NNG}. Cependant, elle nécessite un temps de calcul plus élevé à celle de l'**EMD**-_{NNG} ($T_{EEMD} = Ne * T_{EMD}$).

Finalement, une étude comparative entre l'**EEMD**-_{CONV}, l'**EEMD**-_{Custom} [41], et l'**EEMD**-_{NNG} [40] a été effectuée. Nous avons calculé les taux d'améliorations afin de quantifier les performances de ces différentes approches proposées. L'étude comparative a révélé que l'approche **EEMD**-_{NNG} donne des taux d'améliorations supérieur aux taux d'améliorations de l'**EEMD**-_{Custom}. Il est important de noter que, les résultats du débruitage basées EEMD dépassent les résultats du débruitage basées EMD. Cependant, les algorithmes de débruitage basées EEMD exigent un temps de calcul plus élevé que les algorithmes de débruitage basées EMD ($T_{EEMD} = Ne * T_{EMD}$), et ils dépendent essentiellement du nombre d'ensemble Ne .

CONCLUSION

GENERALE

ET PRESPECTIVE

L'objectif général de cette thèse était de proposer des nouvelles approches de débruitage des signaux non-stationnaires basées sur la Décomposition Modale Empirique EMD.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté l'état de l'art des différentes méthodologies de filtrage et de débruitage basées sur l'EMD. Dans un premier temps, nous avons exposé la méthodologie de filtrage dont nous avons présenté deux approches de filtrage des signaux basées sur un critère énergétique des IMFs, qui sont la méthode **EMD-CMSE** et **EMD-CONV**. Ces deux méthodes se fondent sur l'hypothèse que les premières IMFs sont majoritairement dominées par le bruit et sont peu représentatives d'information propre au signal. Elles n'exigent pas de fonction de prétraitement. Le problème de la méthode **EMD-CMSE** est de trouver l'indice j_s basée sur le critère *CMSE* qui permet d'identifier l'indice de l'IMF à partir duquel il y a un changement significatif de l'énergie. Tandis que dans la méthode **EMD-CONV** la détermination de l'indice j_s est basée sur la comparaison visuelle entre l'énergie des IMFs du signal test et l'énergie des IMFs du modèle théorique à partir duquel il y a une divergence entre les deux énergies. Ainsi, le signal filtré est reconstruit avec seulement quelques IMFs dans lesquelles le signal pur prédomine majoritairement. Nous avons aussi effectué une comparaison entre les deux méthodes **EMD-CMSE** et **EMD-CONV**, la méthode **EMD-CONV** fournit de bons résultats en terme de rapport signal sur bruit *SNR* et *MSE*. Nous avons remarqué que l'indice j_s de l'**EMD-CONV** est différent de l'**EMD-CMSE**.

Dans un deuxième temps, nous avons présenté la méthodologie de débruitage dont l'hypothèse est que le bruit n'est pas uniquement reparti sur les premiers modes, contrairement à la méthode de filtrage. Cette méthodologie consiste à reconstruire le signal avec toutes les IMFs préalablement prétraitées (filtrage, seuillage) afin d'améliorer les résultats de la méthodologie du filtrage. Nous avons étudiés la méthode **EMD-SG** dont la fonction de prétraitement est une opération de filtrage basée sur le filtre Savitzky-Golay SG . Ce filtre RIF est très rapide et efficace pour le lissage des données bruitées. Il est important de noter, que la taille de la fenêtre d'analyse du filtre SG et son ordre doivent être bien choisis. Ensuite, nous avons présenté les deux approches **EMD-Hard** et **EMD-Soft** qui sont basées sur la décomposition EMD et les fonctions de seuillages qui s'inspirent de celui de Donoho et Johnstone pour le débruitage des signaux par ondelettes. Le calcul du seuil est aussi une tâche très importante, nous avons utilisé le seuil universel de Donoho et Johnstone . Le filtrage et le débruitage sont appliqués sur des signaux synthétiques (Blocks, Bumps, Heavysine et

Doppler) avec différents niveaux de bruits. De plus, nous avons effectué une comparaison entre les méthodes de seuillages. Globalement, les résultats obtenus par la méthodologie de débruitage sont meilleurs par rapport aux résultats obtenus par la méthodologie de filtrage. Enfin, l'approche **EMD-IT** a été présentée afin de réduire les discontinuités induites par l'**EMD-Hard** et l'**EMD-Soft**. Il est à noter que, les résultats obtenus par l'**EMD-IT** sont meilleurs que les résultats des deux méthodes classiques **EMD-Hard** et **EMD-Soft**. En général, Les diverses méthodes étudiées dans cette thèse reflètent la richesse des approches permettant le débruitage des signaux. Nous avons conclu que les résultats du débruitage dépendent de la méthode utilisée et des caractéristiques du signal traité.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté la première partie des travaux réalisés qui sont des méthodes de débruitage non paramétriques. Au début, nous avons proposé l'approche **EMD-HIMFT**, elle améliore les résultats de l'**EMD-Soft**. De même, Nous avons proposé la méthode **EMD-New** et **EMD-NNG** qui sont basées sur la décomposition EMD et les fonctions de seuillages modifiées Novel Thresholding et Non Negative Garrote respectivement. Ces deux méthodes sont vues comme des techniques de débruitage non paramétrique car elles ne nécessitent aucun réglage. Par ailleurs, Nous avons montré par des simulations numériques que le principe visuel de la détermination de l'indice j_s proposé par Flandrin et al. ne correspond pas toujours aux bons résultats, pour cela nous avons proposé un nouveau critère pour la reconstruction du signal, ce critère est basé sur la détermination de l'indice qui correspond à la valeur maximale du *SNR* après débruitage. Enfin, nous avons comparé les performances des algorithmes proposés avec des méthodes de la littérature EMD intervalle **EMD-Soft-IT** et **EMD-Hard-IT**.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté la deuxième partie des travaux réalisés et qui sont des méthodes de débruitage paramétriques. D'abord, nous avons proposé les méthodes **EMD-DSG**, **EMD-TSG** et **EMD-QSG** afin d'améliorer les résultats de la méthode originale **EMD-SG**. Nous avons montré que nos approches sont très efficaces pour les signaux très bruités, de meilleures performances ont été montrées. Le critère d'évaluation que nous avons utilisé est le rapport signal sur bruit après débruitage (*SNR*) et l'erreur (*MSE*). Ensuite, nous avons proposé une nouvelle méthode de débruitage appelée **EMD-Custom** basée sur la décomposition en mode empirique (EMD) et la fonction de seuillage (Customized Thresholding Function). De plus, nous avons aussi proposé la méthode **EMD-ITF** afin d'améliorer les méthodes **EMD-Soft**, **EMD-Hard** et l'**EMD-IT**. La méthode proposée est basée

sur l'algorithme EMD et la fonction de seuillages modifiée Improved Thresholding Function. L'implémentation des deux algorithmes **EMD-Custom** et **EMD-ITF** nécessite de faire des choix, notamment en ce qui concerne le réglage du paramètre alpha. En effet, l'**EMD-Custom** et l'**EMD-ITF** sont vues comme des techniques de débruitage paramétriques.

Enfin, une large étude comparative a été effectuée afin de confronter nos algorithmes de débruitage à d'autres méthodes. La comparaison est basée sur le calcul des taux d'améliorations par rapport aux méthodes de références (**EMD-IT-Soft** et **EMD-IT-Hard**), appliquées d'une part sur l'ensemble des signaux test (Piece-Regular, Blocks, Bumps et Doppler) et d'autre part sur des signaux réels (ECG MLII (119), ECG VI(119), ECG (107)). Les simulations numériques ont montré que nos approches proposées s'avèrent meilleurs à celles de l'**EMD-IT**.

Dans le quatrième chapitre, nous avons exposé les méthodes d'améliorations basées sur l'exploitation de l'algorithme EEMD. Inspiré par des travaux récents nous avons proposé l'application de l'approche **EEMD-CONV** sur des signaux ECG réels issus du biomédical ECG107, MLII 119 et VI 119. Cette méthode est vue comme une technique de filtrage car elle est basée sur la reconstruction partielle du signal après détermination de l'indice j_s , visuellement. Les résultats obtenus sont comparé à la méthode classique **EMD-CONV**. L'approche **EEMD-CONV** améliore significativement les résultats de l'**EMD-CONV**.

De plus, nous avons proposés d'autres contributions basées sur la décomposition EEMD, les fonctions de seuillage modifiées Customized Thresholding et Non Negative Garrote nommées **EEMD-Custom** et **EEMD-NNG**. La technique de débruitage proposée **EEMD-Custom** est appliquée sur des signaux ECG réels (111m, 112m, 113m, 114m, 115m, 116m, 121m et 122m), elle a été comparée aux méthodes ondelette, **EMD-CMSE** et **EMD-Custom**, et les simulations numériques ont montrés que l'approche **EEMD-Custom** améliore significativement les résultats des méthodes de référence : ondelette, **EMD-CMSE** et **EMD-Custom**. De même l'approche **EEMD-NNG** a été comparée aux deux méthodes **EEMD-CONV** et **EMD-NNG**, et les simulations numériques ont aussi montré que l'approche **EEMD-NNG** améliore significativement les résultats des deux approches **EEMD-CONV** et **EMD-NNG**. Cependant, les approches proposées basées EEMD nécessitent un grand temps de calcul, Puisqu'elles exigent un grand nombre d'essai (N_e). Finalement, une étude comparative entre l'**EEMD-CONV**, l'**EEMD-Custom**, et l'**EEMD-NNG** a été effectuée. Nous avons calculé les taux d'améliorations afin de quantifier les performances de ces différentes approches proposées.

L'étude comparative a révélé que l'approche **EEMD-_{NNG}** donne des taux d'améliorations supérieur aux taux d'améliorations de l'**EEMD-_{Custom}**. Il est important de noter que, les résultats du débruitage basées EEMD dépassent les résultats du débruitage basées EMD. Cependant, les algorithmes de débruitage basées EEMD exigent un temps de calcul plus élevé que les algorithmes de débruitage basées EMD ($T_{EEMD} = Ne * T_{EMD}$). Et ils dépendent essentiellement du nombre d'ensemble Ne .

A l'issu de ce travail de thèse, plusieurs perspectives se dégagent :

- ✚ Dans ce travail nous avons utilisé un seuillage universel qui s'inspire de celui de Donoho et Johnstone pour le débruitage des signaux. Afin d'améliorer les performances et la qualité du débruitage, nous proposons d'utiliser d'autres types de seuil avec les fonctions de seuillage.
- ✚ Nos contributions développées ont été illustrées sur des signaux ECG réels, elles peuvent aussi être appliquées à d'autres applications de domaines variés tels que le diagnostic de pannes mécaniques ou le traitement d'image.
- ✚ Actuellement, de nouvelles solutions sont développées pour la réduction du temps de calcul pour les méthodes de débruitage basées EEMD. Cette possibilité permet de développer d'autres algorithmes de débruitage rapide basées sur les méthodes d'améliorations de l'EEMD.

- [1] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, “*Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage*,” *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425 – 455, Aug. 1994.
- [2] D. L. Donoho, “*De-noising by soft-thresholding*,” *IEEE Trans Inform Theory*, Vol.14, no.3, pp. 612-627,1995.
- [3] Mallat S., *Une Exploration Des Signaux En Ondelettes*, Ellipses, Paris, France, 2000.
- [4] Huang N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.C., Tung C.C. and Liu H.H., “*The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis*,” *Proceedings of the Royal Society of London*, 454: 903–995, 1998.
- [5] P. Flandrin., *Temps-Fréquence*, Editions Hermes, Paris, 1993.
- [6] Boashash A., *Time-Frequency Signal Analysis and Processing, A Comprehensive Reference* , Elsevier Ltd., Oxford, UK, 2003.
- [7] Boashash B., *Time-Frequency Signal Analysis-Methods and Applications*, Longman-Cheshire, Melbourne and John Wiley Halsted Press, New York, 1992.
- [8] Cohen L., *Time-Frequency Analysis*. Englewood Cliffs, NJ Prentice-Hall, 1995, 1995.
- [9] Liang H., Lin Z., and McCallum R. W., “*Artifact reduction in electrogastrogram based on the empirical model decomposition method*,” *Med. Biol. Eng. Comput* , 38 (1): 35–41,2000.
- [10] Liang H., Lin Q., and Chen J. D. Z., “*Application of the Empirical Mode Decomposition to the Analysis of Esophageal Manometric Data in Gastroesophageal Reflux Disease*,” *IEEE Trans. Biom. Eng.*, 52 (10): 1692- 1701, 2005.
- [11] Salisbury J.I., Sun Y., “*Rapid screening test for sleep apnea using a nonlinear and nonstationary signal processing technique*,” *Med. Eng. Phys*, 29 (3): 336–343, 2007.
- [12]Yang Y., Dejie Y., Junsheng C., “*A roller fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN*,” *Journal of sound and vibration*, 294 (1-2): 269-277,2006.
- [13] Gao Q., Duan C., Fan H., Meng Q., “*Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition*,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 (5): 1072–1081,2008.

- [14] Huang N. E. and Wu Z., “A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies,” *Rev. Geophys.*, 46. 2008.
- [15] Linderhed A., “2D empirical mode decompositions in the spirit of image compression, in *Wavelet and Independent Component Analysis Applications*,” IX, SPIE Proceedings, 4738: 1–8, 2002.
- [16] Numes J. C., Deléchelle E., “*Empirical mode decomposition: Application on signal and image processing*,” *Advances in Adaptive Data Analysis*, 1(1):125–175, 2009.
- [17] Wu Z., Huang N.E., “*Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method*,” World Scientific Publishing Company, 1 (1): 1–41, 2009.
- [18] Mohguen, Wahiba., “Améliorations de la méthode EEMD,” Thèse de magister, Université Ferhat Abbas, faculté de technologie département d’électronique, 2014, 79 p.
- [19] Zhang J., Yan R., Gao R. X., Feng Z., “*Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition*,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24 (7): 2104-2123,2010.
- [20] Norden E. Huang “*Complementary ensemble empirical mode decomposition a novel noise enhanced data analysis method*,” Jia-Rong Yeh and Jiann-Shing Shieh, Department of Mechanical Engineering ,2010.
- [21] Torres, M. E., Colominas, M. A., Schlotthauer, G. and Flandrin P., “*A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise*,” *IEEE Ann. Int. Conf.on acoustics, Speech and Signal Processing ICASSP’11*, 4144-4147,2011.
- [22] R. E. Bekka, Y. Berouche, “*Improvement of ensemble empirical mode decomposition by over-sampling*,”*Advances in Adaptive Data Analysis*, Vol. 5, No. 3 1350012 (10 pages) ,2013.
- [23] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*Fast Ensemble Empirical Mode Decomposition Using the Savitzky Golay Filter*,” *Algerian Journal of Signals and Systems*; Vol. 1, N° 1, Page 79-86, 2016.

- [24] Cexus J.C., “ *Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT)* ,” Thèse de Doctorat, Univ. Rennes 1, 2005.
- [25] A.O. Boudraa, J. C. Cexus, “*EMD-Based Signal Filtering* ,” IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 56, NO. 6, pp.2196-2202 ,2007.
- [26] Flandrin P., Rilling G., and Goncalces P., “*Empirical mode decomposition as a filter bank* ,” IEEE Signal Proc. Lett., 11: 112–114,2004.
- [27] Rilling G., Flandrin P., Goncalces P., “ *Empirical mode decomposition, fractional Gaussian noise and Hurst exponent estimation* ,” IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 4 : 489 -492, 2005.
- [28] Y. Kopsinis, S. McLaughlin, “*Empirical Mode Decomposition Based Soft-Thresholding*,” in *Proc. 16th Eur. Signal Process. Conf.(EUSIPCO)*, Lausanne, Switzerland, Aug. 25–29, 2008.
- [29] Y. Kopsinis, S. Mclanglin, “*Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding* ,” IEEE Trans.Signal Process.57(4) 1351–1362, 2009.
- [30] A.O. Boudraa, J. C. Cexus, “*Denoising via empirical mode decomposition* ,” in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Control, Communications and Signal Processing(ISCCSP '06)*, p. 4, Marrakech, Morocco, March 2006.
- [31] A.O. Boudraa, J. C. Cexus, Z. Saidi, “*EMD-based signal noise reduction*,” Int. J. Signal Process. 1(1), 33–37, 2004.
- [32] J.-C. Cexus, A.-O. Boudraa, S. Benramdane “*Débruitage des signaux par approche EMD : Multi-EMDSG*,” Institut de Recherche de l’Ecole Navale, IRE Navale (EA 3634) Ecole Navale, BP 600, 29240 Brest-Armées, France .
- [33] A. Savitzky and M.J.E. Golay, “*Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures*,” Analytical Chemistry, vol. 36, pp. 1627-1639, 1964.
- [34] Press W. H., Flannery B. P., Teukolsky S. A., Vetterling W. T., “*Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*,” New York, NY: Cambridge University Press, pp. 650–655, 1988.

- [35] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*EMD-Based Soft-Thresholding of High-Frequency IMFs*,” International Conference on Embedded Systems in Telecommunications and Instrumentation (ICESTI'16), Annaba, Algeria, October, 24-26, 2016.
- [36] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*An Empirical Mode Decomposition Signal Denoising Method Based on Novel Thresholding*,” 5th International Conference on Control & Signal Processing (CSP-2017) Kairouan, Tunisia. Proceeding of Engineering and Technology-PET Vol.25 PP.13-16,28-30 October 2017.
- [37] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*Improvement of the EMD-SG denoising method*,” International Journal of Electronics and Electrical Engineering; Vol. 5, N° 1, 2017.
- [38] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*Empirical Mode Decomposition Based Denoising by Customized Thresholding*,” International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering Vol:11, No:5, 2017.
- [39] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*New Denoising Method Based on Empirical Mode Decomposition and Improved Thresholding Function*,” IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 787, 012014 doi:10.1088/1742-6596/787/1/012014, 2017.
- [40] W. Mohguen S. Bouguezel, R. Bekka, “*Signal Denoising using Ensemble Empirical Mode Decomposition and Non-Negative Garotte Thresholding Function*,” en cours de publication in International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition.
- [41] W. Mohguen S. Bouguezel, “*Denoising of ECG Signal using Ensemble Empirical Mode Decomposition*,” *Engineering, Technology & Applied Science Research*, Vol. 11, No. 5, October 2021.
- [42] A.L. Goldberger, L.A.N. Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, P.C. Ivanov, R.G. Mark, J.E. Mietus, G.B. Moody, C.-K. Peng, H.E. Stanley, PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet components of a new research resource for complex physiologic signals, *Circulation*, Vol. 101, N° 23, pp. 215–220, 2000.
- [43] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*Comparative Study of ECG Signal Denoising by Empirical Mode Decomposition and Thresholding Functions*,” 6th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE 2019), Istanbul, Turkey, April 16-17, 2019.

- [44] Chen Q., Huang N., Riemenschneider S., and Xu Y., “ *A b-spline approach for empirical mode decompositions,*” *Advances in Computational Mathematics*, 2003.
- [45] Huang N. E., Wu M. L. C., Long S. R., Shen S. S. P., Qu W., Gloersen P. et Fan K.L., “ *A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis,*” *The Royal Society of London, Mathematical, Physical and Engineering Sciences.*, 459(2037):2317–2345, 2003.
- [46] Nougier J. P., *Méthodes de Calcul Numérique Volume 2 Fonctions Équations Aux Dérivées*, Editions Hermes, Paris, France, 2001.
- [47] Shu C., et Boulanger P., “ *Triangulating trimmed NURBS surfaces,*” In *International Conference on Curves and Surfaces.*, pages 381–388, Saint-Malo, France, mai 2000.
- [48] Niang O., Delechelle E., and Lemoine J., “ *A spectral approach for sifting process in empirical mode decomposition,*” *IEEE transactions on signal processing*, November 2010, 58(11).
- [49] <https://www.kaggle.com/wiki/RootMeanSquaredError>.
- [50] W. Mohguen, R. E. Bekka, “*Improvement of ensemble Empirical Mode Decomposition by a band-limited white noise,*” 2015 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), 13-15 Dec. 2015 , Boumerdes, Algeria. DOI:10.1109/INTEE.2015.7416816.
- [51] Breiman. L., “*Better Subset Regression Using the Non Negative Garotte,*” *Technometrics*, 37(4):373-384, 1995.
- [52] Gao. HY “ *Wavelet shrinkage denoising using the non-negative garrote,*” *JComput.Graph. Statist*, Vol 7, No.4, pp. 469-488, 1998.
- [53] S.Liu , Y.Li , X.Hu , L. Liu , D.Hao, “*A Novel Thresholding Method in Removing Noises of Electrocardiogram Based on Wavelet Transform,*” *Journal of Information & Computational Science* 10:15 5031-5041 (2013).
- [54] Byung-Jun Yoon, P.P. Vaidyajnathan,, “*Wavelet-based denoising by customized thresholding,*”*ICASP-2004*.
- [55] L. Jing-yi, L. Hong, Y. Dong, and Z. Yan-sheng “*A New Wavelet Threshold Function and Denoising Application,*” *Mathematical Problems in Engineering*; Vol. 2016, 8 page

- [56] H. Wang, Z. Liu , Y. Song, X. Lu, “ *Ensemble EMD-based signal denoising using modified interval thresholding,*” IET Signal Process., 2017, Vol. 11 Iss. 4, pp. 452-461.
- [57] M. Rakshit, S. Das “*An efficient ECG denoising methodology using empirical mode decomposition and adaptive switching mean filter,*” Biomedical Signal Processing and Control ,Vol.40 ,pp. 140–148, 2018.
- [58] M. Elgendi, M. Jonkman, and F. D. Boer, "*Improved QRS Detection Algorithm using Dynamic Thresholds,*" International Journal of Hybrid Information Technology, vol. 2, no. 1, pp. 65–80, Jan. 2009.

BIBLIOGRAPHIE

DE L'AUTEUR

Conférences Internationales :

1°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Improvement of ensemble Empirical Mode Decomposition by a band-limited white noise*, 2015 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), 13-15 Dec. 2015, Boumerdes, Algeria. DOI:10.1109/INTEE.2015.7416816.

2°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Improvement of the EMD-SG denoising method*, 3rd International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE 2016), Istanbul, Turkey, April 11-12, 2016.

3°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *EMD-Based Soft-Thresholding of High-Frequency IMFs* International Conference on Embedded Systems in Telecommunications and Instrumentation (ICESTI16), Annaba, Algeria, October, 24-26, 2016.

4°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *New Denoising Method Based on Empirical Mode Decomposition and Improved Thresholding Function*, International Conference on Communication, Image and Signal Processing (CCISP 2016) Dubai, Nov.18-20, 2016.

5°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Empirical Mode Decomposition Based Denoising by Customized Thresholding* ICCEE 2017 : 19th International Conference on Communications and Electronic Engineering PARIS, FRANCE. MAY, 18-19, 2017.

6°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *An Empirical Mode Decomposition Signal Denoising Method Based on Novel Thresholding* : 5th International Conference on Control & Signal Processing (CSP-2017) 28-30 October 2017 Kairouan Tunisia. Proceeding of Engineering and Technology-PET Vol.25 PP.13-16.

7°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Comparative Study of ECG Signal Denoising by Empirical Mode Decomposition and Thresholding Functions*, 6th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE 2019), Istanbul, Turkey, April 16-17, 2019.

Articles de revues

- 1°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Fast Ensemble Empirical Mode Decomposition Using the Savitzky Golay Filter*, Algerian Journal of Signals and Systems; Vol. 1, N° 1, 2016 Page 79-86.
- 2°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Improvement of the EMD-SG denoising method* , International Journal of Electronics and Electrical Engineering; Vol. 5, N° 1, 2017.
- 3°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *New Denoising Method Based on Empirical Mode Decomposition and Improved Thresholding Function*, IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 787 (2017) 012014 doi:10.1088/1742-6596/787/1/012014
- 4°) W. Mohguen, R. E. Bekka, *Empirical Mode Decomposition Based Denoising by Customized Thresholding*, International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering Vol:11, No:5, 2017.
- 5°) W. Mohguen S. Bouguezel, *Denoising of ECG Signal using Ensemble Empirical Mode Decomposition*, Engineering, Technology & Applied Science Research, Vol. 11, No. 5, October 2021.
- 6°) W. Mohguen S. Bouguezel, R. Bekka , *Signal Denoising using Ensemble Empirical Mode Decomposition and Non-Negative Garotte Thresholding Function* , en cours de publication in International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition.

ملخص

في هذه الأطروحة ، اقترحنا تقنيات جديدة لخفض الضوضاء في الإشارات غير الثابتة باستعمال التحليل الى انماط تجريبية ام د ومتغيراتها. أولاً، تم تطبيق التقنيات المقترحة على الإشارات الاصطناعية ثم على إشارات تخطيط القلب الحقيقية. وبالمثل، تم مقارنة التقنيات المقترحة بالمقاربات الأصلية الأخرى الموجودة في المراجع والأكثر شعبية و من أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا. بعد ذلك، قمنا بتقييم موضوعي لأداء التقنيات المقترحة من خلال استخدام نسبة الإشارة إلى الضوضاء، ونسبة الخطأ التريبيعي في الإشارة .

قدمنا جزأين من التقنيات المقترحة هما طرق تقليل الضوضاء البارامترية القائمة على أساس ام د ، وطرق تقليل الضوضاء غير البارامترية القائمة على أساس ام د . بالإضافة إلى ذلك، اقترحنا معياراً جديداً لإعادة بناء الإشارة، ويستند هذا المعيار إلى تحديد المؤشر الذي يتوافق مع الحد الأقصى لقيمة نسبة الإشارة إلى الضوضاء بعد تقليل الضوضاء. لقد أظهرنا أن أساليبنا فعالة جداً بالنسبة للإشارات الصاخبة جداً. أخيراً ، اقترحنا أساليب تقليل الضوضاء استناداً إلى استغلال خوارزمية ام د . لقد أظهرنا أيضاً أن نتائج تقليل الضوضاء المستندة إلى ام د تتجاوز نتائج تقليل الضوضاء المستندة إلى ام د ومع ذلك ، تتطلب خوارزميات تقليل الضوضاء القائمة على ام د وقت حساب أعلى من خوارزميات تقليل الضوضاء القائمة على ام د. لقد ثبت في هذا العمل أن الخوارزميات المقترحة تعطي نتائج جد متفوقة مقارنة بتلك الموجودة في المراجع. تقنياتنا المطورة تم تطبيقها على إشارات تخطيط القلب الحقيقية، كما يمكن ايضاً تطبيقها على تطبيقات أخرى في مجالات مختلفة مثل تشخيص الأعطال الميكانيكية أو معالجة الصور.

الكلمات المفتاحية: س ام د ، تقليل الضوضاء ، وصف تردد وقت ، ام د ، ام د ، تصفية ، ام د ، أنماط تجريبية ، إشارة غير مستقرة.

Abstract

In, this thesis we have proposed new tools for denoising no-stationary signals based on the Empirical Modes Decomposition EMD and its variants. First, the proposed contributions were applied to synthetic data and then to real ECG signals. Similarly, they are compared to other original approaches that exist in the literature and the most popular of the state of the art. Then, we objectively evaluated the performance of our contributions by comparing the results to other classical approaches using the signal-to-noise ratio, *SNR* and the mean squared error *MSE*. Our work is presented in two parts which are: EMD-based denoising parametric methods, and EMD-based denoising non-parametric methods. In addition, We have proposed a new criterion for the reconstruction of the signal, this criterion is based on the determination of the index, which corresponds to the maximum value of the *SNR* after denoising. We have shown that our approaches are very effective for very noisy signals. Finally, we have proposed denoising methods based on the exploitation of the EEMD algorithm. We have also shown that EEMD-based denoising results exceed EMD-based denoising results. However, EEMD based denoising algorithms require a higher computation time than EMD based denoising algorithms. In this work, it has been demonstrated that the proposed algorithms give better results compared to those of the literature. Our contributions have been illustrated on real ECG signals, and can also be applied to other applications in various fields such as mechanical fault diagnosis or image processing

Key Words: CEEMD, Denoising, Time Frequency Description, EEMD, EMD, Filtering, MEEMD, Empirical Modes, no stationary Signal.

Résumé

Dans cette thèse, nous avons proposé des nouveaux outils de débruitage des signaux non stationnaires basés sur la décomposition en modes empiriques EMD et ses variantes. Tout d'abord, les contributions proposées ont été appliquées sur des données synthétiques puis sur des signaux ECG réels. De même elles sont comparées à d'autres approches originales qui existent dans la littérature et les plus populaires de l'état de l'art. Ensuite, nous avons évalué objectivement les performances de nos contributions proposées par rapport à d'autres approches classiques en utilisant le rapport signal sur bruit, *SNR* et l'erreur quadratique moyenne *MSE*. Nous avons présenté notre travail en deux parties qui sont : les méthodes de débruitage paramétriques basées EMD, et les méthodes de débruitage non paramétriques basées EMD. En plus, Nous avons proposé un nouveau critère pour la reconstruction du signal, ce critère est basé sur la détermination de l'indice qui correspond à la valeur maximale du *SNR* après débruitage. Nous avons montré que nos approches sont très efficaces pour les signaux très bruités. Enfin, Nous avons proposé des méthodes de débruitage basées sur l'exploitation de l'algorithme EEMD. Nous avons montré aussi que les résultats du débruitage basées EEMD dépassent les résultats du débruitage basées EMD. Cependant, les algorithmes de débruitage basées EEMD exigent un temps de calcul plus élevé que les algorithmes de débruitage basées EMD. Nous avons démontré dans ce travail, que les algorithmes proposés donnent des résultats meilleurs comparés à ceux de la littérature. Nos contributions ont été illustrées sur des signaux ECG réels issus du biomédical, elles peuvent aussi être appliquées aux autres applications dans des domaines variés tels que le diagnostic de pannes mécaniques ou le traitement d'image.

Mot clés : CEEMD, Débruitage, Description temps fréquence, EEMD, EMD, Filtrage, MEEMD, Modes Empiriques, Signal non stationnaire.