



The 1st International Conference on Local Resource Exploitation

www.lorexp.org / info@lorexp.org
REF: LOREXP_2021_A1170 Pages: 879–887



Optimisation des filtres à gradient stochastique (LMS) pour le débruitage efficace des signaux ECG *Optimization of least mean square filters for efficient denoising of ECG signals*

Fotsing Kuetche^{1,*}, Ntsama Eloundou Pascal¹ et Noura Alexendre¹

¹ Université de Ngaoundéré, P.O. Box 455, Ngaoundéré-Cameroun

* Auteur Correspondant : fotsing.fk@gmail.com

ABSTRACT:

Cardiovascular diseases are the leading cause of death in the world. Their diagnosis is directly related to the quality of the electrocardiogram (ECG), therefore LMS filters are used to reduce artifacts that can distort the signal and cause false diagnosis. The performances of LMS filters depends on the choice of their parameters, namely the step size and the filter length (tap weight coefficients). However, the ranges of parameter choices proposed in the literature are very large, making the operation difficult. The aim of this paper is to propose reduced ranges, which ensure optimal performances. The LMS filters, sign error LMS (SLMS), sign-sign LMS (SSLMS) and sign-data LMS (SDLMS), are applied to the 48 signals of the MIT-BIH arrhythmia database, and the best parameters for the reduction of baseline drift (BW), motion artefacts (MA) and electromyogram (EMG) noise are sought. The best filtering results are achieved for short filters ($L = [2, 4]$), combined with step size between 0.002 and 0.2. The aim of this paper is to propose reduced ranges, which ensure optimal performance. The LMS filters, sign error LMS (SLMS), double sign LMS (SSLMS) and sign data LMS (SDLMS), are applied to the 48 signals of the MIT-BIH arrhythmia database, and the best parameters for the reduction of baseline drift (BW), motion artefacts (MA) and electromyogram (EMG) noise are sought. The best filtering results are achieved for short filters ($L = [2, 4]$), combined with step size between 0.002 and 0.2. The parameters selection ranges obtained give better performance when compared to those proposed in the literature. They provide efficient filters, allowing good signal quality and fast computational operations.

Keywords: Electrocardiogram, Step size, Filter length, Performance, Signed LMS.

RÉSUMÉ :

Les maladies cardiovasculaires sont la cause première de décès dans le monde. Leur diagnostic est directement lié à la qualité de l'électrocardiogramme (ECG), d'où l'utilisation des filtres LMS, afin de réduire les artefacts pouvant distordre le signal et donc fausser le diagnostic. Les performances des filtres LMS dépendent du choix de leurs paramètres, à savoir le pas d'adaptation et la longueur (nombre de coefficient) du filtre. Cependant, les intervalles de choix des paramètres proposés dans la littérature sont très grands, rendant l'opération difficile. Le but de cet article, est de proposer des intervalles réduits, assurant des performances optimales. Les filtres LMS, LMS d'erreur de signe (SLMS), LMS double signe (SSLMS) et LMS de signe de données (SDLMS), sont appliqués aux 48 signaux de la base de données MIT-BIH sur l'arythmie, et les meilleurs paramètres pour la réduction de la dérive de la ligne de base (BW), des artefacts de mouvements (MA) et du bruit électromyogramme (EMG) sont recherchés. Les meilleurs résultats de filtrage sont atteints pour des filtres courts ($L = [2, 4]$), combiné avec des pas d'adaptation compris entre 0,002 et 0,2. Les intervalles de choix de paramètres obtenus donnent de meilleures performances lorsqu'on les compare à ceux proposés dans la littérature. Ils fournissent des filtres efficaces, conciliant bonne qualité du signal et rapidité des opérations computationnelles.

Mots clés : Électrocardiogramme, Pas d'adaptation, Longueur de filtre, Performance, LMS de signe.

1. INTRODUCTION

Les maladies cardiovasculaires constituent la principale cause de décès dans le monde. Au fil des ans, le nombre de décès qui leurs sont imputées a augmenté, passant de 13,8 millions en 2010 à 15,2 millions en 2016. Les pays à faible et moyen revenu sont les plus touchés, avec plus des trois quarts de ce ratio (World Health Organization, 2020). La prévention et la détection le plus tôt possible sont des moyens de lutte contre ces pathologies. Elles sont détectées par un examen appelé électrocardiogramme (ECG), durant lequel l'activité électrique du cœur du patient est enregistrée à partir d'électrodes placées à des endroits spécifiques du corps du patient (Li et Boulanger, 2020). La qualité des signaux ECG peut souvent être influencée par divers types de bruits : la dérive de la ligne de base (BW), les interférences des lignes électriques (PLI), le bruit de l'électromyogramme (EMG) et l'artefact de mouvement des électrodes (MA) (Ladrova et al., 2019 ; Rahul, 2019). Pour un diagnostic fiable, il est nécessaire de développer des méthodes capables de séparer le signal ECG, des artefacts indésirables.

Dans la littérature, les filtres passe-bas, passe-haut et coupe-bande à réponse impulsionnelle finie (RIF) ou à réponse impulsionnelle infinie (RII) sont couramment utilisées pour éliminer les interférences, lorsque les paramètres sont connus (Saxena et al., 2019 ; Rout et al., 2017). Lorsque ceux-ci sont inconnus et varient dans le temps, les méthodes adaptatives sont recommandées. Widrow et al. (1977) ont introduit un supprimeur de bruit adaptatif, utilisant l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS) pour ajuster les coefficients du filtre. D'autres algorithmes sont disponibles dans la littérature : réduction adaptative du bruit non biaisée et normalisée (UNANR), moindres carrés récurrents (RLS), LMS en bloc (BLMS), LMS normalisé (NLMS), les LMS de signe (Guleria et Kaur, 2016 ; Ebrahimzadeh et al., 2015 ; Tudosa et Adochiei, 2012). L'algorithme LMS est le plus utilisé globalement, car moins complexe. Cependant, ses performances sont liées au choix de ses paramètres, à savoir le pas d'adaptation et le nombre de coefficient (longueur du filtre). Ceux-ci ne sont pas donnés par aucune formule mathématique, et doivent être déterminés empiriquement. Pour des filtres moyens à longs, des recherches préconisent de choisir le pas d'adaptation entre 0 et $2/L\sigma^2$, (avec L, la longueur du filtre, σ^2 la puissance du signal d'entrée) (Haykin et Prabhakar, 2014 ; Vega et Rey, 2013 ; Diniz, 2008). Mais les intervalles sont très grands, rendant le choix difficile. De plus, aucun intervalle pour le choix optimal de L n'est fourni. Dans cet article, nous utilisons un algorithme d'optimisation pour déterminer les meilleurs paramètres des filtres LMS, LMS d'erreur de signe (SLMS), LMS double signe (SSLMS) et LMS de signe de données (SDLMS) lorsqu'ils sont utilisés pour réduire le bruit électromyogramme, les artefacts de mouvement et la dérive de la ligne de base.

2. MATÉRIEL ET MÉTHODES

2.1. Configuration du filtre adaptatif

Le filtre adaptatif est un filtre qui modifie ses coefficients en fonction du signal d'entrée. Le filtre adaptatif est utilisé pour ajuster les paramètres du filtre, en utilisant des algorithmes récurrents. Comme le montre la Figure 1, le signal d'erreur $e(n)$ est calculé en utilisant la sortie du filtre $y(n)$ et le signal désiré $d(n)$. Lorsqu'un nouvel ensemble de données du signal d'entrée $x(n)$ est disponible, l'algorithme adaptatif minimise le signal d'erreur $e(n)$ en utilisant une fonction de coût, afin de définir les coefficients de filtre appropriés $w(n)$. Le filtre numérique est implémenté en utilisant la structure RIF ou la structure RII, avec une préférence pour la première qui garantit plus de stabilité et de simplicité. Le filtre transversal, ou filtre à ligne à retard tarudée, est la réalisation RIF la plus utilisée.

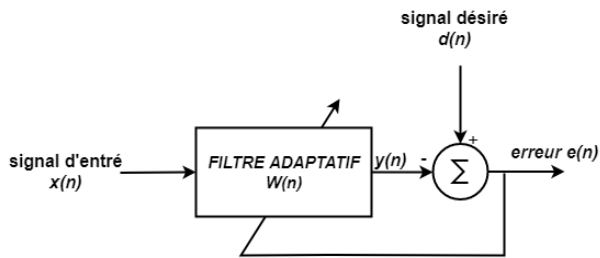


Figure 1. Principe du filtre adaptatif

2.2. Algorithme LMS

L'algorithme LMS, est un membre des algorithmes de gradients stochastiques qui peuvent être utilisés pour résoudre l'équation de Wiener-Hopf sans trouver d'inversion de matrice. L'algorithme LMS simplifie le calcul en estimant le gradient à partir des valeurs instantanées de la matrice de corrélation des entrées des prises et du vecteur de corrélation croisée entre la réponse souhaitée et les poids des prises (Zaknich, 2005). L'équation de mise à jour est la suivante :

$$w(n + 1) = w(n) - 2\mu e(n)x(n) \tag{1}$$

Ou le pas d'adaptation μ afin de garantir la convergence doit être dans l'intervalle :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \tag{2}$$

avec λ_{max} la plus grande valeur propre de la matrice de corrélation R_x

2.3. Algorithmes LMS Signés

Dans l'algorithme LMS, la complexité de calcul est le résultat d'une grande quantité d'opérations de multiplication effectuées pour renvoyer des coefficients actualisés et la sortie du filtre. L'algorithme basé sur le signe est utilisé pour réduire le coût de calcul en appliquant la fonction de signe à l'erreur et/ou aux signaux d'entrée (Vega et Rey, 2013). La fonction de signe est définie par :

$$sgn(n) = \begin{cases} 1 & n > 0 \\ 0 & n = 0 \\ -1 & n < 0 \end{cases} \tag{3}$$

Les membres les plus utilisés de cette catégorie d'algorithme sont : le LMS de signe-erreur (SLMS), le LMS de signe-signe (SSLMS) et le LMS de signe-données (SDLMS). Les équations de mise à jour des poids de ces algorithmes sont, respectivement, les suivantes :

$$w(n + 1) = w(n) - 2\mu sgn(e(n)) x(n) \tag{4}$$

$$w(n + 1) = w(n) - 2\mu sgn(e(n))sgn(x(n)) \tag{5}$$

$$w(n + 1) = w(n) - 2\mu e(n) sgn(x(n)) \tag{6}$$

2.4. Design Expérimental

2.4.1. Signaux et outils logiciels

La Figure 2 montre l'organigramme utilisé dans ce travail. Les ECG sans bruit sont tirés de la base de données « MIT-BIH arrhythmia database » (Moody et Mark, 2001). Chaque enregistrement, numérisé à 360 Hz, se compose de deux lignes : la dérivation modifiée du membre II (MLII), et une dérivation modifiée V1 (parfois V2 ou V5, V4 dans un cas). Pour ce travail, nous avons utilisé les 48 signaux de la base de données, en prenant les 1800 premiers échantillons de la deuxième ligne. L'ECG

bruité est obtenu en ajoutant au signal ECG original, le bruit BW, MA ou EMG, tirés de la base de données « MIT-BIH noise stress test database » (Moody et al., 1984). Toutes les expérimentations sont conduites sur le logiciel MatLab R2007b.

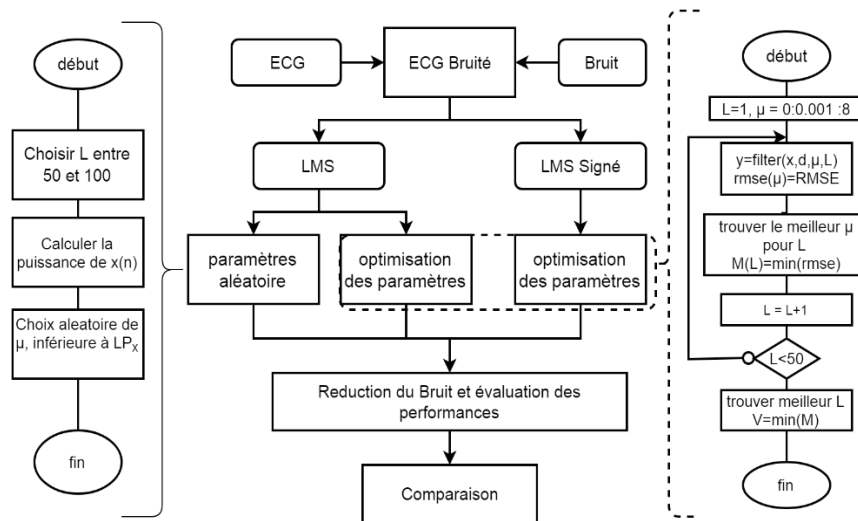


Figure 2. Algorithme globale de l'étude (centre), algorithme de choix aléatoire des paramètres (gauche), algorithme de choix optimisé des paramètres (droite)

2.4.2. Critère d'évaluation

Pour cette étude, nous avons utilisé la racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM) et l'amélioration du rapport signal/bruit (SNR_i) pour évaluer les performances des algorithmes. La REQM calcule la variance entre un signal filtré et le signal d'origine. Plus la différence est importante, plus l'erreur quadratique moyenne est faible et plus les performances sont bonnes :

$$RMSE = \sqrt{\sum_{n=1}^N \frac{(y_e(n) - y_o(n))^2}{n}} \quad (7)$$

Un SNR_i plus élevé dénote une meilleure performance du filtre. Le SNR_i est donnée comme suit :

$$SNR_i = SNR_2 - SNR_1 \quad (8)$$

Où SNR₁ est le SNR avant la réduction du bruit et SNR₂ après opération de filtrage :

$$SNR_1 = 10 * \log_{10} \left(\sum_{n=1}^N \frac{(y_o(n))^2}{(d(n) - y_o(n))^2} \right) \quad (9)$$

$$SNR_2 = 10 * \log_{10} \left(\sum_{n=1}^N \frac{(y_o(n))^2}{(y_e(n) - y_o(n))^2} \right) \quad (10)$$

$y_o(n)$, $d(n)$, $y_e(n)$ représentent le signal ECG original, bruité, et filtré, respectivement.

2.4.3. Choix des paramètres

Pour les filtres moyens à longs, les paramètres sont choisis " aléatoirement ", avec un pas d'adaptation compris entre 0 et $2/L\sigma^2$, L étant la longueur du filtre, σ^2 la puissance du signal d'entrée $x(n)$. La figure 2 (gauche) illustre le procédé.

La figure 2 (droite), décrit l'algorithme utilisé pour optimiser les paramètres. Pour une longueur de filtre donnée, on recherche le pas d'adaptation donnant l'erreur minimale. Le processus est répété en modifiant la longueur du filtre. Ensuite, le meilleur des meilleurs filtres est celui qui présente la plus petite erreur.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1. Performances de filtrage

Le Tableau 1 présente les valeurs moyennes du REQm et du SNRi, pour les 48 signaux utilisés. On note que les performances de l’algorithme LMS avec paramètres aléatoire (LMS-rand), sont toujours inférieures aux méthodes optimisées. Pour la réduction de la dérive de la ligne de base (BW), les méthodes SDLMS et LMS optimisées fournissent de meilleures performances avec SNRi de l’ordre de 8.01 et 8.06 dB respectivement, et REQm égal à 0.16 pour les deux méthodes. Pour la réduction des artefacts de mouvement (MA), l’algorithme LMS-opt donne de meilleures performances par rapport aux autres (SNRi = 9,9dB REQm=0,14), tandis que l’algorithme SDLMS est mieux adaptée pour le filtrage du bruit électromyogramme (EMG) avec un SNRi moyen de 10.45dB et 0.12 pour REQm.

Tableau 1. Comparaison des performances entre méthode aléatoire et optimisée (les meilleures valeurs moyennes en gras et italique).

Bruit	Niveaux (dB)	BW		MA		EMG	
		REQm	SNRi	REQm	SNRi	REQm	SNRi
LMS-rand	-5	0.3	7,52	0,31	7,61	0,40	5,22
	0	0.25	4,24	0,27	3,52	0,25	4,26
	5	0.18	1,94	0,19	1,69	0,2	0,97
	<i>moyenne</i>	<i>0,24</i>	<i>4,57</i>	<i>0,26</i>	<i>4,27</i>	<i>0,28</i>	<i>3,48</i>
LMS-opt	-5	0.23	9,93	0,19	11,41	0,19	11,80
	0	0.16	7,83	0,14	9,07	0,15	8,73
	5	0.10	6,42	0,10	7,10	0,12	6,00
	<i>moyenne</i>	<i>0,16</i>	<i>8,06</i>	<i>0,14</i>	<i>9,19</i>	<i>0,15</i>	<i>8,84</i>
SLMS	-5	0.26	9,12	0,23	9,99	0,19	11,50
	0	0.18	7,06	0,16	7,99	0,16	8,32
	5	0.12	5,52	0,12	5,82	0,13	5,45
	<i>moyenne</i>	<i>0,19</i>	<i>7,23</i>	<i>0,17</i>	<i>7,93</i>	<i>0,16</i>	<i>8,42</i>
SSLMS	-5	0.24	9,74	0,25	9,31	0,18	12,14
	0	0.18	6,90	0,17	7,35	0,14	9,04
	5	0.13	4,83	0,11	5,74	0,12	5,92
	<i>moyenne</i>	<i>0,18</i>	<i>7,16</i>	<i>0,18</i>	<i>7,47</i>	<i>0,15</i>	<i>9,03</i>
SDLMS	-5	0.21	10,37	0,21	10,82	0,16	13,03
	0	0.16	7,75	0,15	8,62	0,12	10,41
	5	0.11	5,90	0,10	6,87	0,09	7,91
	<i>moyenne</i>	<i>0,16</i>	<i>8,01</i>	<i>0,15</i>	<i>8,77</i>	<i>0,12</i>	<i>10,45</i>

La figure 3 décrit l’allure des signaux après débruitage, pour un SNR1 de 0dB. Pour cette figure, (a) représente le signal bruité, (b), (c), (d), (e), (f) le signal recouvré par LMS-rand, LMS-opt, SLMS, SSLMS, SDLMS, respectivement. Pour chaque opération de filtrage, on peut observer que les formes d’ondes des signaux recouverts par l’algorithme LMS-rand présentent le plus de distorsion comparée aux autres méthodes.

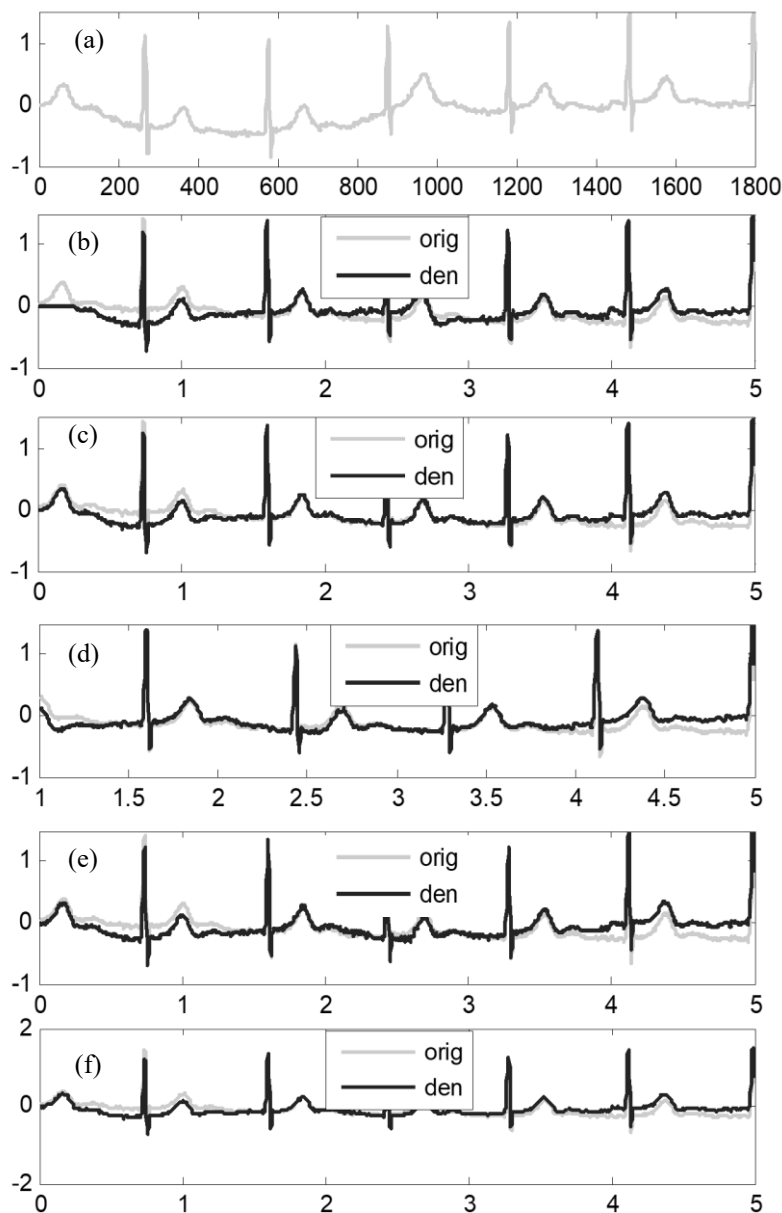


Figure 3. Réduction du bruit. Signal bruité (a), signal débruité par LMS-rand (b), par LMS-opt (c), par SLMS (d), par SSLMS (e), par SDLMS (f).

3.2. Paramètres de filtres optimisés

Le Tableau 2 et le Tableau 3 présentent les paramètres optimisés, le pas d'adaptation et le nombre de coefficients du filtre respectivement. Pour les filtres LMS-opt et SLMS, on constate que la valeur moyenne du pas d'adaptation augmente avec la qualité du signal, ceci quel que soit le bruit considéré ; on trouve par exemple 0.082, 0.086 et 1.066 pour un bruit MA de -5, 0 et 5dB. Par ailleurs, pour les filtres SSLMS et SDLMS, cette valeur moyenne est assez peu variable (0.003 pour SSLMS et $\cong 0.01$ pour SDLMS, pour la réduction du bruit MA). A partir de ces moyennes, nous déduisons les intervalles du pas d'adaptation, pour des meilleures performances : 0,002 à 0,2 pour BW, 0,003 à 0,2 pour MA et 0,003 à 0,1 pour EMG. On déduit donc globalement l'intervalle 0,002 à 0,2.

Tableau 2. Statistiques des pas d’adaptation (μ) optimisé pour différent niveaux de bruit

Bruits	Niveaux (dB)	BW			MA			EMG		
		min	max	moy	min	max	moy	min	max	moy
LMS-opt	-5	0,002	0,780	0,082	0,002	0,937	0,070	0,002	1,030	0,081
	0	0,003	0,753	0,086	0,003	1,189	0,107	0,005	0,933	0,089
	5	0,001	1,066	0,172	0,005	3,017	0,213	0,009	0,946	0,137
SLMS	-5	0,002	0,102	0,016	0,003	0,054	0,018	0,002	0,070	0,017
	0	0,004	0,092	0,018	0,004	0,112	0,023	0,004	0,093	0,027
	5	0,001	0,110	0,031	0,001	0,300	0,041	0,006	0,161	0,038
SSLMS	-5	0,001	0,009	0,003	0,001	0,010	0,004	0,001	0,010	0,003
	0	0,001	0,010	0,002	0,001	0,013	0,003	0,001	0,020	0,003
	5	0,001	0,010	0,002	0,000	0,013	0,003	0,000	0,013	0,003
SDLMS	-5	0,001	0,091	0,010	0,002	0,064	0,010	0,002	0,032	0,006
	0	0,001	0,015	0,005	0,002	0,040	0,01	0,002	0,037	0,007
	5	0,000	0,018	0,006	0,001	0,073	0,011	0,002	0,039	0,01

Tableau 3. Statistiques des Longueurs (L) optimisé pour différent niveaux de bruit

Bruits	Niveaux (dB)	BW			MA			EMG		
		min	max	moy	min	max	moy	min	max	moy
LMS-opt	-5	1	3	1,9	2	3	3,0	2	3	3,0
	0	1	3	1,9	2	3	2,8	2	3	2,6
	5	1	6	1,5	1	3	2,5	2	3	2,2
SLMS	-5	1	11	2,5	2	8	2,8	2	4	2,9
	0	1	12	2,3	1	4	2,5	1	3	2,2
	5	1	10	1,9	1	8	2,5	1	4	2,1
SSLMS	-5	1	14	3,1	1	6	3,1	2	4	2,9
	0	1	9	2,4	1	8	3,3	2	4	2,8
	5	1	9	1,8	1	9	2,8	1	4	2,5
SDLMS	-5	1	14	3,0	2	4	2,9	3	3	3,0
	0	1	15	3,8	1	4	2,8	2	4	2,8
	5	1	9	2,1	1	6	2,5	2	3	2,6

A partir du Tableau 3, une analyse des moyennes nous permet de déterminer les longueurs de filtre les plus récurrents pour les 48 signaux considérés dans cette étude. Pour réduire les artefacts de mouvement (MA) et le bruit électromyogramme (EMG), une tendance comprise entre 2 à 3 coefficients fournit de meilleures performances, tandis que la dérive de la ligne de base (BW)

requiert en moyenne entre 2 à 4 coefficients. Les filtres optimisés sont donc relativement courts. Le minimum des meilleurs REQM s’observe pour des filtres courts, quel que soit le bruit. Pour le débruitage d’un signal vocal noyé dans un bruit gaussien, Ahmed et al. (2015) observent un comportement similaire. Comme l’illustre la figure 4(a), la racine de l’erreur quadratique moyenne (REQM) croit avec la taille du filtre. Ces observations pourraient s’expliquer par le fait que le pas d’adaptation décroît en fonction de la longueur du filtre, comme décrit à la figure 4(b). De petites valeurs du pas d’adaptation entraînant une convergence lente, un filtre au paramètres « aléatoires » n’as donc pas le temps d’atteindre de petites valeurs de REQM. De plus, plus le nombre de coefficient d’un filtre est important, plus les retard (ou temps d’attente) sont élevés. Widrow et McCool (1977) relèvent que c’est l’un des inconvénients des filtres longs, auquel s’ajoutent un grand misadjustment et une complexité élevée. Ainsi, nos résultats permettent non seulement d’atteindre de meilleures performances, mais aussi de réduire considérablement la complexité des algorithmes explorés.

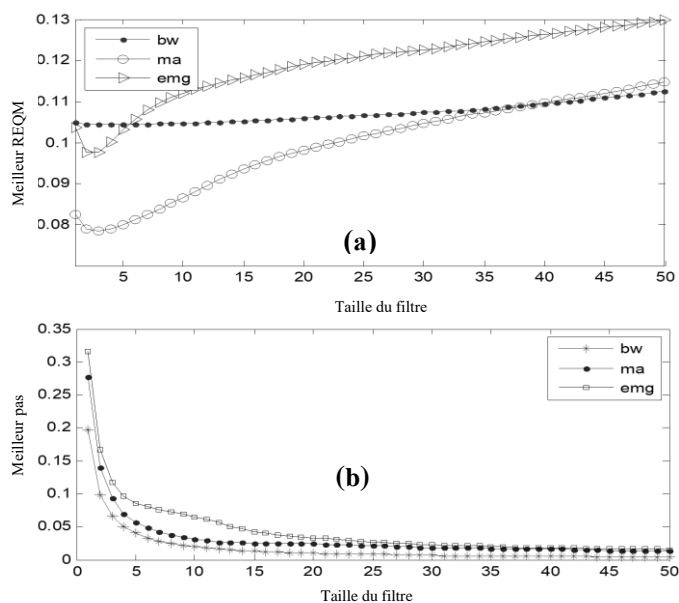


Figure 4. Allure des meilleurs REQM en fonction de la taille du filtre (a), meilleurs pas d’adaptation en fonction de la taille du filtre (b).

4. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons proposé des intervalles de choix des paramètres donnant des performances optimales, pour la réduction de la dérive de la ligne de base, des artefacts de mouvements, et du bruit électromyogramme. Les résultats expérimentaux effectués sur les 48 signaux de la base de données du MIT-BIH sur les arythmies, montre que les meilleurs résultats de filtrage sont atteints pour des filtres courts ($L = [2, 4]$), combiné avec des pas d’adaptation compris entre 0,002 et 0,2. Comme principal avantage, ces intervalles fournissent un gap réduit pour le choix des paramètres. De plus, ils assurent une implémentation moins complexe en termes d’opération computationnelle, des temps d’attente moins long et un misadjustment réduit : des filtres efficaces conciliant rapidité et qualité.

5. DÉCLARATION DES CONFLITS D’INTÉRÊT

Les auteurs déclarent qu’il n’y a aucun conflit d’intérêt.

6. RÉFÉRENCES

- Ahmed S., Afroz F., Tawsif A., Huq A., 2015. CANCELLATION OF WHITE AND COLOR NOISE WITH ADAPTIVE FILTER USING LMS ALGORITHM. *International Journal of Wireless & Mobile Networks (IJWMN)*, **7**(4), 19–36.
- Diniz P., 2008. Adaptive Filtering, Springer US, Boston.
- Ebrahimzadeh E., Pooyan M., Jahani S., Bijar A., Setaredan S.K., 2015. Ecg signals noise removal: selection and optimization of the best adaptive filtering algorithm based on various algorithms comparison. *Biomedical Engineering: Application, Basis and Communication*, **27**(4), 1–13.
- Guleria R., Kaur R., 2016. Removing the power line interference from ECG signal using Kalman least mean square filter. *International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES)*, 1151–1157.
- Haykin S.S., Prabhakar T., 2014. Adaptive filter theory. Pearson, Upper Saddle River.
- Ladrova M., Martinek R., Jaros R., 2019. Power Line Interference Elimination in ECG Signals. *Journal of biomimetics Biomaterials and Biomedical Engineering*, **41**(105), 105–115.
- Li H.Z., Boulanger P., 2020. A Survey of Heart Anomaly Detection Using Ambulatory Electrocardiogram (ECG). *Sensors*, **20**(5), 1461.
- McCool J.M., Widrow B., 1977. Principles and applications of adaptive filters: A tutorial review. NAVAL UNDERSEA CENTER SAN DIEGO CALIF, 42p.
- Moody G.B., Mark R.G., 2001. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, **20**, 45–50.
- Moody G.B., Muldrow W., Mark R.G., 1984. A noise stress test for arrhythmia detectors. *Computers in Cardiology*, **11**, 381–384.
- Rahul K., 2019. Signal Processing Techniques for Removing Noise from ECG Signals. *Biomedical Engineering and Research*, **3**(101), 1–9.
- Rout N.C., Garnaik S., Sethi K., 2017. A Comparison Study of Signal Processing Tools for Denoising of Electrocardiogram Signal. *International Conference on Innovations in Control, Communication and Information Systems (ICICCI)*, 1–5.