

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études

présenté par

BENAMARA Abdellatif

pour l'obtention du diplôme master d'état en Électronique option micro système et
conception des circuits électroniques

Thème

La détection des potentiels d'action PA d'un signal neuronal par seuillage adaptatif

Proposé par : KAOULA Ikram & BOUGHERIRA Nadia

Année Universitaire 2013-2014

Remerciements

ملخص:

كلمات المفاتيح:

Résumé : Utiliser ces trois champs pour écrire un résumé de votre mémoire dans l'ordre suivant : arabe, français et anglais. Ces trois langues sont indispensables pour le mémoire. Le résumé ne doit pas dépasser les huit lignes ni moins de quatre lignes. Eviter de faire des sauts de lignes dans le résumé pour ne pas dépasser le nombre de lignes exigé.

Ce document doit être fourni pour chaque binôme en cours de préparation du mémoire du projet de fin d'études. Le non respect de ce format entrainera le rejet du mémoire. Nous vous prions de respecter le format.

Mots clés : Premier mot ; Deuxième mot ; Troisième mot clé.

Abstract :

Keywords :

Listes des acronymes et abréviations

Table des matières

Les titres **liste des figures** et **liste des tableaux** ne figurent pas dans la table des matières.

Liste des figures

Utiliser cette liste si vous avez des figures dans votre manuscrite.

Liste des tableaux

Utiliser cette liste si vous avez des tableaux dans votre manuscrite.

Introduction générale

Pour une bonne et uniforme présentation du mémoire de projet de fin d'études (PFE), la commission PFE ainsi que la direction du département d'électronique fourni aux étudiants ce document représentant un format du mémoire du PFE.

Chapitre 1 Titre du premier chapitre

1.1 Première Section

1.1.1 Deuxième section

En page de garde, vous devez changer la phrase "pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Électronique option communication (contrôle)" selon votre formation et spécialité. Par exemple : pour l'obtention du diplôme de Master en Électronique spécialité Réseaux et Télécommunication.

a Troisième section

1.2 Texte

1.2.1 Taille de la police

La taille de la police est 12.

1.2.2 Interligne

L'interligne dans tout le document doit être de 1.5.

1.2.3 Alignement

Le texte doit être aligné partout dans le document.

1.2.4 Références

Les références doivent être numérotées en chiffre arabe et dans l'ordre de l'apparition [1].

1.3 Figures

Les figures doivent être centrées dans le corps du texte.

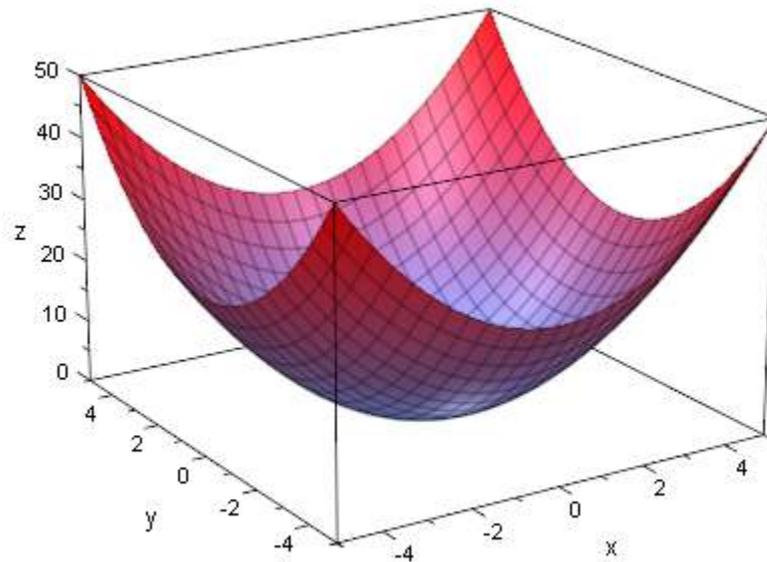


Figure 1. Exemple.

1.4 Tableaux

MASTERS	Nombre de projets	Nombre d'étudiants
Traitement de l'information et systèmes	10	5
Réseaux et Télécom.	25	15

Tableau 1. Exemple.

1.5 Numérotation des pages

La numérotation doit commencer de l'introduction générale ou du premier chapitre (s'il n'a pas d'introduction générale dans le projet de fin d'études).

Chapitre 2 Titre du deuxième chapitre

2.1 Première Section

2.1.1 Deuxième section

a Troisième section

Chapitre 3 Titre du troisième chapitre

3.1 Première Section

3.1.1 Deuxième section

a Troisième section

Conclusion générale

Cette première version (2011/2012) du format du mémoire a été proposée par **Farid YKHLEF**, enseignant au département d'électronique, faculté de technologie, université SAAD DAHLAB de Blida.

Annexes



Bibliographie

[1] Auteur1, Auteur2 et Auteur3 : 'Titre du livre', éditeur, année de l'édition.

[2] Auteur1 et Auteur2 : 'Titre de l'article', Thème de la conférence, Pays, numéros de page, année.

[3] Auteur1 et Auteur2 : 'Titre de l'article', 'Titre de la revue', éditeur, numéros de volume et de page, année.

Dédicace

Je suis extrêmement reconnaissant à ma mère et mon père pour leur amour et leur soutien tout au long de mes études, à mon frère qui à supérieures à contribué à dédramatiser certains moments plus difficiles, à sa femme, à mes sœurs et à ma petite famille.

Remerciements

Je voudrais d'abord remercier mes promotrice Mme IKRAM kaoula et co-promotrice Mme BOUGHERIRA Nadia, pour m'avoir donné l'occasion de travailler sur un projet motivant et novateur, dans d'excellentes conditions.

J'ai une pensée amicale à toutes la promo de l'année 2013et celle de l'année 2014 .

Je remercie tous mes collègues qui mon aider.

Mes remerciement vont aussi à toute l'équipe du labo du micro système

Résumé

On a utilisé le signal fixe et le signal adaptatif dans la détection des Potentiel d'Action (PA) d'un signal neuronal.

Les méthodes seuillage fixe ou adaptatif sont utilisées, dans ce travail on développe la méthode du seuillage fixe puis celle du seuillage adaptatif utilisant la cellules de HARISSON ,et du seuillage adaptatif en mettant en œuvre la méthode des énergies NEO puis des résultats sont donnés .

Les mots clé :

Le potentiel d'action, HARISSON, seuillage adaptatif, seuillage fixe,

Abstract

We used and sets the signal in the adaptive signal detection Action potential (PA) of a neural signal.

The fixed or adaptive thresholding methods are used, in this work the fixed thresholding method and that of the adaptive thresholding using HARISSON cells are developed, and the adaptive thresholding method implementing energy NEO then results are given.

the keywords :

The action potential HARISSON, adaptive thresholding, fixed thresholding

الملخص:

استخدمنا ووضعنا إشارة في إمكانية الكشف عمل إشارة على التكيف (AP) النبضات العصبية. وتستخدم أساليب العتبة ثابتة أو التكيف، في هذا العمل طريقة العتبة ثابت وذلك من العتبة التكيفية باستخدام خلايا HARISSON يتم تطويرها، وطريقة التكيف تنفيذ NEO الطاقة ثم تعطى نتائج

الكلمات المفاتيح:

(النبضات العصبية AP), هاريسون، العتبة التكيف، العتبة الثابتة

Listes des figures

Figure I- A) Localisation des principaux signaux électriques du corps humain.....	2
B) Plage de tension/fréquence des principaux signaux électriques du corps humain	
Figure I-2 : anatomie du système nerveux central.....	3
Figure I- 4 : le cerveau.....	4
Figure I-5 : représentation du synapse.....	5
Figure I-6 : Le neurone	6
Figure I-7 : description des différentes phases d' potentiel d'action.....	7
Figure I-8 durée et seuil du potentiel d'action	9
Figure I-9 : Interfaces invasives.....	11
Figure I-10 : Modèle électrique des électrodes invasives	12
Figure II.1 seuillage brut.....	17
Figure II. 2 seuillage adaptatif.....	17
Figure II. 3 méthode de seuillage absolue	18
Figure II. 4 seuillage fixe avec algorithme de calcul du seuil adapté.....	19
Figure II. 5 exemple de détection utilisant le seuillage fixe.....	20
Figure II. 6 distribution normale du signal $f(x)$ et représentation de la largeur à mi-hauteur FWHM	22
Figure II. 7 diagramme fonctionnel de l'algorithme de détection des Pas en temps réel	23
Figure II. 8 diagramme fonctionnel de l'algorithme de détection des Pas en temps réel avec prétraitement.....	24
Figure II. 9 Détection et alignement des Pas	25
Figure II.10 décomposition en SWT sur 3 niveaux.....	27
Figure II. 11 bloc de détection en ondelettes	29
Figure III. 1 schéma fonctionnel	31
Figure III. 2 organigramme du seuillage fixe	32
Figure III. 3 seuillage fixe brute et absolue avec std POUR $k=2$ et 2.6	33
Figure III. 4 seuillage fixe brute et absolue avec std POUR $k=3.7$ et 4.1	34
Figure III.5 seuillage fixe brute et absolue avec la médiane $K=10$, $k=2$	35

Figure III.6 seuillage fixe brute et absolue avec la médiane $K=42$, $k=4.8$	36
Figure III.7récapitulatif obtenus les plus performante pour les deux méthodes (mediane et std).....	37
Figure III.8 schéma fonctionnel du seuillage adaptatif en temps réel.....	38
Figure III.9 organigramme de la méthode HARISSON.....	39
Figure III.10 mauvaise détection en posent $k= 5$	40
Figure III.11 bonne détection en posent $k= 8$	40
Figure III.12 absence de Pas	41
Figure III.13 schéma bloc de la mémoire NEO.....	42
Figure III.14 organnigramme du seuillage adaptatif avec la méthode NEO.....	43
Figure III.15 seuillage adaptatif avec prétraitement NEO pour $c=4$ et 8	44
Figure III.16 seuillage adaptatif avec prétraitement NEOpour $c=12,15$ et 16	45
Figure III.17 fonctiennement de l'interface graphique GUI.....	46

Remerciement

Dédicace

Résumé

Introduction général

Chapitre I généralités

I-10 Introduction.....	1
I-2 Le vivant.....	2
I-3 Le système nerveux	3
I-3-1 Le Système Nerveux Central au microscope.....	4
I-3-2 la transmission du message nerveux au niveau d'une synapse.....	5
I-3-3 Conduction Nerveuse.....	5
I-3 Le potentiel d'action.....	6
I-4 Durée et seuil du potentiel d'action.....	8
I-4-1 Durée d'un potentiel d'action.....	8
I-4-2 Le seuil du potentiel d'action.....	9
I-4-3 Caractéristique du potentiel d'action.....	10
I-5 l'interface homme machine.....	10
I-6 Les interfaces bioélectroniques.....	10
I-6-1 capteurs invasives	11
I-6-2 Interfaces non-invasives	14
I-7	
Conclusion	15

Chapitre II

II-1 Introduction.....	16
II-2 Les différents types de détection de PA.....	17
II-2-1 seuillage fixe.....	18
II-2-2 seuillage adaptatif.....	21
II-3 les algorithmes de prétraitement utilisés dans la détection des PAs.....	24
II-4 Prétraitement utilisant la valeur absolue.....	26
II-5 Prétraitement utilisant un opérateur d'énergie non linéaire	26
II-6 Prétraitement utilisant la transformée en ondelettes stationnaire(SWT).....	27

II-4 conclusion.....	29
----------------------	----

Chapitre III Testes et résultats

III-1 introduction	30
III-2 La méthodes du seuillage Fixe	31
III-3 Méthode du seuillage adaptatif en temps réel	38
III-3-1 Procédé de HARISSON.....	38
III-3-2 la méthode de NEO.....	41
III-4 l'interface GUI	46
III-5 conclusion	48

Conclusion générale

Bibliographie

Listes des figures

Conclusion générale

L'idée de détection des PAs découle du fait que cette information est primordiale pour coder l'information biologique. Nous avons eu donc pour objectif de tester plusieurs algorithmes de détection des Pas à partir d'un signal neuronal, plusieurs techniques ont été présentés parmi lesquelles nous avons implémenté les méthodes de détection par seuillage fixe avec signal neuronal brut puis absolue, et par seuillage adaptatif avec la conception de HARISSON ET NEO. nous avons obtenu des résultats qui sont satisfaisant par rapport aux exigences du cahier des charges. Cependant ce travail reste encore très incomplet vu le domaine de la neuroscience reste très vaste et très mystérieux.

Il est clair que ce travail peut constituer une plate forme pour les travaux futures, à savoir dans le domaine de la microélectronique

Ce travail nous a permis de découvrir un domaine de recherche très intéressant et très enrichissant, et de développer nos connaissances scientifiques.

-Chapitre I

Généralités

I-1 Introduction :

L'interaction entre la biologie et l'électronique est une discipline en pleine essor. De nombreux systèmes électroniques tentent de s'interconnecter avec des tissus ou des cellules vivantes afin de décoder l'information biologique. Le Potentiel d'action (PA) est au cœur de codage biologique et par conséquent il est nécessaire de pouvoir les repérer sur tout type de signal biologique.

Dans ce chapitre il est question de donner quelques généralités sur la nature des signaux mesurables dans un corps humain, ainsi que de présenter et définir les PAs. Il s'agit également de présenter quelques interfaces qui permettront de générer le PA.

I-2 Le vivant :

Le vivant recouvre tous les organismes qui peuplent notre planète(les animaux , les plantes , les bactéries Etc.) qui sont doté la vie C'est pourquoi dans cette partie, nous allons préciser notre pensée en détaillant les différentes "matières" vivantes sur lesquelles nous souhaitons mesurer des signaux électriques biologiques. A titre d'exemple, les figures I.A et I.B montre un aperçu de la localisation et de la plage de tension / fréquence de certains signaux électrique dans le corps humain.

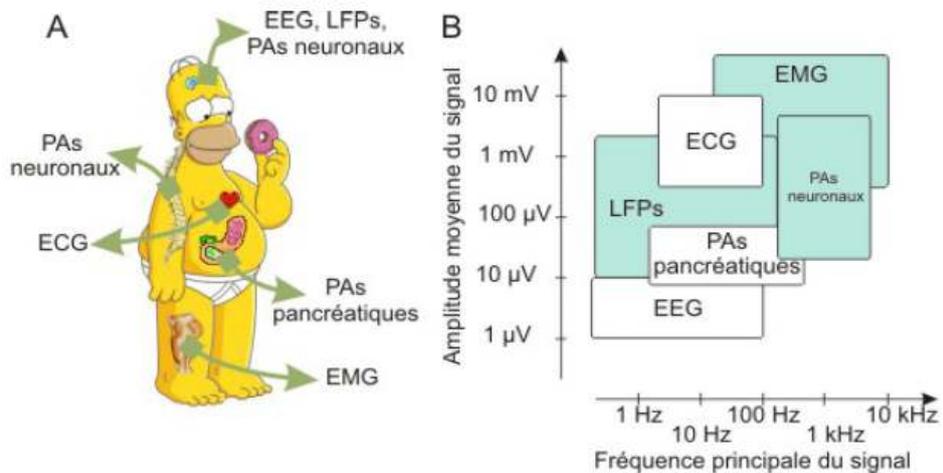


Figure I-A) Localisation des principaux signaux électriques du corps humain. ECG (Électrocardiogrammes), EMG (électromyogrammes), PAs (potentiels d'actions), LFPs (local field potentiels). **B)** Plage de tension/fréquence des principaux signaux électriques du corps humain.

Ces signaux représentent une activité électrique provenant de cellules ou d'organes représentatrice des nombreuses fonctionnalités du corps humain. Selon les méthodes d'enregistrement ou la nature même de l'objet vivant étudié, l'activité électrique d'une cellule vivante diffère. Le signal biologique

peut être composé de PA isolés ou presque (mesure d'un seul ou un petit groupe de neurone), composé d'un très grand nombre de sources plutôt asynchrones (EMG, LFP, EEG) ou composé de PAs synchronisés souvent nommés "composés" (ECG, PAs pancréatique et neuronaux).

I-3 Le système nerveux :

Le système nerveux (SN) est spécialisé dans la conduction, la transmission et le traitement des informations. Présent dans toutes les régions du corps, il représente un des plus importants moyens de communication de l'organisme.

Le système nerveux (SN) est composé en deux parties, le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP).

Cette partition est arbitraire car le système nerveux forme un tout qui, chez l'homme, n'est pas découpé en organes séparés.

Concentré à l'intérieur du crâne et de la colonne vertébrale qui le protègent, le **SNC** est constituée, de haut en bas, par l'encéphale (cerveau, tronc cérébral et cervelet) prolongé par la moelle épinière.

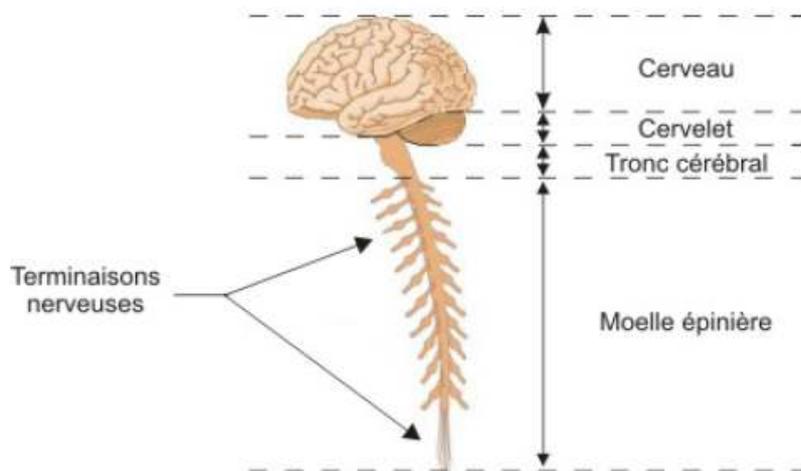


Figure I-2 : anatomie du système nerveux central

Le **SNP**, en parfaite continuité avec le SNC, est formé de ganglions et de nerfs périphériques qui irradient de l'encéphale et de la moelle vers tous les points de l'organisme, assurant l'acheminement :

- des informations sensibles vers le SNC (comme la sensibilité de la peau et la vision, l'audition, le goût, ou l'odorat)
- des ordres du SNC vers les effecteurs périphériques (par exemple vers les muscles pour effectuer des mouvements volontaires).

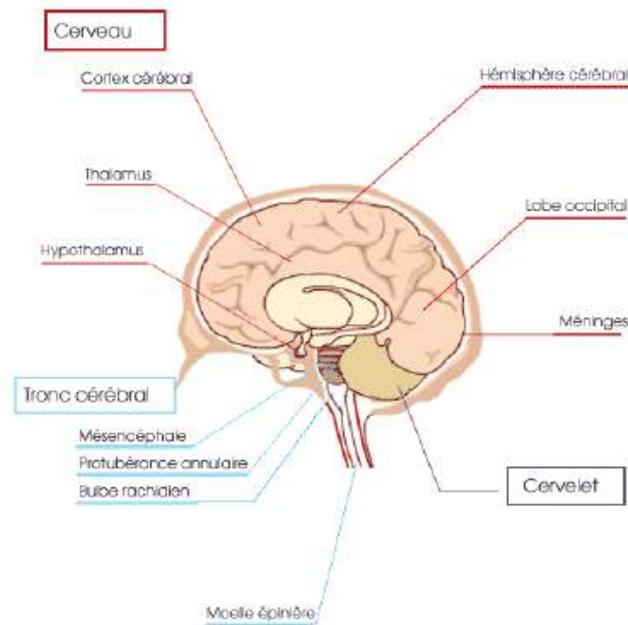


Figure I- 3: le cerveau

I-3-1 Le Système Nerveux Central au microscope

La connaissance du SNC, chez l'homme tant sain que malade, passe inmanquablement par son examen au microscope. Microscope optique (MO) d'abord, puis microscope électronique (ME) qui grossit beaucoup plus. Par la suite, la génétique et la biologie moléculaire ont pris la relève, mais le MO est resté l'outil de base permettant de visualiser et de localiser précisément les différents constituants des cellules du SN.

I-3-2 la transmission du message nerveux au niveau d'une synapse :

A la base du système neuronal se trouvent des neurones interconnectés ou non représentant les entités essentielles dans la "symphonie" du SNC. Ils forment un réseau pouvant aller jusqu'à cent mille milliards d'individus et nous permettent de réaliser la totalité de nos activités conscientes ou non [1]. Les réseaux se créent grâce à la propriété qu'ont les neurones à se connecter à d'autres via les dendrites, les axones et les synapses. La synapse est une excroissance d'un neurone et correspond à la zone de contact fonctionnelle entre deux neurones (neurone post et présynaptique). Son rôle est de transmettre l'information soit électriquement dans le cas d'une synapse électrique soit par le biais de neurotransmetteur dans le cas d'une synapse chimique (figure I.4).

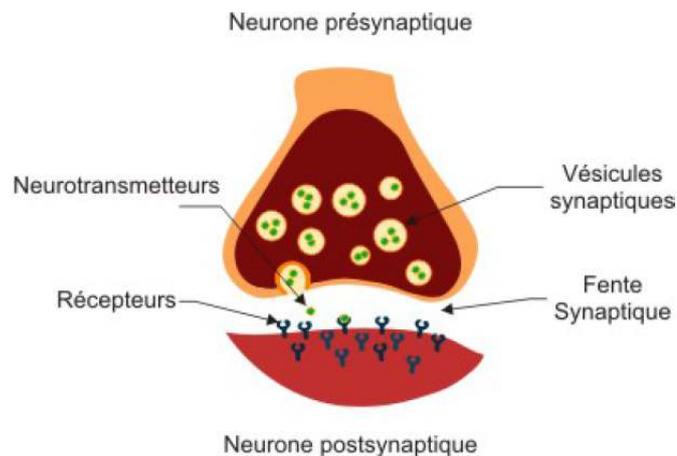


Figure I-4 : représentation du synapse.[2]

I-3- 3 Conduction Nerveuse

Le rôle fondamental du neurone est de recevoir, de propager et de transmettre, voir de faire naître des signaux. Pour remplir ces fonctions, les neurones sont généralement très allongés (leur longueur peut dépasser un mètre chez l'homme). Chaque neurone est constitué d'un corps cellulaire qui contient le noyau et d'un certain nombre de longs et fins prolongements qui rayonnent à partir du corps cellulaire. Certains neurones présentent un long

axone qui véhicule les signaux du corps cellulaire vers des cibles éloignées, et plusieurs dendrites plus courtes et ramifiées, qui s'allongent comme des antennes à partir du corps cellulaire et offrent ainsi une très grande surface de réception pour les signaux qui proviennent des axones d'autres cellules nerveuses. Les signaux peuvent être reçus sur le corps cellulaire lui-même. A la différence des dendrites l'axone a un aspect lisse et un diamètre relativement homogène. L'axone présente également des ramifications en son extrémité et peut ainsi transmettre simultanément son message à de nombreuses cellules cibles. L'axone et ses ramifications peuvent être recouverts d'une gaine, la gaine de myéline dont la synthèse est assurée par les cellules gliales présentes autour des axones. Les axones et leurs ramifications se terminent par une arborescence terminale dont les extrémités sont renflées et établissent des contacts synaptiques avec des cellules cibles. La principale caractéristique des axones est de conduire des **potentiels d'action** sur de longues distances sans perte d'amplitude [3]

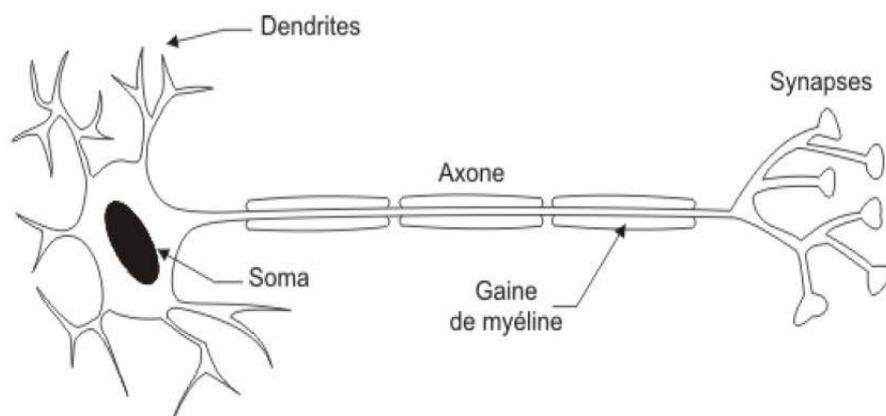


Figure I-6 : Le neurone

I-4 Le potentiel d'action

Il existe une différence de potentiel d'action au repos, qui est variable selon les cellules et est de l'ordre de -70 mV dans les neurones. Cette différence est liée à l'asymétrie de distribution ionique entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule. Le potentiel d'action représente l'événement bref au cours duquel cette

asymétrie se modifie. C'est une variation rapide, transitoire et importante (100 mV) du potentiel de membrane qui change de signe de sorte que l'intérieur de la cellule devient passagèrement plus positif que l'extérieur. Bien que le potentiel d'action soit une propriété du système nerveux, il n'est pas cependant l'apanage, car il y a des potentiels d'action qui se retrouvent dans les cellules musculaires et certaines glandes endocrines. Il existe deux types de potentiels d'action :

Le premier dit **potentiel d'action sodique** ou **potentiel d'action rapide** est celui où seuls les ions Na^+ sont responsables de la dépolarisation, on le rencontre essentiellement dans les neurones et les fibres musculaires squelettiques.

Le second appelé **potentiel d'action sodocalcique** ou **potentiel d'action à plateau calcique** est celui dans lequel les ions Ca^{2+} participent à la dépolarisation. Il est à typique des cellules myocardique et à certains muscles lisses.

Avant de décrire les caractéristiques du potentiel d'action rapide, donnons quelques définitions :

Les cellules polarisées : au repos qui ont un potentiel membranaire différent de zéro (en pratique négatif) sont dites **polarisées**.

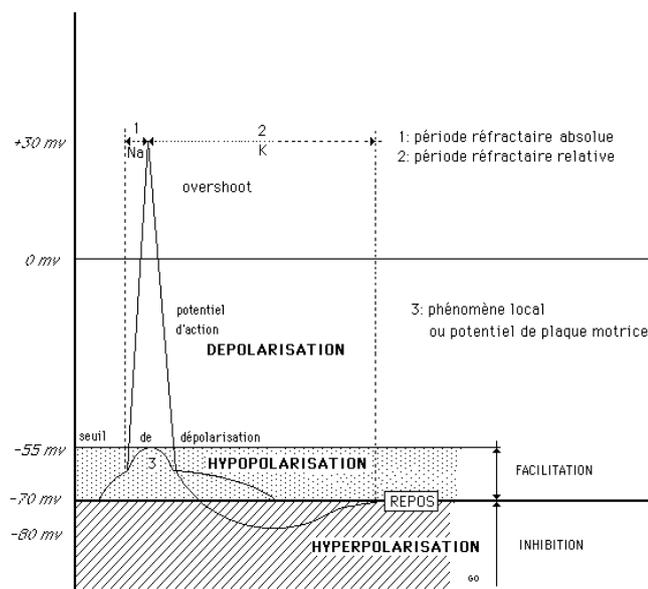


Figure I-7 : description des différents phases d' potentiel d'action

L'hyperpolarisation correspond à une augmentation de la polarisation de la membrane (différence absolue entre le potentiel intracellulaire et le potentiel extracellulaire plus importante, c'est-à-dire l'écartant davantage de 0 mV).

La « dépolarisation » correspond à une variation continue du potentiel de membrane, commençant par une diminution de la polarisation membranaire absolue (de - 70 à 0 mV) et se poursuivant par une inversion temporaire de polarité, le potentiel de membrane augmentant transitoirement de 0 à environ + 40 mV.

La ré-polarisation correspond au retour au potentiel de repos après dépolarisation

Un potentiel d'action a pu être déclenché et enregistré expérimentalement sur l'axone géant de calmar (dont les dimensions sont 100 fois supérieures à celles des neurones de mammifère). Des électrodes sont placées dans ou à la surface de l'axone, les unes pour enregistrer le potentiel de membrane par rapport au milieu extracellulaire, les autres pour provoquer une stimulation électrique.

I-4 Durée et seuil du potentiel d'action :

Un potentiel d'action possède une durée d'action et un seuil ces deux points sont décrits dans ce qui suit :

I-4-1 Durée d'un potentiel d'action

Il débute par une phase « ascendante » (spike) qui dépasse le niveau zéro du potentiel de membrane pour atteindre une amplitude franchement positive (jusqu'à 40 mV) en environ 1 ms. La phase « descendante » du potentiel d'action qui succède au pic, est également très rapide (de 1 à 2 ms), le potentiel de membrane rejoignant alors transitoirement son niveau de repos. Ce retour est lui-même suivi d'une phase d'hyperpolarisation d'environ 3 ms. Au total, le potentiel d'action aura duré environ 5 ms.

I-4-2 Le seuil du potentiel d'action

Les expériences ont montré qu'un courant dépolarisant pouvait déclencher un potentiel d'action, à condition que son amplitude soit suffisante.

Dans les conditions physiologiques (non expérimentales), l'amplitude des courants locaux est variable et fonction du phénomène qui est à leur origine, tel par exemple que la transmission synaptique ou l'activation de récepteurs spécialisés. A noter que contrairement au potentiel d'action, ces courants locaux peuvent s'additionner algébriquement. Enfin, certaines cellules particulières dites « pacemaker » ou « rythmogènes » ont la capacité de se dépolariser spontanément.

Si le stimulus ne permet pas d'atteindre un certain niveau de dépolarisation, le potentiel d'action n'apparaît pas ; en revanche si ce niveau est atteint, l'amplitude du potentiel d'action est d'emblée maximale : elle reste invariable quelle que soit l'intensité du stimulus.

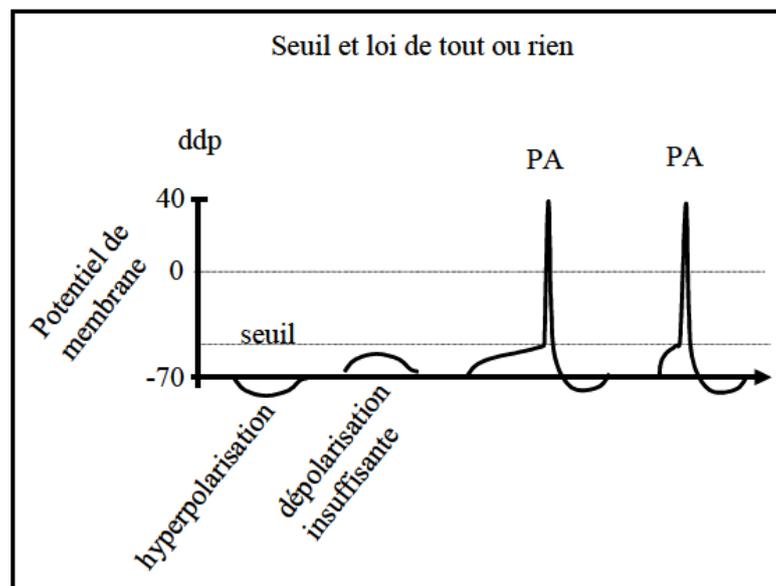


Figure I-8 durée et seuil du potentiel d'action

I-4-3 Caractéristique du potentiel d'action

Si un stimulus d'amplitude égale au seuil est appliqué immédiatement après un potentiel d'action il se peut que ce stimulus n'entraîne pas de potentiel d'action : on dit alors que la membrane est réfractaire à ce second stimulus.

En augmentant l'amplitude de ce second stimulus à un niveau supérieur au seuil (niveau dit supraliminaire), on peut mettre en évidence deux intervalles de temps immédiatement postérieurs au potentiel d'action :

La première pendant laquelle quelle que soit l'amplitude de ce stimulus rien ne se produit : c'est la ***période réfractaire absolue*** ;

La seconde, au cours de laquelle un nouveau potentiel d'action peut être obtenu, mais à condition que l'amplitude du stimulus soit supérieure au seuil et d'autant plus que l'on est plus près du premier potentiel d'action : c'est la période réfractaire relative.

I-5 l'interface homme machine :

L'activité d'une cellule vivante est de notre point de vue une activité électrique et comme toute activité il nous faut la mesurer. Pour cela, nous utilisons généralement multimètres, oscilloscopes *etc.*, or ce genre de matériel n'est pas du tout adapté pour une étude sur un matériel biologique. Par conséquent, il faut donc trouver des interfaces que l'on appellera interfaces bioélectroniques capables d'aller au signal électrique là où il se trouve. Dans cette partie nous allons essayer de comprendre pourquoi ce besoin de capter est-il si important ? Nous verrons quelques types d'interfaces ainsi que des exemples d'enregistrements d'activités électriques des cellules vivantes.

I-6 Les interfaces bioélectroniques

Une interface bioélectronique est une interface qui va venir mesurer l'activité électrique d'un organisme vivant et/ou stimuler ce dernier.

Deux grandes catégories d'interface existent :

Les capteurs invasives destinées à enregistrer des signaux électriques au sein même du cerveau ou d'un muscle

Les capteurs non-invasives venant se placer autour de l'endroit à étudier.

Le panel de capteurs en interaction avec le vivant est si large que nous ne pouvons pas en faire une description exhaustive mais nous allons en voir les principales techniques et matérielles pour les capteurs invasives.

I-6-1 capteurs invasives

La figure I-9 représente les principaux types capteur invasives que l'on retrouve lors d'expériences *in vivo* (sur animal vivant), *vivo* (sur organe prélevé) et *in vitro* (sur culture cellulaire). Dans cette partie, nous allons faire une description des principales interfaces invasives.

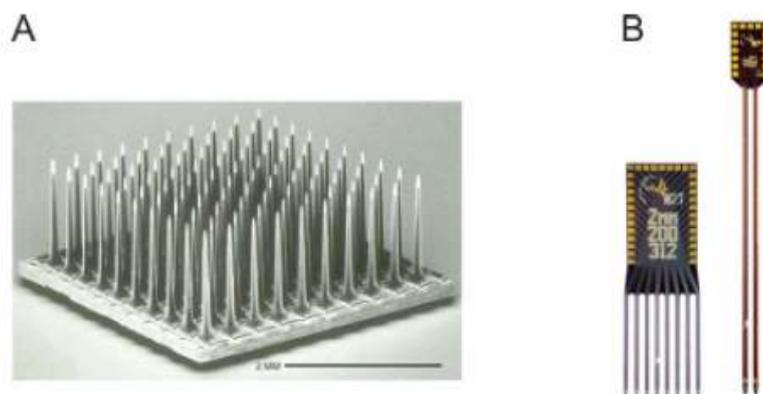


Figure I-9 : Interfaces invasives. A) MEMS selon un système de Microélectrodes 3D, B) MEMS en fourchette

La patch-clamp est une technique utilise une micropipette de verre afin d'enregistrer la différence de potentiel due aux courants ioniques transitant à travers les membranes cellulaires des cellules excitables. Cette technique est généralement utilisée dans le cas de préparations *in vitro*. La pointe effilée d'une micropipette de verre est mise en contact étroit avec un très petit morceau de la membrane cellulaire. Avec une légère succion, la membrane se scelle hermétiquement à l'extrémité de la pipette et permet la mesurer des

échanges ioniques à travers la membrane. Tout ion qui sort de la membrane au niveau de la pipette entre dans cette dernière et génère un courant électrique. Cette méthode permet donc d'enregistrer des signaux que l'on qualifie de signaux intracellulaires car ils sont mesurés entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule [4].

Les capteurs MEMS (Micro Electro Mechanical Sensor) sont la deuxième grande famille de capteurs invasifs utilisés. On les retrouve la plupart du temps dans des expériences *vivo* et *in vivo*. Contrairement au patch-clamp qui nécessite une très grande précision afin de se placer à la surface de la membrane, l'utilisation des MEMS ne requiert pas une telle précision. Il suffit de positionner le MEMS à l'endroit de l'expérimentation et de l'enfoncer dans le tissu afin de commencer l'enregistrement des signaux extracellulaires (autour de la cellule). Les MEMS se déclinent suivant un système de microélectrodes (figure I-9-A) ou suivant des fourchettes (fig-9-B). En ce qui concerne la stimulation, le système DBS (Deep Brain Stimulation) est très répandu dans la thérapie de la maladie de Parkinson. En effet, une stimulation intracrânienne du Noyau Sous Thalamique (NST) permet la réduction des symptômes de tremblement et d'akinésie. Le modèle électrique pris en compte, pour des signaux avec des courants et tensions faibles, avec de telles interfaces est présenté en figure I-10 [5], [6], [7],[8]. Les microélectrodes implantables avec une petite surface ont une impédance

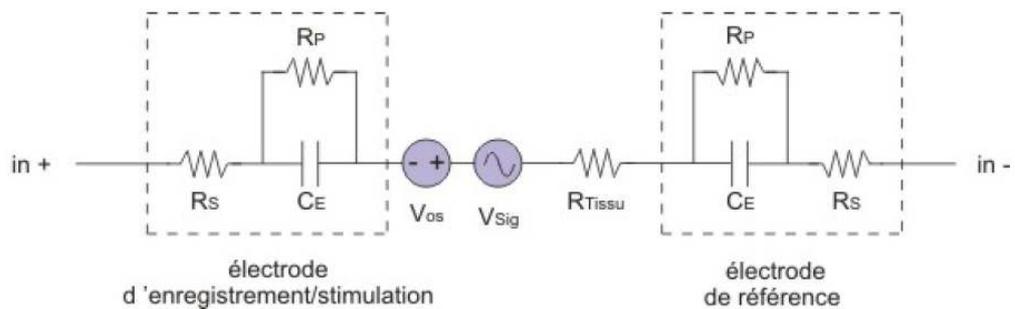


Figure I-10 : Modèle électrique des électrodes invasives [9].

R_s , R_{tissu} et R_p : Résistance, C_e : Condensateur

comprise entre 50 kohm et 10 Mohm à 1kHz suivant leur matériau et l'application. L'angle de phase à 1kHz est proche de -90 degré, donc les électrodes se comportent principalement comme des capacités avec des valeurs comprises entre 16pF et 3.2 nF. Les résistances ($R_S + R_{\text{tissu}}$) sont de l'ordre du kilo Ω [9]. L'université du Michigan avec l'entreprise NeuroNexus ou l'université de l'Utah avec Black rock Microsystems sont des pionniers dans le domaine de la fabrication de mono/multi micro électrodes invasives à tel point qu'on parle de microélectrodes Michigan ou Utah [10].

La technologie de fabrication des MEMS repose sur des électrodes fabriquées en platine, en or ou en platine-iridium encapsulées dans un matériau isolant tel que silicone, polymide ou le parylene *etc.*

Le diamètre et la profondeur des électrodes est variable et se situe entre 15 μ_m et 50 μ_m de diamètre et 2 mm à 15 mm de profondeur [10]. Ces électrodes commerciales sont très pratiques lorsqu'on veut faire des tests préliminaires, mais lorsqu'on veut produire des systèmes entièrement personnalisés, des électrodes personnalisées sont nécessaires [11], [12]. Le principal avantage de ces interfaces est le fait qu'elles permettent d'enregistrer une activité électrique de façon précise. En localisant le capteur à un certain endroit, l'enregistrement ou la stimulation d'une zone de l'élément vivant cible devient facile avec toutefois une résolution limitée (stimuler et enregistrer l'activité électrique d'une zone du cerveau est envisageable, mais stimuler un neurone n'est pas encore possible). De part leur taille et les bons résultats obtenus, ce genre d'interface invasive est largement utilisée et implantée chez l'animal et l'homme [5], [6], [7].

En revanche, à long terme, l'introduction d'un corps étranger au sein d'un organisme vivant a plusieurs conséquences. La destruction des cellules vivantes lors de l'insertion de l'interface, la hausse de la température due aux circuits électroniques ou le phénomène de fibrose, sont des limites à l'utilisation des interfaces invasives. De plus certains organes comme le pancréas ont une texture qui ne permet pas de maintenir la cohésion mécanique d'une électrode. Une alternative est d'utiliser des interfaces non-invasives [13].

I-6-2 Interfaces non-invasives :

Comme pour les électrodes invasives, on note aussi plusieurs types d'électrodes ; les interfaces électrode-tissu ou les réseaux de microélectrodes. Ces électrodes mesurent des signaux extracellulaires.

Certains examens médicaux ou expériences scientifiques ne peuvent pas tolérer l'insertion d'une électrode dans le tissu vivant. Cela est le cas par exemple pour la visualisation des battements cardiaques (ECG) ou la mesure de l'activité électrique globale du cerveau (EEG) où on va venir appliquer des électrodes sur le tissu vivant (la poitrine ou la tête) sans l'endommager. D'un point de vue électronique, on modélise ces interfaces de la même manière que dans la figure I.10. La seule différence se situe au niveau des valeurs des résistances et des capacités ($C_E=60$ nF, $R_S=7$ Ohm, $R_p=210$ K Ohm, $R_{\text{tissu}}=1.7$ k Ohm) [9]. Comparé aux électrodes invasives, les effets capacitifs et résistifs sont beaucoup plus importants, ce qui va causer une déformation et une atténuation du signal beaucoup plus importante. Ce genre d'électrode est utilisé pour des signaux d'amplitude élevée (ECG) ou des signaux où seule la notion d'enveloppe est importante (EEG). L'autre type d'interface non-invasive concerne les réseaux de multi-électrodes ou Micro Electrode Arrays (MEAs) utilisées dans de nombreuses expériences *in vivo* ou *in vitro* (Un MEA est une matrice contenant $L \times L$ électrodes planaires (6*6, 8 * 8, 60 * 60 etc.) avec un diamètre d'électrode compris entre 10 et 30 μm). Dans le cadre de mesures *in vivo*, on trouve ces types d'électrodes non-invasives dans différents projets concernant par exemple les travaux sur les prothèses de rétine [14]. Le but est d'utiliser des MEAs avec des récepteurs de lumière (type photodiode) et ensuite stimuler électriquement la rétine ou le cerveau avec les électrodes. Plusieurs laboratoires notamment américains se sont lancés dans ces applications (USC/Caltech/UCSC-SSMP, Retina Implant GmbH, Intelligent Médical Implants etc..).

Ce genre d'électrode est utilisé dans le programme de recherche HYRENE où des MEAs 3D ont été insérés dans des moelles épinières de souris afin d'extraire l'activité locomotrice circulant dans la moelle.

Au delà de l'utilisation des MEAs non invasifs sur des expériences *in vivo*, on retrouve très souvent ce genre d'interface sur des expériences *in vitro* [15], [16], [17].

I-7 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre les PAs ainsi que leurs formes et les conditions de leur apparition (seuil, donnée.....).

Ceci va nous aider à présenter les différents algorithmes de détection des PAs qui existent dans ce qui va suivre.

Chapitre II

II-1 Introduction :

Aujourd'hui, il est possible de maintenir en vie une culture de tissu nerveux sur des systèmes micro électrodes et d'enregistrer simultanément l'activité électrique d'un grand nombre de cellules. La chaîne de traitement classique pour extraire l'information fonctionnelle de l'activité neuronale consiste en trois étapes 1) pré-filtrage ; 2) détection de potentiels d'action (PAs) neuronaux ; 3) tri des potentiels d'action en identifiant à quel neurone correspondent les PAs détectés.

Le présent chapitre expose différentes méthodes de détections des PAs, utilisant les deux grandes familles de seuillage : le seuillage fixe et le seuillage adaptatif.

II-2 Les différents types de détection de PA :

Le seuillage est une opération de comparaison d'un signal avec un seuil (ce dernier peut être fixe ou adaptatif). la figure II.1 montre le synoptique correspondant

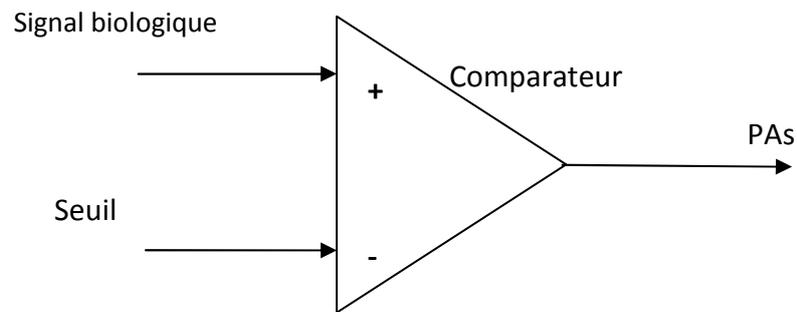


Figure II.1 seuillage brut

Un signal électrique est appliqué au niveau de l'entrée (+) du comparateur, alors que le seuil est appliqué au niveau de la deuxième entrée (-) de ce dernier. Cette seconde entrée admet deux types de seuils fixe ou non, d'où la notion de seuillage fixe et seuillage adaptatif.

Dans les méthodes de seuillage adaptatif pour la détection des PAs, il est souvent nécessaire d'appliquer un traitement au signal d'entrée avant de procéder à l'opération de seuillage figure II.2

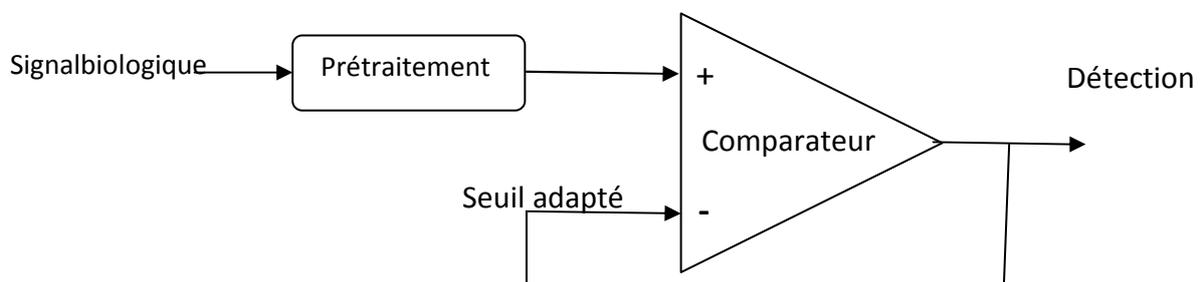


Figure II.2: seuillage adaptatif

II-2-1 seuillage fixe :

Pour la détection des Pas une première solution est de positionner manuellement un seuil qui sera fixe. Le seuil doit être fixé au-dessus d'un certain bruit, pour cela il faut une période assez longue pour pouvoir régler manuellement le seuil afin de visualiser et d'enregistrer le signal comparé. Cette méthode est largement répandue dans laboratoires, du fait de sa simplicité d'utilisation par des utilisateurs habitués aux signaux biologiques tels que les bio-ingénieurs. [18] un circuit de détection où le seuil est une simple entrée en tension fixée par l'utilisateur.

Dans ce type de méthode, le signal d'entrée peut être pris comme il est, c'est le seuillage brut ou peut être considéré en valeur absolue on parle alors de la méthode de seuillage absolue figure II.3

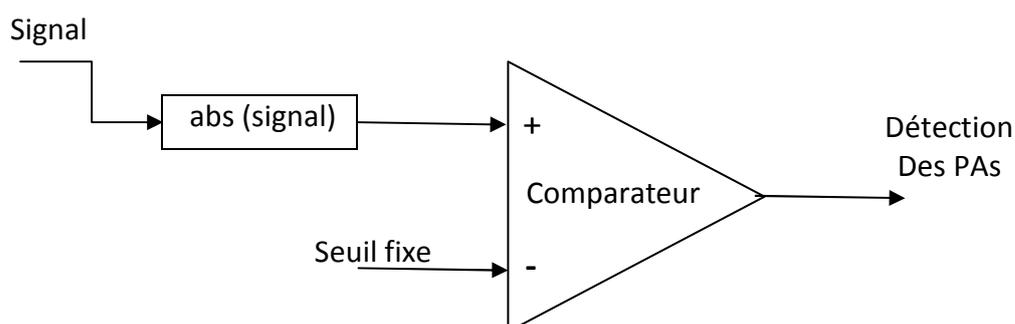


Figure II.3 : méthode de seuillage absolue

Cependant, de par l'augmentation du nombre d'électrodes dans les interfaces bioélectroniques ainsi que la variabilité du signal biologique au cours du temps, fixer le seuil manuellement est une tâche fastidieuse et hasardeuse. Elle est dépendante de la sensibilité de l'utilisateur et donc elle peut être une source de bruit importante. C'est pour cette raison qu'il existe d'autres méthodes, à base mathématique, pour fixer ce seuil appelé alors « *seuil adapté* », il est à préciser que le « *seuil adapté* » n'est pas un seuil adaptatif.

La détermination d'un « *seuil adapté* », on considère un signal de référence, sur lequel une opération mathématique est effectuée afin de calculer un seuil qui sera appliqué au signal [19]. Parmi elles se trouvent les opérations SSD (Sum of Square Differences) ou CONV (Convolution based template matching) figure II.4

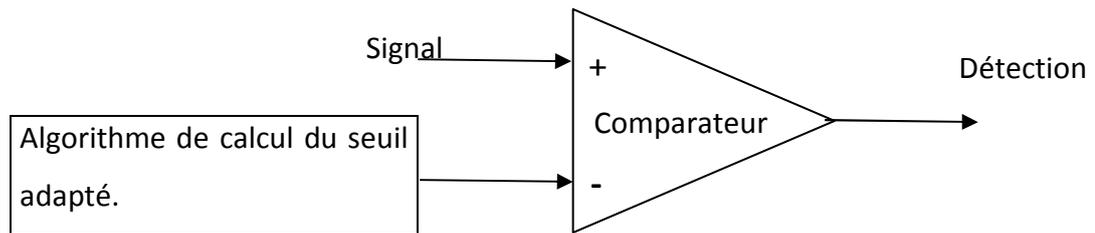


Figure II.4 : seuillage fixe avec algorithme de calcul du seuil adapté

Ces méthodes ont montré de très bons résultats en matière de détection mais ont été implémentées de façon logicielle sans contrainte de temps réel et, une autre méthode consiste à fixer ce qu'on appelle seuil universel (T) [23], défini par l'équation de Donoho[20] comme suit :

$$T = \sigma * \sqrt{2 * \log(N)} \quad (1)$$

Avec :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}.$$

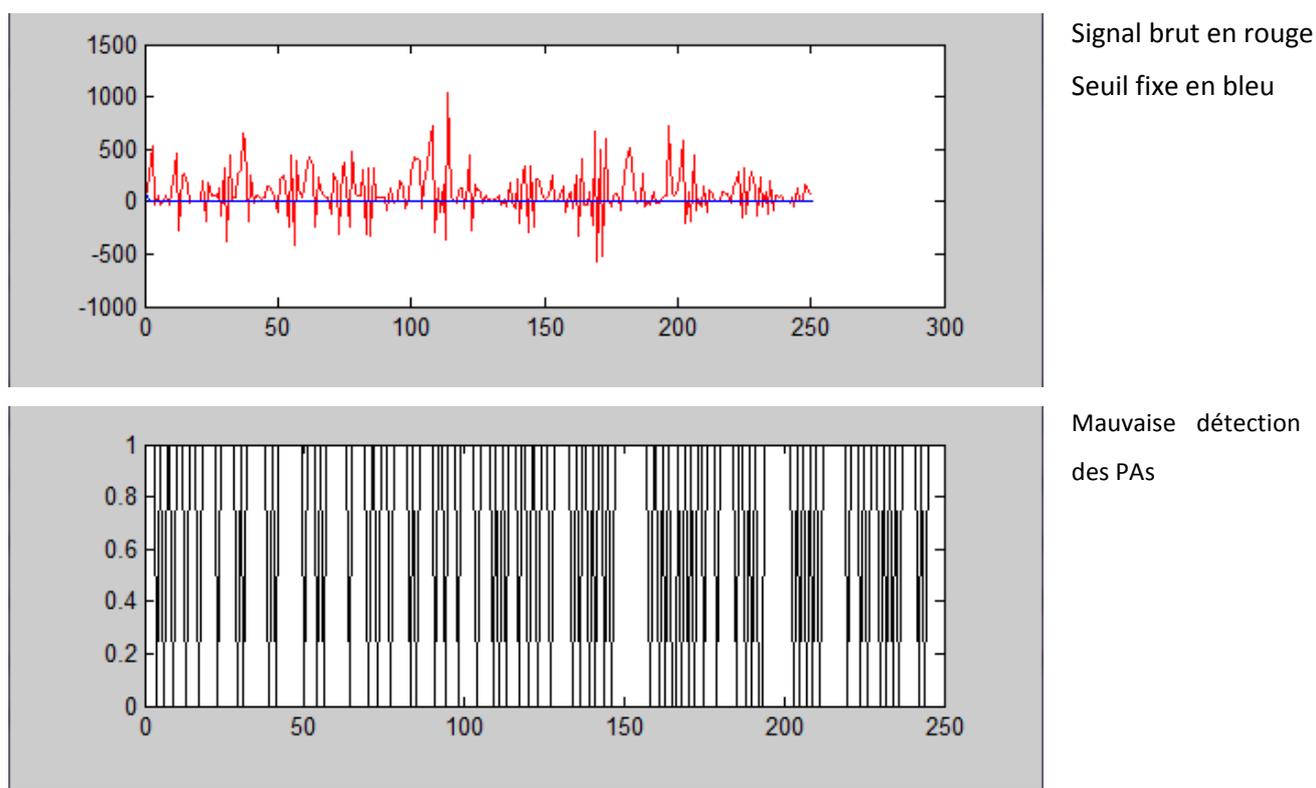
Où σ est l'écart type (ou le niveau de bruit estimé), x_i est le signal brut échantillonné N le nombre d'échantillons du signal d'entrée.

Dans son équation, Donoho [20] utilise le fait qu'un bruit blanc gaussien peut être entièrement décrit par son écart type (σ). Le bruit provenant des signaux neuronaux peut être assimilé à un bruit blanc Gaussien. En partant de ce fait, on peut en déduire qu'il suffit de calculer l'écart type du bruit afin de calculer le seuil adapté T .

$$T = \sigma * K \quad (2)$$

Avec cette méthode, il suffit de calculer l'écart type du signal et ainsi avoir une approximation du niveau de bruit et du seuil à appliquer au signal biologique, des logiciels calculent l'écart type selon la formule en équation (1) . Ensuite il faut préciser le coefficient de multiplication (K), il est fixé à 4 afin de se situer juste à un seuil plus ou moins près du niveau de bruit.

Mais, comme la vie, un signal biologique n'est pas un long fleuve tranquille. Un mouvement, une onde radio ou de téléphone, les électrodes elles-mêmes peuvent amener une variation lente du signal ou une élévation du niveau de bruit qui va venir faire annuler tous les efforts déployés menant à l'établissement du seuil. En effet, un seuil évalué manuellement, n'est pas du tout robuste pour extraire des PAs dans un milieu bruité ou instable comme peuvent l'être les signaux vivants figure II.5.



La figure de dessous montre que les Pas détectés sont erronés (il détecte les PAs et d'autres pics qui sont des Pas).

Figure II.5 : exemples de détection utilisant le seuillage fixe

Par conséquent, il faut considérer un seuil qui va venir suivre ces variations du signal d'entrée en temps réel afin de rester en toute circonstance au-dessus du niveau de bruit, d'où la notion du seuillage adaptatif.

II-2-2 seuillage adaptatif

Le seuil adaptatif est un « *seuil adapté automatisé* » dont la valeur va être actualisée afin de suivre en continu les variations du bruit du signal source. Pour cela, il y a différentes méthodes pour calculer sa valeur moyenne ou son écart type en temps réel afin de caractériser en permanence le signal d'entrée.

Les formules générales de la valeur efficace (RMS) et l'écart type (σ) sont utilisées sur des fenêtres temporelles glissantes qui vont calculer à intervalle régulier la valeur moyenne ou l'écart type. Ces fenêtres doivent d'une part être assez longues pour produire un calcul significatif mais aussi d'autre part assez courtes afin de suivre rapidement la variation du signal d'entrée et respecter la notion de temps réel [21].

Un système discret utilise la valeur RMS ainsi que la valeur moyenne du signal afin de calculer son seuil T_{bar} qui est décrit suivant l'équation suivante et réactualisé à l'arrivée de chaque échantillon :

$$T_{bar}[n] = AVG[n] + k * RMS[n] \quad (3)$$

Où :

K : est un coefficient multiplicateur afin de se situer au-dessus du bruit.

n : est le numéro d'échantillon.

AVG : est la valeur moyenne

RMS : est la valeur efficace du signal source.

Ainsi en calculant ce seuil sur des fenêtres glissantes, la valeur du seuil est mise à jour en continu [22].

L'écart type peut être exprimé en fonction de la largeur à mi-hauteur FWHM du signal selon l'équation (4).

$$\sigma_{FWHM} = \frac{FWHM}{2 * \sqrt{2 * \ln(2)}} \quad (4)$$

La figure (II.6) illustre l'évaluation de la FWHM à partir d'une distribution normale d'une fonction $f(x)$.

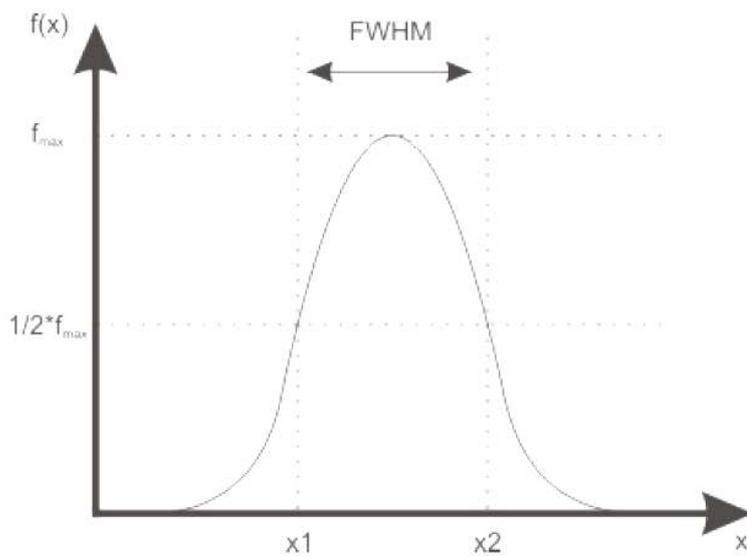


Figure II.6 : Distribution normale du signal $f(x)$ et représentation de la largeur à mi-hauteur FWHM.

Pour chaque fenêtre fixe, une distribution normale du signal est effectuée et la largeur à mi-hauteur en est extraite. Il ne reste plus qu'à fixer le bon coefficient multiplicateur pour en déduire le seuil. En utilisant plusieurs fenêtres fixes que l'on décalera dans le temps, on pourra recommencer ce calcul et obtenir un seuil qui va venir s'adapter en temps réel.

Ce système calcule le seuil grâce à une boucle comprenant plusieurs étapes [23]. La première étape est de calculer la valeur moyenne du signal sur une certaine période. Ensuite, le seuil est comparé au signal d'entrée. Le seuil est ajusté grâce à une machine d'état qui en fonction de l'impact sur les performances du détecteur du seuil précédent décide de diminuer ou d'augmenter le seuil.

Il existe la possibilité de calculer l'écart type de façon automatique et en temps réel grâce à un circuit [9],[24]. Cette méthode s'appuie non pas sur la définition mathématique de l'écart type présentée dans l'équation (1) mais plutôt sur une propriété du bruit blanc Gaussien.

En effet, en ce qui concerne un bruit blanc Gaussien, on considère que si un seuil est fixé à la probabilité que ce bruit dépasse ce seuil est de 0,159 [9]. Il suffit ensuite d'asservir le calcul de l'écart type par rapport au nombre d'échantillons situés au-dessus de l'écart type calculé. L'écart type estimé est considéré comme correct (figure II. 7).

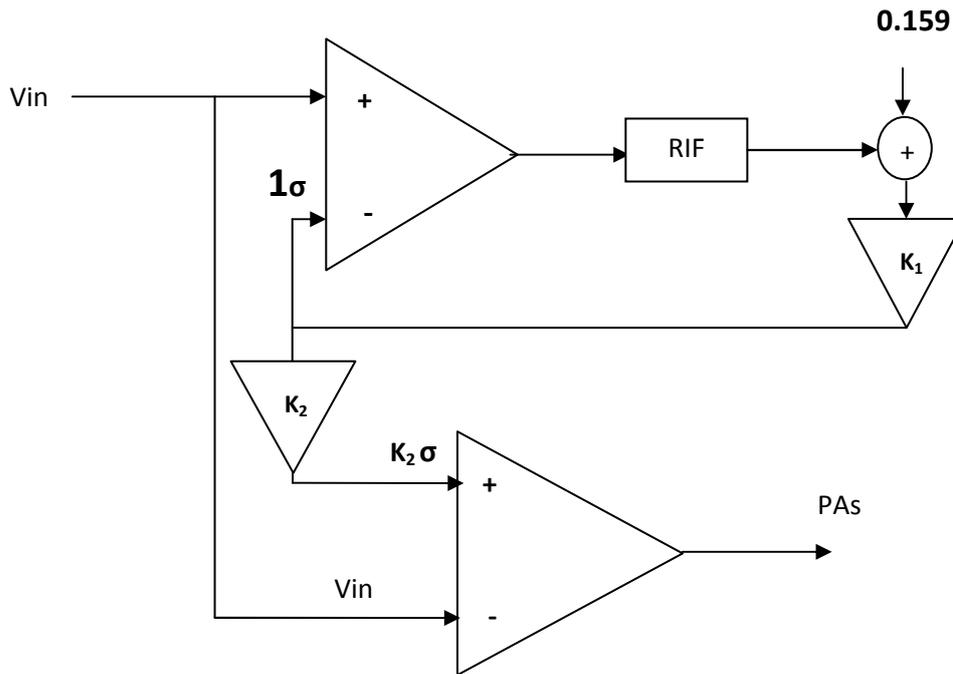


Figure II.7 : diagramme fonctionnel de l'algorithme de détection Des PAs par la méthode Harisson.

Dans Le seuillage adaptatif, l'entrée concernant le signal source peut être précédé par un prétraitement **figure II.8**

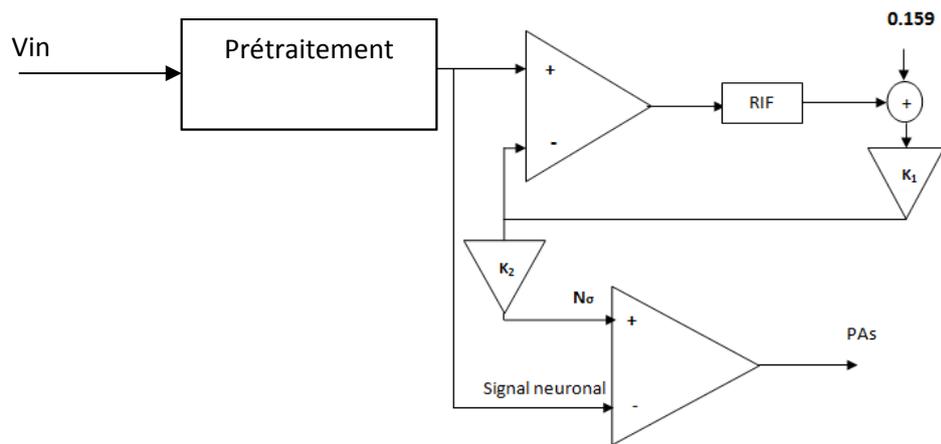


Figure II.8 : diagramme fonctionnel de l'algorithme de détection des Pas en temps réels avec prétraitement.

Le prétraitement n'est en fait qu'un algorithme de transformation du signal source. Il existe plusieurs types d'algorithmes de prétraitements qui peuvent être appliqués dans le seuillage adaptatif, le but de ceci est l'augmentation de l'efficacité dans la détection de Pas.

II-3 Les algorithmes de prétraitement utilisés dans la détection des PAs:

La production des potentiels d'action peut être divisée en trois étapes principales:

- la détection et alignement des PAs: elle sépare les pics des Pas du bruit et les aligne à la même hauteur (**figure II.9**).

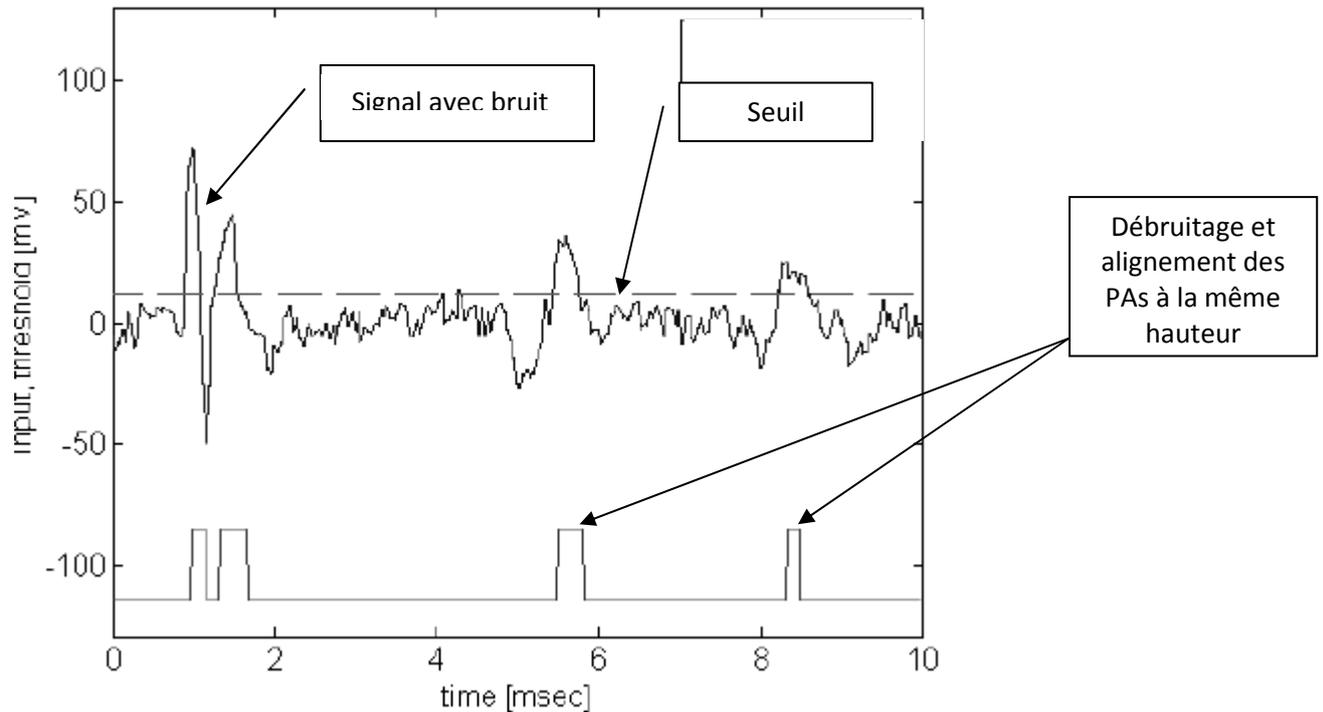


Figure II.9 Détection et alignement des PAs

- Extraction de caractéristiques : la transformation des PAs en un certain ensemble de caractéristiques.
- Regroupement (Clustering) : c'est une classification en différents groupes sur la base des caractéristiques extraites cette partie repose sur les méthodes de classification on peut citer par exemple les réseaux de neurones (figure 2.).

Des algorithmes de détection des PAs impliquent deux étapes principales:

- (1) prétraitement : préaccentuation des PAs
- (2) l'application d'un seuil [2].

Les paragraphes qui suivent décrivent trois méthodes très différentes :

- La valeur absolue,
- L'opérateur d'énergie non linéaire,
- La transformation en ondelettes.

La méthode de détermination automatique du seuil pour chaque méthode est également indiquée.

II-4 Prétraitement utilisant la valeur absolue

C'est Un procédé de détection simple, il consiste à appliquer un seuil au signal neuronal. Ce seuil peut être appliqué soit au signal neuronal brut ou à sa valeur absolue. Ce procédé est plutôt intuitif puisque les Pas dans un signal peuvent être soit positifs - ou négatifs.

Nous montrerons que cette méthode de détection est plus efficace par rapport au seuillage brut dans le troisième chapitre. Comme dans [7], le seuil T été automatiquement réglé à la valeur :

$$T = 4 * \sigma_N , \quad \sigma_N = \text{median} \left\{ \frac{|x(x)|}{0.6745} \right\} \quad (5)$$

Où

$x(n)$: est un échantillon de la forme d'onde à l'instant n

σ_N : est une estimation de l'écart type du bruit.

II-5 prétraitement utilisant un opérateur d'énergie non linéaire

L'opérateur d'énergie non linéaire (NEO) est également appelé l'opérateur d'énergie Teager (TEO), initialement décrit dans [9], a été proposé pour être utilisé dans la détection des PAs([2], [3], [8]). En temps discret, l'équation des énergies non linéaire NEO noté ψ est défini comme étant

$$\psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1).x(n-1) \quad (6)$$

ψ est grand que lorsque le signal est à la fois riche en énergie (c.a.d, $x^2(n)$ est grand) et haute fréquence (c.a.d. $x(n)$ est grand alors que $x(n+1)$ et $x(n-1)$ sont de petite taille) .

Par définition, un PA est caractérisé par des fréquences élevées localisées et une augmentation de l'énergie instantanée [2].

Cette méthode (équation (7)) a pour objectif l'augmentation de l'énergie du signal ou de son amplitude, son avantage est qu'elle ne tient pas compte de la fréquence.

De même, dans ce procédé [2], le seuil Test automatiquement normalisé à une échelle de la moyenne de la NEO:

$$T = K \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \psi[x(n)] \quad (7)$$

Où

N : est le nombre d'échantillons dans le signal.

K : c'est une constante choisie initialement (par expérience) à 8.

II-6 prétraitement utilisant la transformée en ondelettes stationnaire (SWT):

La transformée en ondelettes discrète [10], est idéalement adaptée pour la détection de signaux de bruit. Récemment, elle a également été appliquée à la détection des PAs ([4], [11], [12]). La méthode présentée dans [4] est exposée. Tout d'abord, la transformée en ondelettes stationnaire (SWT) est calculée en un certain nombre de niveaux consécutifs à définir.

Dans chaque niveau on trouve deux filtres placés en amont l'un effectue un filtrage passe haut « G^j » alors que l'autre « H^j » fait passer les basses fréquences (figure II.10).

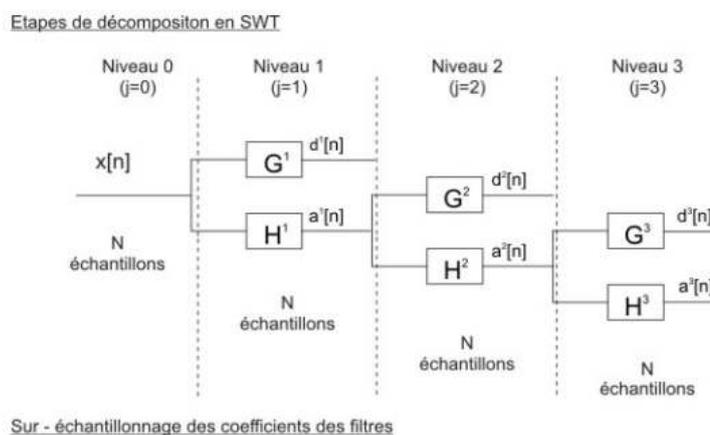


Figure II.10. Décomposition en SWT sur 3 niveaux

N : nombre d'échantillon.

G^j : filtre passe-haut au niveau j .

H^j : filtre passe-bas au niveau j .

J : niveau de décomposition.

$a^j[n]$: la sortie du filtre G^j au niveau j .

$d^j[n]$: la sortie du filtre H^j au niveau j .

La figure II.11 illustre la méthode proposée dans [26] utilisant la SWT comme module de détection suivi d'un module de seuillage adaptatif pour la détection automatique des PAs.

Le bloc d'ondelette fournit au bloc de seuillage le premier niveau de détail d^1 ainsi que le niveau de détail extrayant le mieux les PAs d^k . L'écart type σ est estimé dynamiquement sur le premier niveau de détail en utilisant une boucle de rétrocontrôle. Dans ce système le détail d^1 est utilisé au lieu du signal d'origine car il est obtenu après un filtre passe-haut qui ne garde que les composantes de hautes fréquences du signal. Grâce à cela les variations lentes du signal sont enlevées et le seuil ne réagira qu'à la variation du bruit.

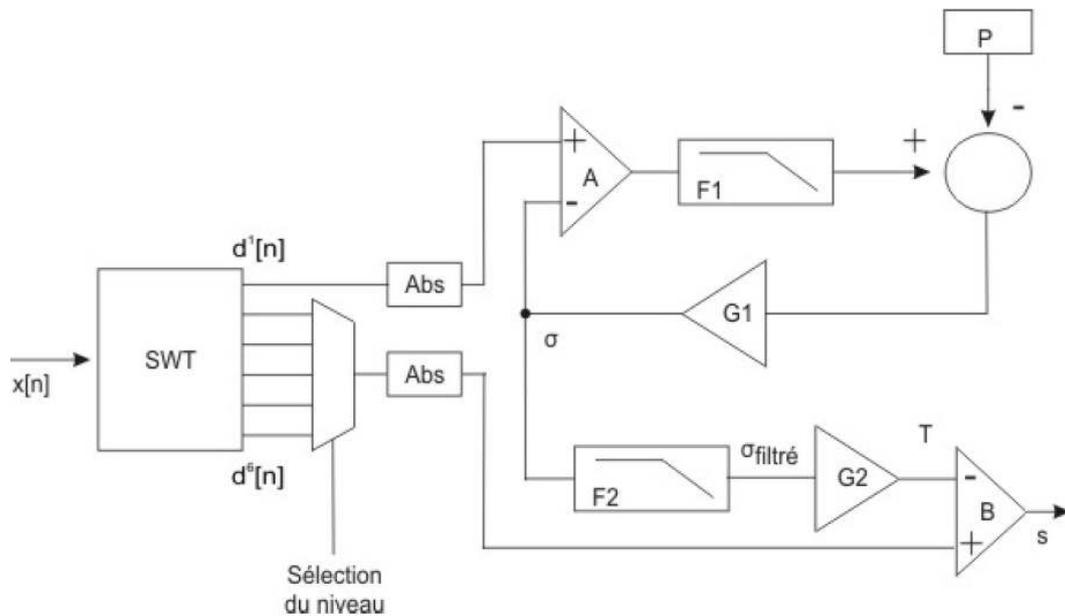


Figure II.11 bloc de détection en ondelettes

II.7 Méthodes Implémentées :

Les méthodes retenues dans ce travail sont des méthodes de détection des pontentiel d'action utilisant :

- a) Le seuillage fixe avec un signal brut ou bien un signal en valeur absolue.
- b) le seuillage adaptatif : il est souvent nécessaire d'appliquer un traitement au signal d'entrée avant de procéder à l'opération de seuillage.

II.8 la nature des signaux utilisés :

Pour l'accomplissement de ce travail, nous avons utilisées des signaux sou formes de fichiers data.

Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons donné les étapes de détection des PAs, ces dernières reposent sur plusieurs techniques de calcul du seuil (soit « fixe » soit « adapté automatiquement »), ainsi que le traitement du signal neuronal avant la procédure de détection.

Dans ce qui va suivre nous passons à l'implémentation de quelques techniques parmi celles citées dans ce chapitre, et à l'interprétation des résultats de ces implémentations.

Chapitre III

Résultats

III.1. Introduction :

Dans le précédent chapitre nous avons présenté les différents types de détection et algorithmes des prétraitements, dans celui-ci , nous passons à l'implémentation des méthodes de détection par seuillage fixe avec signal neuronal brut puis absolue , et par seuillage adaptatif avec la conception de HARISSON ET NEO. Les résultats de ces implémentations sont également présentés

III.2. La méthode du seuillage Fixe :

Pour le seuillage fixe, nous avons effectué une détection des PAs en faisant varier trois paramètres qui sont :

- L'écart type (σ)
- La médiane

Ces variations concernent les deux types de seuillage fixe choisi, à savoir le seuillage fixe brut et le seuillage fixe absolu

Pour les deux méthodes (seuillage brut ou absolu) nous avons l'étage comparateur qui admet en entrées le signal neuronal brut ou absolu et le seuil fixe calculé. En sortie on obtient la détection des PAs (figure III.1)

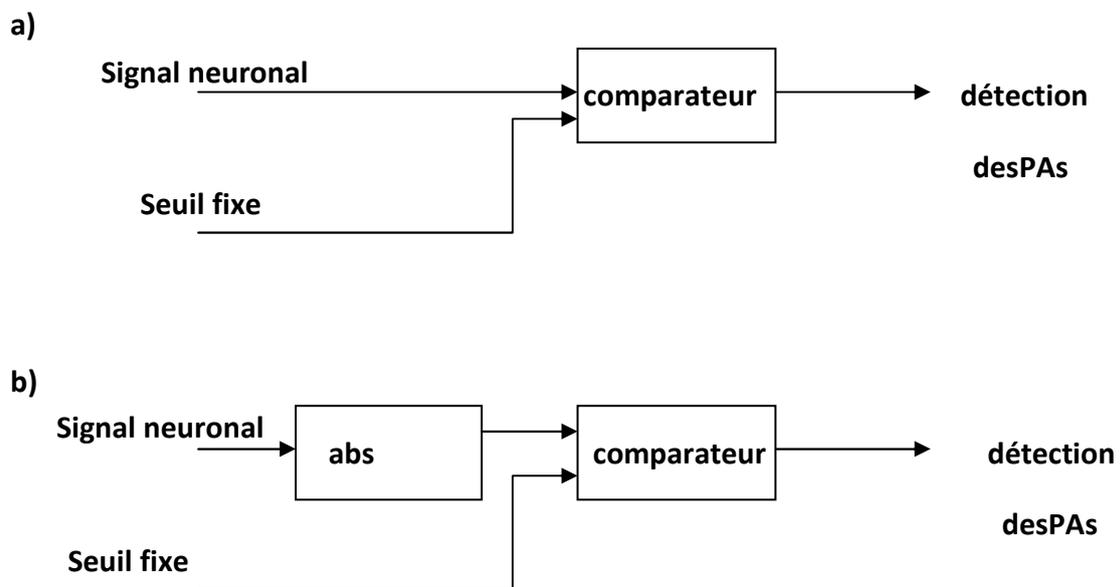


figure III.1:Schéma fonctionnel a)seuillage brut ;b)seuillage absolu

Pour les deux méthodes L'expression du seuil fixe est : $\text{Seuil Fixe} = \sigma * K$

Où

σ : est l'écart type estimé sous MATLAB par deux fonctions :STD et la médiane.

K : coefficient de multiplication en jouant sur les valeurs de K on peut déduire la meilleure détection des PAs.

L'organigramme de cette méthode est donné dans la figure III.2

Vin : signal neuronal

N : le nombre d'échantillons de vin

Vout : Pas détectés

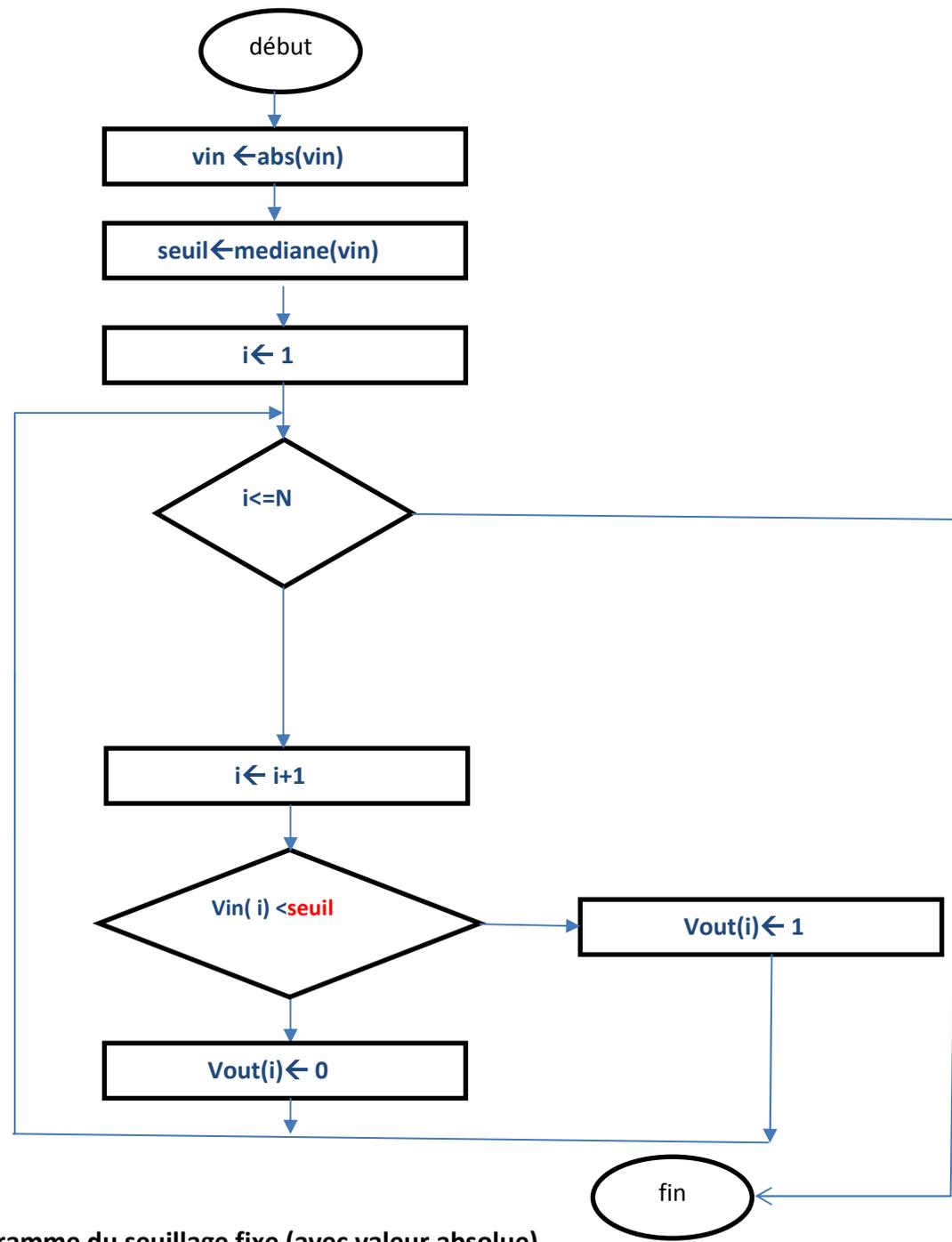


figure III.2 Organigramme du seuillage fixe (avec valeur absolue)

Les résultats obtenus pour plusieurs valeurs de K sont illustrées dans les figures ci-dessous .

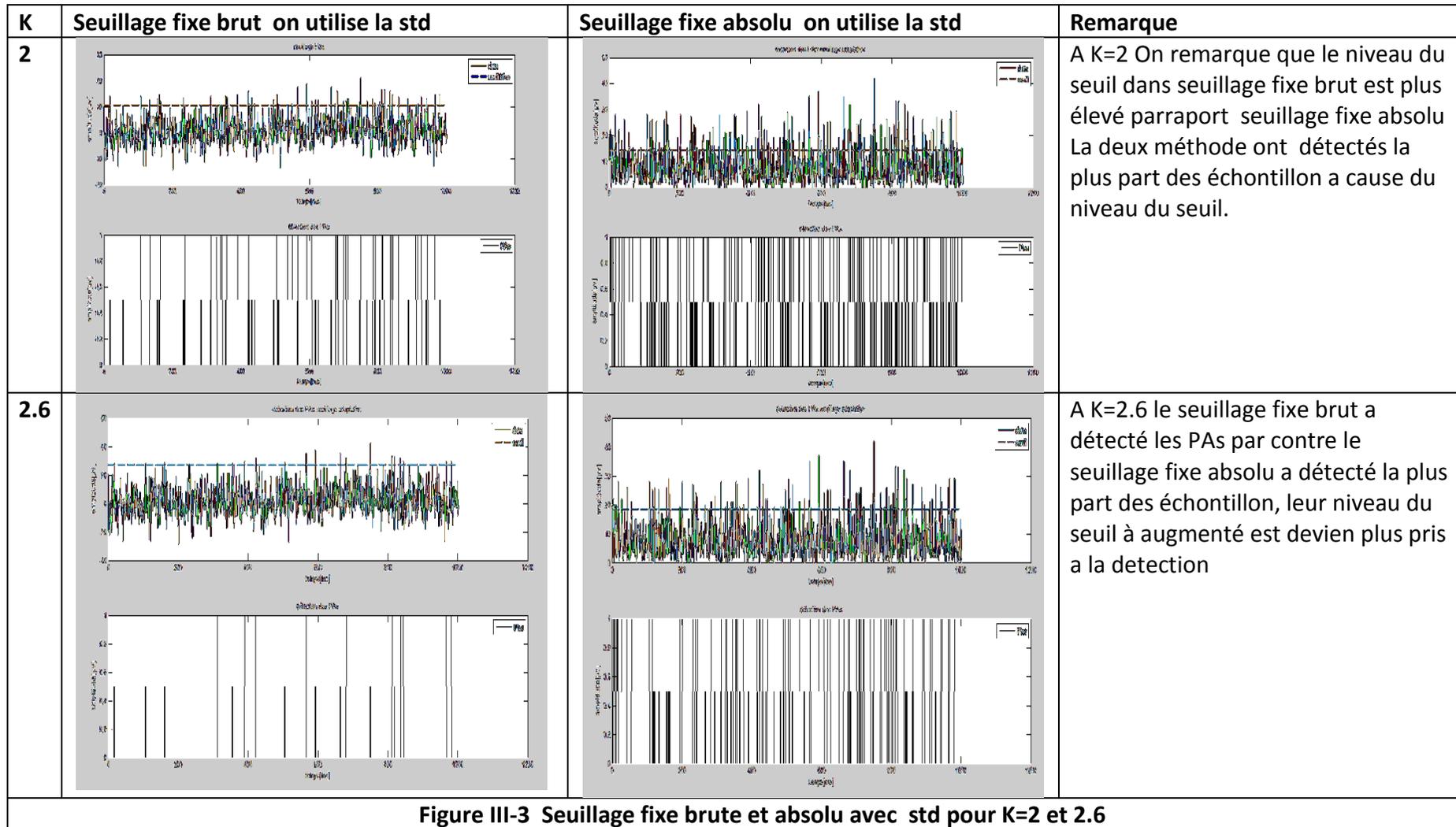


Figure III-3 Seuillage fixe brute et absolu avec std pour K=2 et 2.6

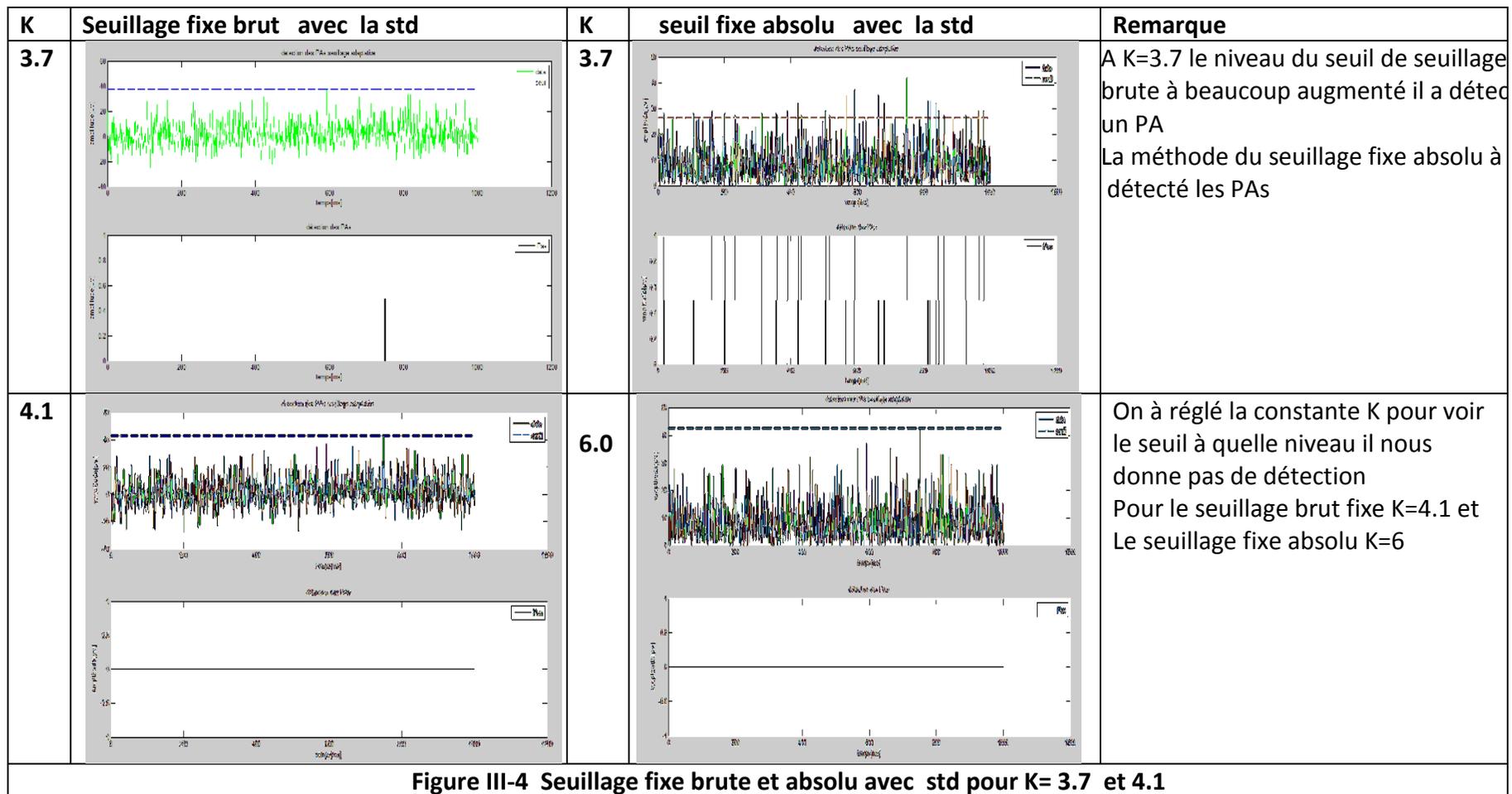


Figure III-4 Seuillage fixe brute et absolu avec std pour K= 3.7 et 4.1

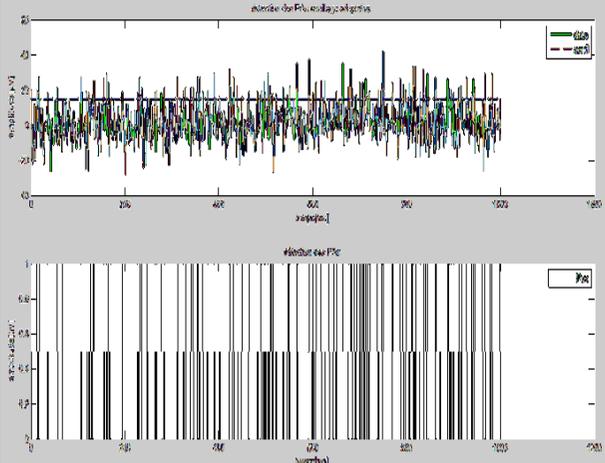
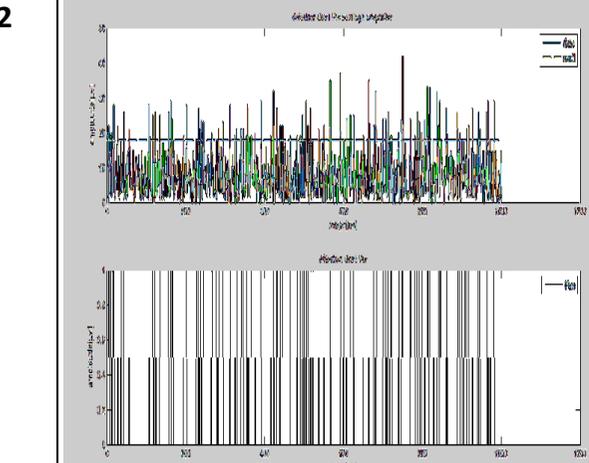
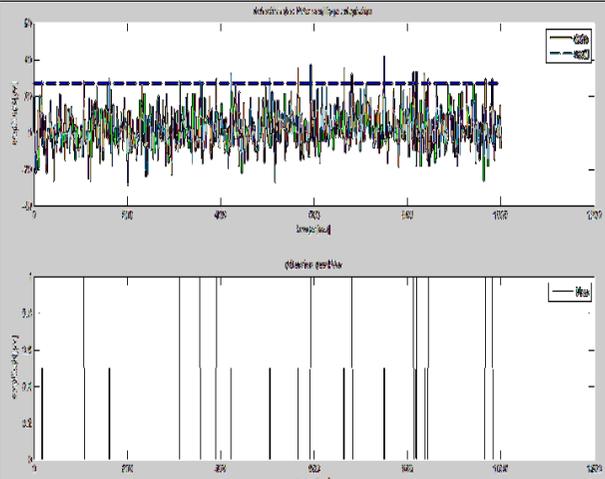
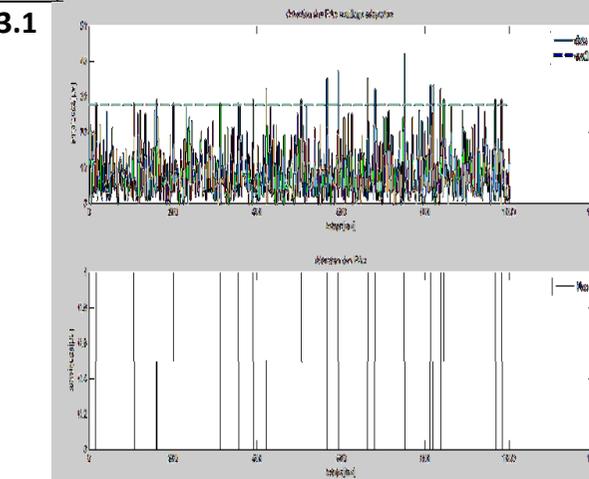
K	Seuillage fixe brut avec la médiane	K	Seuillage fixe absolu avec la médiane	Remarque
10			<p>Pour la médiane on remarque que la grand écart de K entre les deux méthodes. On pris K=10 pour le seuillage fixe brut et K=2 pour le seuillage fixe absolu pour avoir le même niveau du seuil</p> <p>La plus part des échantillons sont pour les deux méthodes</p>	
27			<p>Détection des PAs pour les deux méthodes on a pris pour le seuillage fixe brut K=27 et pour le seuillage fixe absolu K=3.1</p>	

Figure III-5 Seuillage fixe brute et absolu avec la médiane

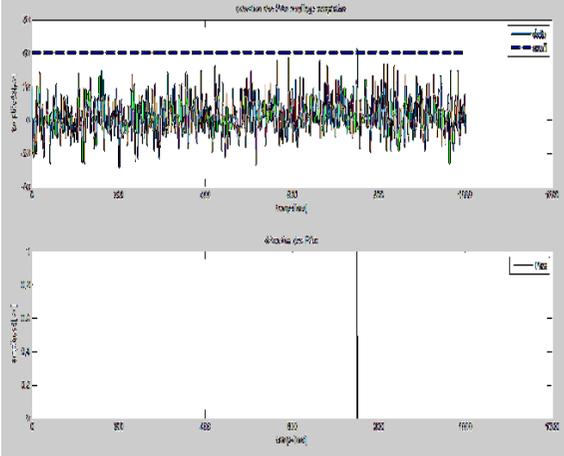
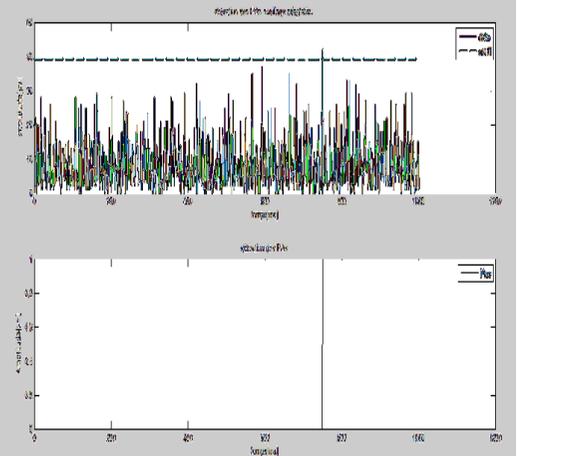
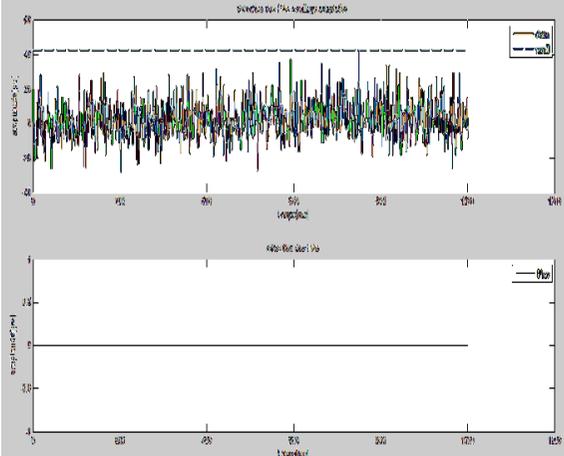
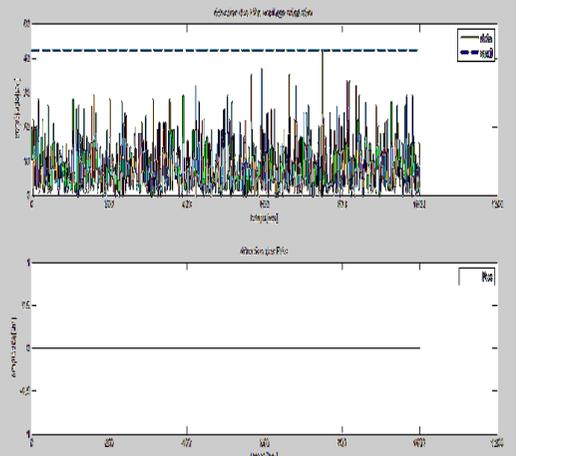
K	Seuillage fixe brut avec la médiane	K	Seuillage fixe absolu avec la médiane	Remarque
41		4.6		<p>Pour les deux méthodes on a détecté que un PA Pour le fixe brut K=41 et pour le fixe absolu K=4.6</p>
42		4.8		<p>A partir des K suivant on obtiens aucune détection : Fixe brut K=42 et fixe absolu K=4.8</p>

Figure III-6 Seuillage fixe brute et absolu avec la médiane

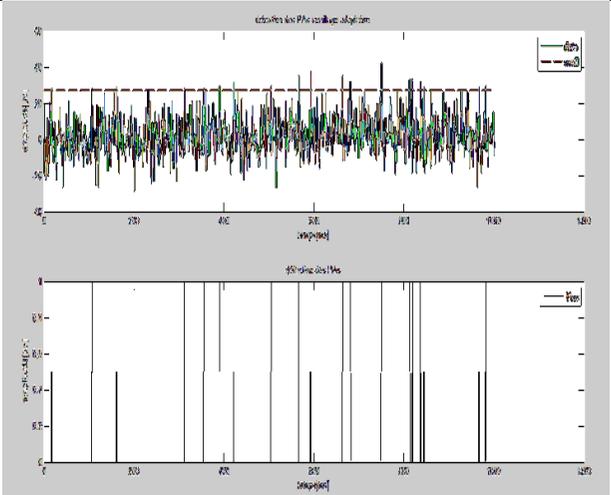
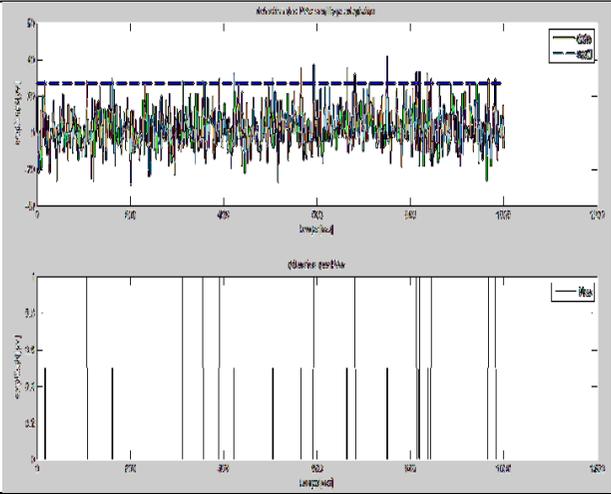
<p>K 2.6</p>		<p>K 3.7</p>	<p>Remarque</p> <p>En utilisant la std , Le meilleur seuillage fixe est obtenu pour K=2.6 pour le brut et K=3.7 pour l'absolu</p>
<p>K 27</p>		<p>K 3.1</p>	<p>Remarque</p> <p>En utilisant la médiane, Le meilleur seuillage fixe est obtenu pour K=27 pour le brut et K=3.1 pour l'absolu</p>

Figure III-7 récapitulatif des résultats obtenus les plus performants pour les deux méthodes (mediane et std) :

III-3 Méthode du seuillage adaptatif en temps réel :

nous avons procédé à la détection des PAs selon le procédé de HARISON et celui de NEO.

a) procédé de HARISON

Le circuit de la **figure III-8** a été implémenté sous MATLAB, il permet de calculer le seuil de façon automatique en temps réel (par programmation).

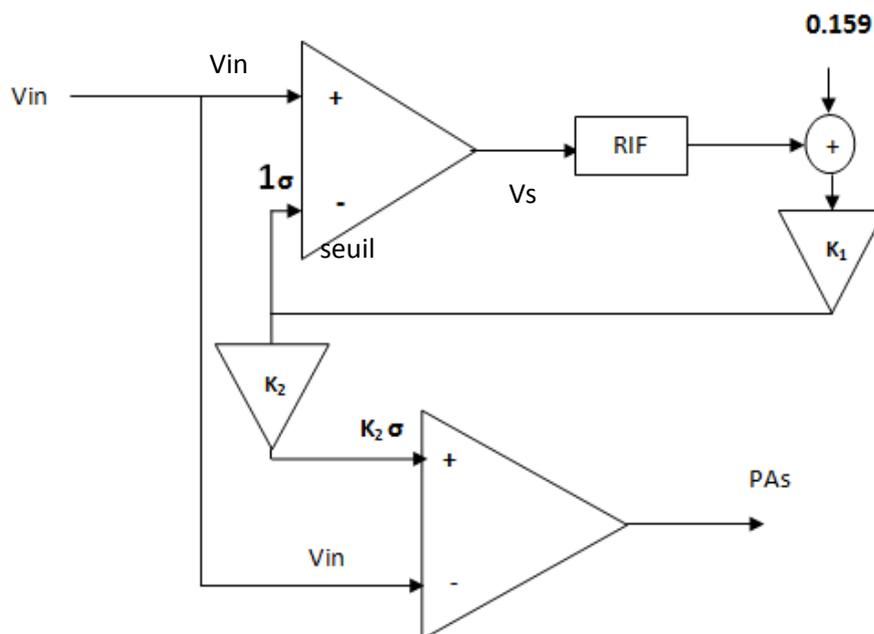


Figure III-8 : Schéma fonctionnel du seuillage adaptatif HARISON

Pour cette méthode le calcul de « σ » passe par plusieurs étapes.

- Etape 1 : comparaison du « σ » estimé avec chaque échantillon du signal d'entrée.
- Etape 2 : calcul de la valeur moyenne en sortie du comparateur de l'étape 1.
- Etape 3 : calcul de la différence entre cette moyenne et la référence 0,159 ou 0,159.
- Etape 4 : réévaluation du « σ ». et retour à l'étape 1.

L'organigramme de cette méthode est donné dans la **figure III.9**

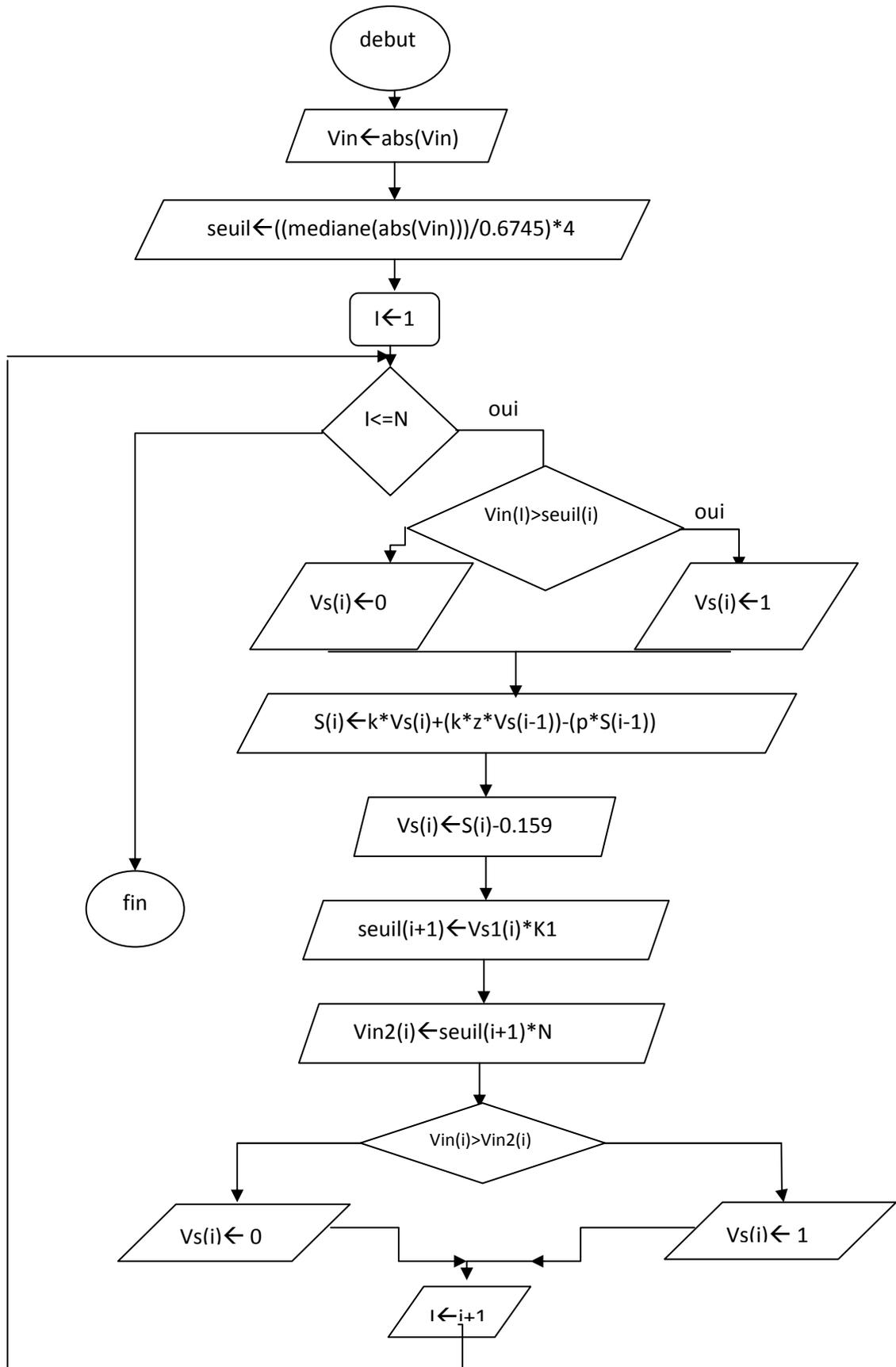


Figure III-9 :Organigramme de la méthode HARRISON

Résultat :

On va changer la valeur de constante c pour voir des différents changements au niveau du seuil adaptatif et leur sur la détection

- On pose $K=5$

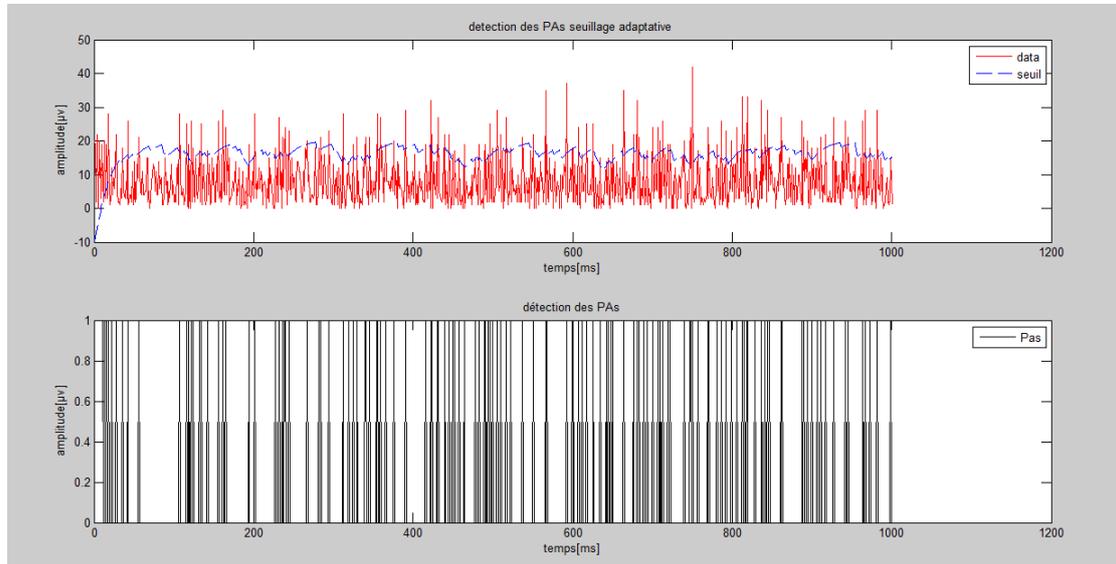


Figure III-10: mauvaise détection.

Le niveau du seuil adaptatif est au milieu du signal il a détecté la plus pars des échantillons.

- On pose $K=8$

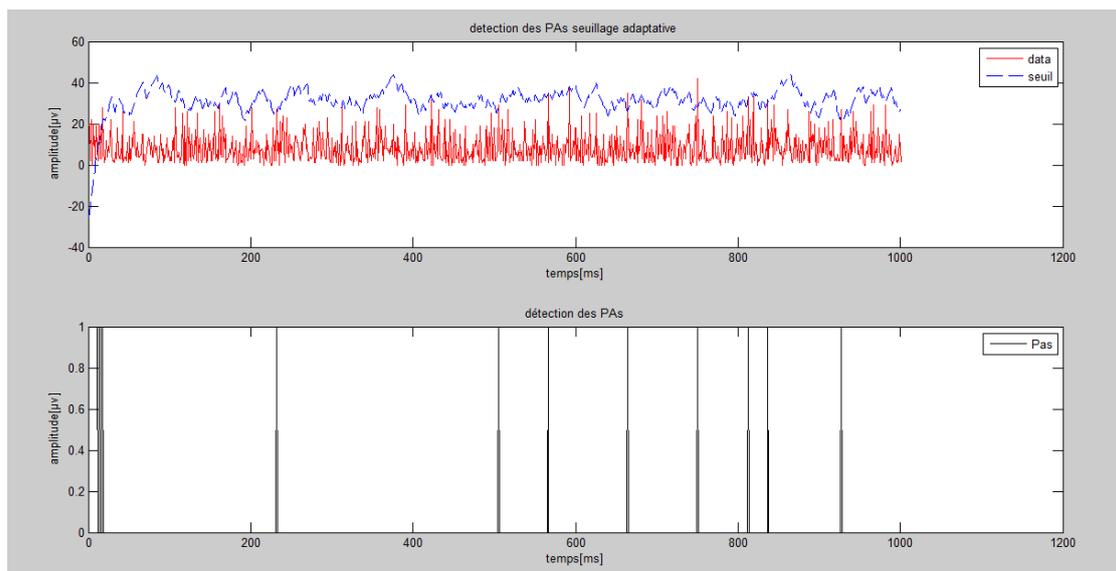


Figure III-11:bonne détection des PAs.

On a augmenté le niveau du seuil adaptatif de façon efficace pour avoir une bonne détection des PAs.

- On pose $K=15$

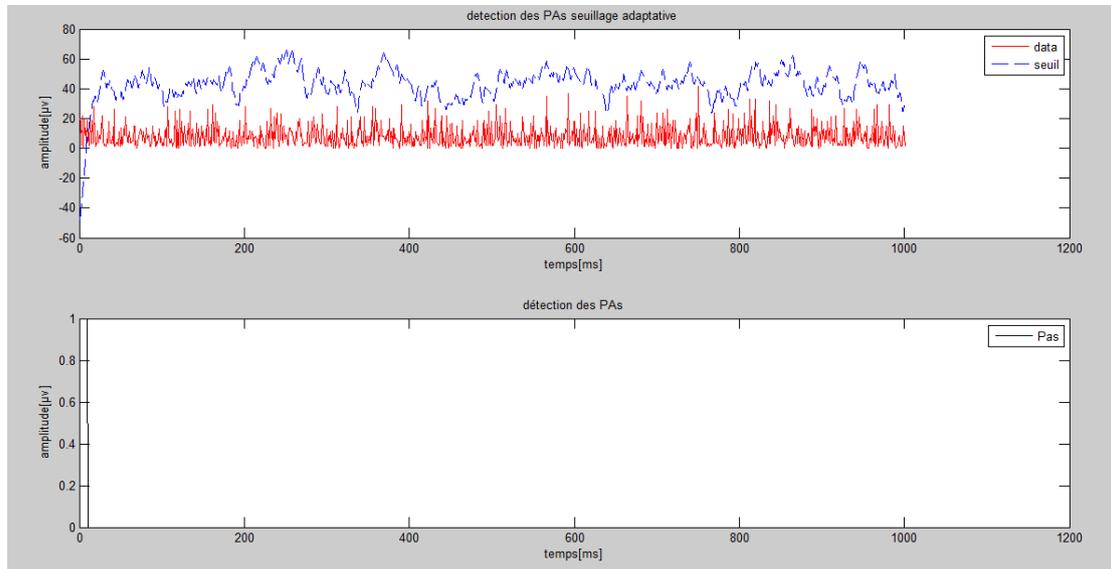


Figure III-12 : absence des PAs.

Le niveau du seuil adaptatif à beaucoup augmenté il n'a détecté aucun échantillon

La valeur de constante K n'est efficace que dans une certaine plage

b) La méthode de NEO:

Cette méthode est très répondeuse pour la détection des PAs. La NEO repose sur deux points principaux

- Le prétraitement du signal d'entrée.
- Le calcul du seuil adaptatif.

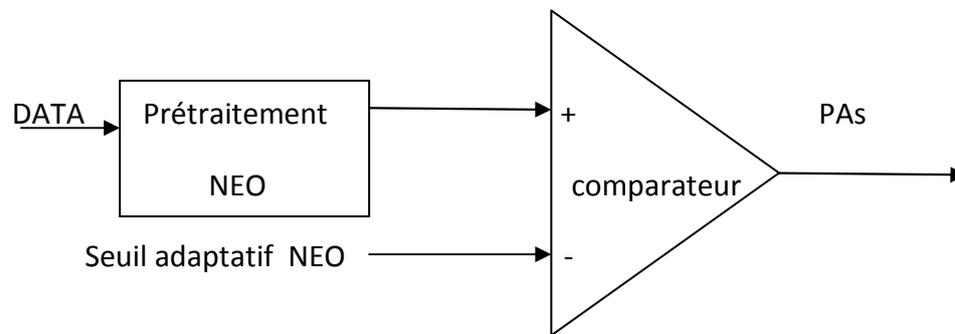
La NEO est définie comme suit : $\psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1) \cdot x(n-1)$

Avec cet algorithme le signal devient riche en énergie. C'est à dire elle ne tient pas compte de la fréquence

$$Thr = C \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \psi[x(n)] \quad (8)$$

Dans cette méthode le seuil adaptatif T est calculé automatiquement. normalisé à une échelle de la moyenne de la NEO

Le Schéma fonctionnel de la méthode est introduit ci-dessous:



FigureIII-13 : schéma bloc de la méthode NEO

Organigramme du seuillage adaptatif avec la méthode NEO :

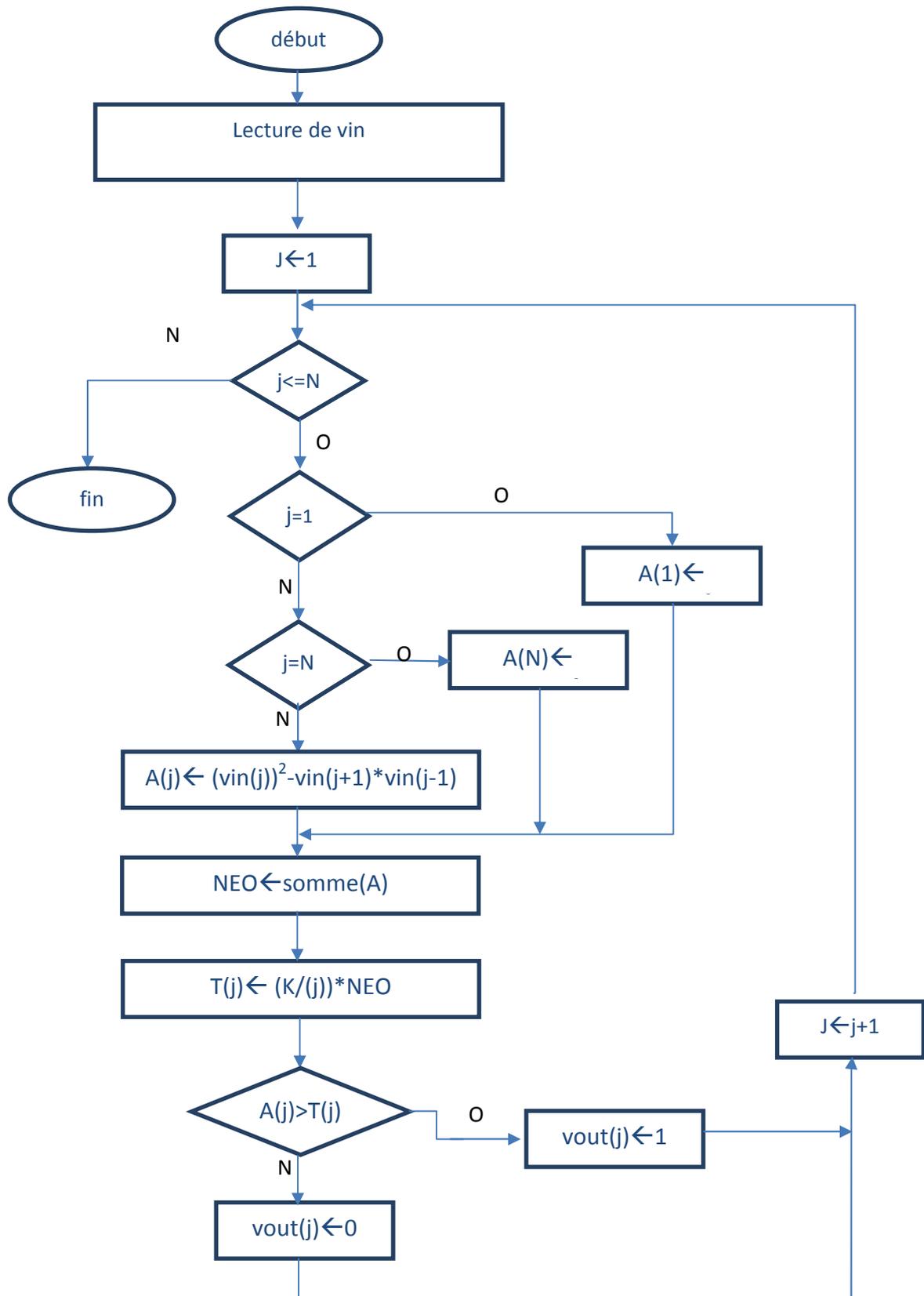
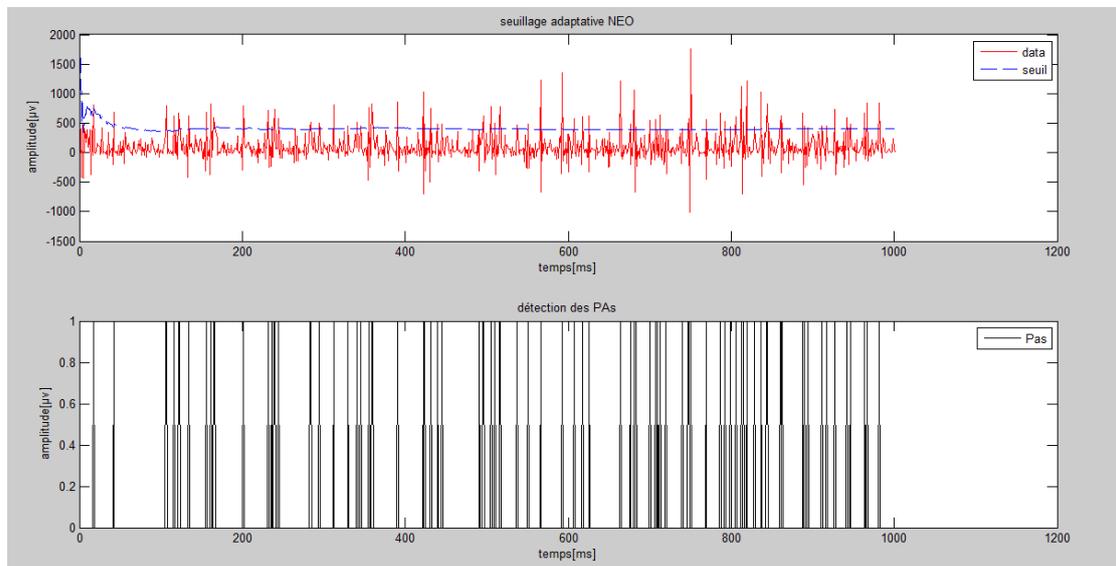


figure III.14 Organigramme du seuillage adaptatif avec la méthode NEO

Résultats :

Pour la constante $K=4$



Pour la valeur $K = 8$:

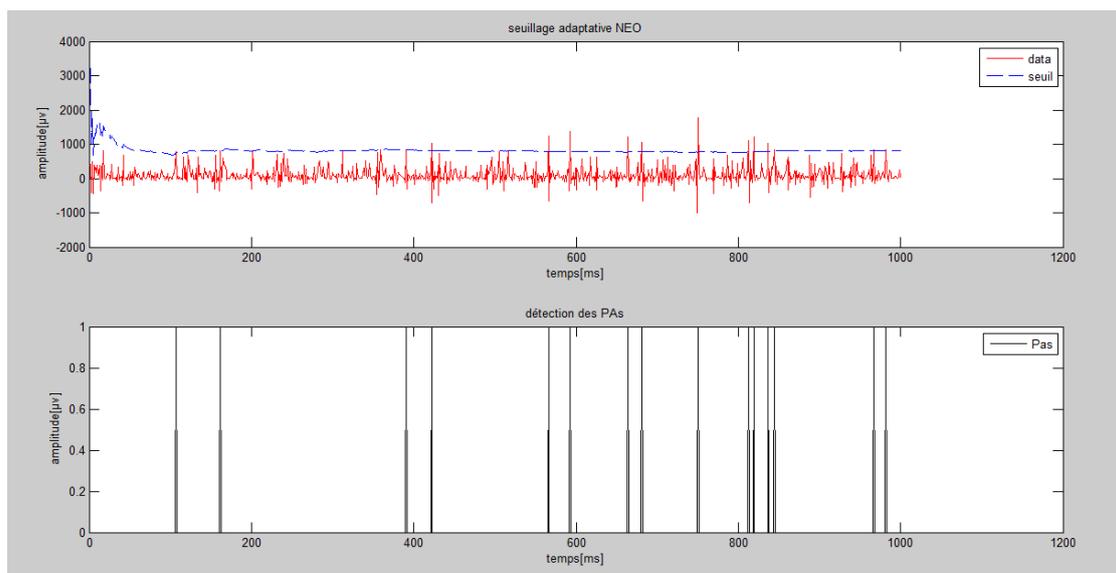
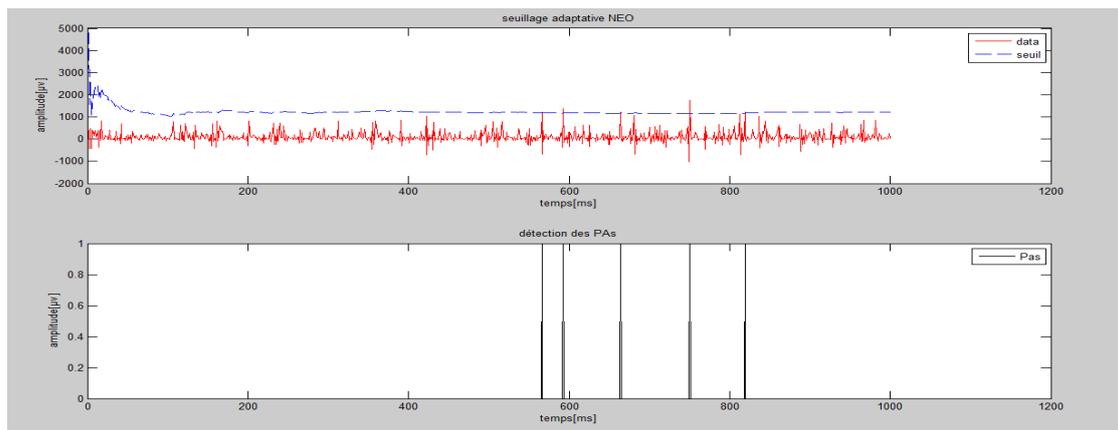


Figure III-15 : seuillage adaptatif avec le pretraitement NEO pour $K=4$ et 8

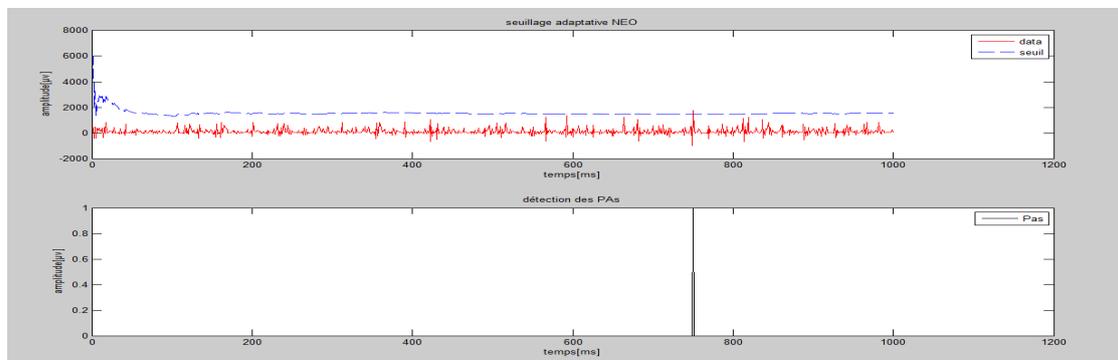
Pour $K = 4$ on voit que la plus part des échantillons sont détecté a cause au niveau du seuil.

Pour $K=8$ on obtiens les PAs. Avec cette constante on obtiens des bonne détection

Pour la constante $K = 12$:



Pour la constante $K = 15$:



A $K = 16$:

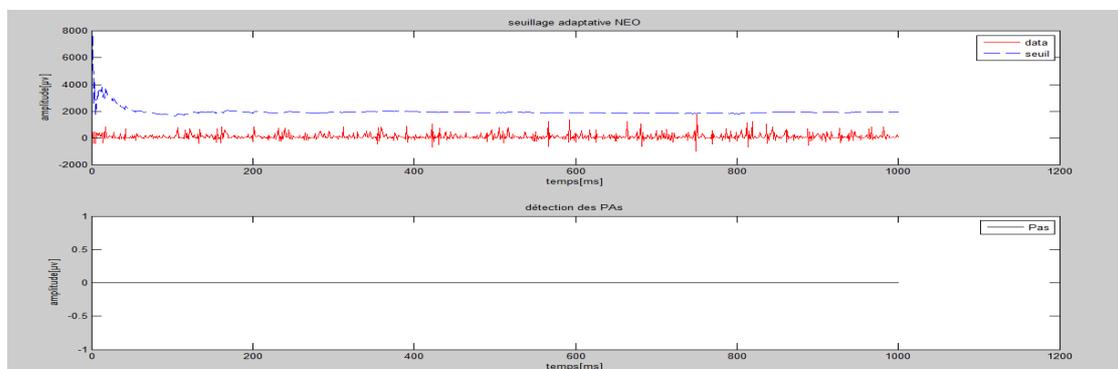


Figure III-16 : seuillage adaptatif avec le prétraitement NEO pour $K=12$ et 15 et 16

Pour $K = 12$ on remarque que le niveau du seuil adaptatif a augmenté Et on obtenu quelle que PAs

Pour $K = 15$ on remarque que le seuil a augmenté d'avantages il a détecte qu'un seule PA.

Pour $K=16$ le seuil adaptatif n'a détecté aucuns échantillons

III-4L'interface GUI :

Nous avons réalisé une interface qui nous a permis de visualiser beaucoup de résultats, la **figure III- 17** montre sommairement les fonctionnalités de cette interface.

On appuyant 1 fois sur L'anglet Seuillage adaptatif NEO et une autre sur mise a jour on obtient la première figure qui se situe a gauche , appuyant 1 fois sur l'anglet Seuil fixe et 1 fois sur mise a jour nous obtiendrons la figure qui se situe a gauche et en fin on appuyant sur l'anglet Seuillage adaptatif en temps réel et 1 fois sur mise a jour on aura la figure du milieu

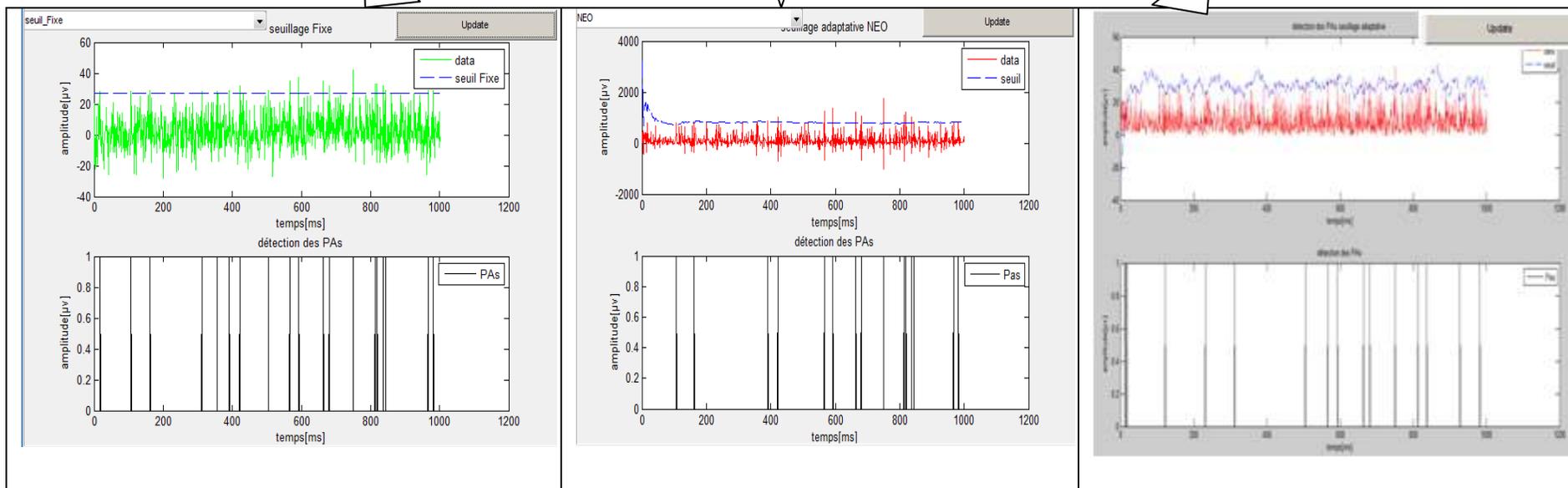
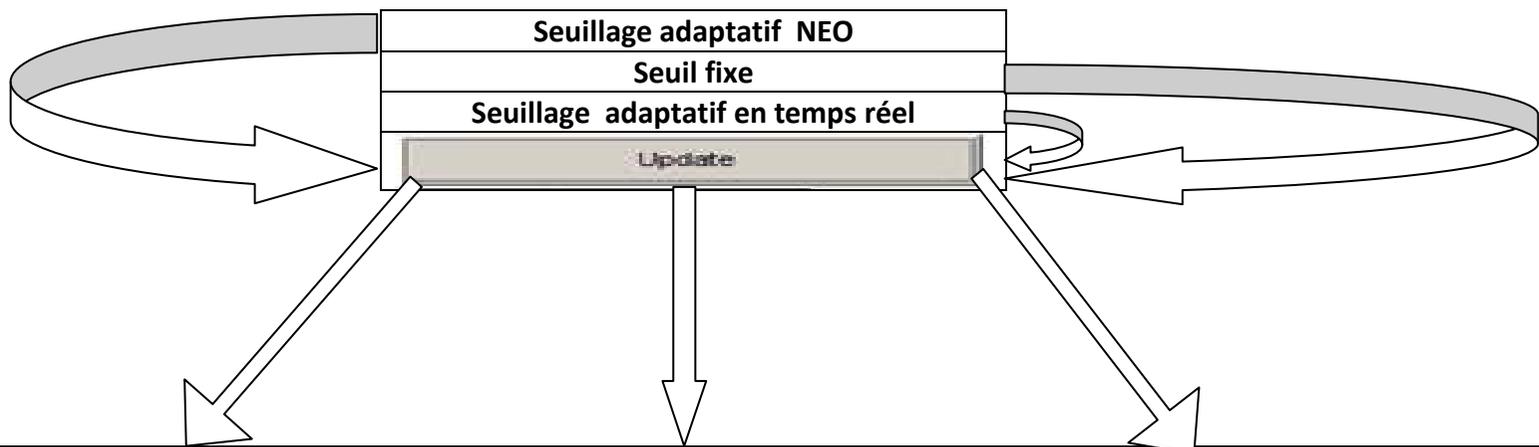


Figure III.17 : fonctionnement de l'interface graphique GUI

III-5 Conclusion

Le critère d'évaluation des méthodes de détection des PAs suivit dans ce travail, repose sur la variation des constantes K pour le seuillage fixe et C pour le seuillage adaptatif, nous avons obtenu comme il a été montré dans les figures présentées dans ce chapitre des résultats pour les quels nous avons pu obtenir des détections de PAs acceptables, cependant ce critère n'est pas unique .

Introduction générale

L'interaction entre la biologie et l'électronique est une discipline en pleine essor. De nombreux systèmes électroniques tentent de s'interconnecter avec des tissus ou des cellules vivantes afin de décoder l'information biologique.

de nombreuses équipes de recherche s'intéressent à la compréhension et l'analyse des signaux électriques transitant au sein du corps Humain Afin de concevoir les prochaines générations d'implants.

En effet, un décodage de l'information provenant des communications électriques des cellules vivantes pourrait amorcer l'avènement de nouvelles générations de prothèses destinées à pallier des handicaps tels que la cécité, la paralysie ou le diabète. Les scientifiques du domaine du vivant s'accordent sur le fait qu'une étape importante dans ce processus est **la mesure des échanges d'influx entre les cellules**, que l'on appelle **Potentiel d'Action (PA)**. En retour, après décodage de l'information des PAs, il serait possible de stimuler électriquement ou chimiquement ces mêmes cellules ou d'autres. Cependant, les résultats de ces méthodes de détection ne sont pas encore probants et des avancées significatives peuvent être encore réalisées pour reproduire ou pallier une fonction donnée.

Le Potentiel d'action (PA) est au cœur de codage biologique et par conséquent il est nécessaire de pouvoir le repérer sur tout type de signal biologique.

Le potentiel d'action (PA) est un phénomène électrique qui présente deux propriétés remarquables:

- lorsqu'il se développe, il le fait d'une manière « tout ou rien »;
- lorsqu'il est émis en un point, il se propage sans atténuation.

Le PA est la caractéristique essentielle des cellules excitables en activité. Un train de PA permet de véhiculer une information spécifique.

Le potentiel d'action n'est pas propre au système nerveux, car d'autres potentiels d'action se retrouvent dans les cellules musculaires et certaines glandes endocrines.

Dans ce travail il s'agit de détecter les potentiels d'actions issus d'un signal neuronal, pour ce faire, quelques méthodes de détection sont développées et mises en œuvre elles reposent sur les techniques de seuillage.

Le présent mémoire comporte trois chapitres dont le premier présente quelques généralités, le second expose différentes méthodes de détection, et les résultats des implémentations sont donnés dans le troisième chapitre

Bibliographie

[1] Williams, R. W. and Herrup, K. (1988). The control of neuron number. *Annu Rev Neurosci*, 11 :423–53.

[2] Tritsch, D., Chesnoy-Marchay, D., and Feltz, A. (1998). *Physiologie du neurone*. Doin initiatives santé edition

[3] Bornat, Y. (2006). Réseaux de neurones sur silicium : une approche mixte, analogique/numérique, pour l'étude des phénomènes d'adaptation, d'apprentissage et de plasticité. *Université de Bordeaux I*.

[4] Speier, S. and Rupnik, M. (2003). A novel approach to in situ characterization of pancreatic β -cells. *Pflügers Archiv European Journal of Physiology*, 446(5) :553–558. 0031-6768

[5] Benazzouz, A. (2004). High frequency stimulation of the subthalamic nucleus in parkinson's disease. *Med Sci (Paris)*, 20(4) :397–8. Stimulation a haute frequence du noyau sous-thalamique dans la maladie de Parkinson .

[6] Bootin, M. L. (2006). Deep brain stimulation : overview and update. *J Clin Monit Comput*, 20(5) :341–6.

[7] Coffey, R. J. (2009). Deep brain stimulation devices : a brief technical history and review. *Artif Organs*, 33(3) :208–20.

[8] Kolbl, F., Zbrzeski, A., Syed, E., Renaud, S., and Lewis, N. (2010). In vivo electrical characterization of deep brain electrode and impact on bio-amplifier design. In *Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), 2010 IEEE*, pages 210–213.

[9] Harrison, R. R. (2003). A low-power integrated circuit for adaptive detection of action potentials in noisy signals. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2003. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE*, volume 4, pages 3325–3328 Vol.4.

[10]Shulyzki, R., Abdelhalim, K., Bagheri, A., Florez, C. M., Carlen, P. L., and Genov, R. (2011). 256-site active neural probe and 64-channel responsive cortical stimulator. In *Custom Integrated Circuits Conference (CICC), 2011 IEEE*, pages 1–4.

[11]Kato, Y., Nishino, M., Saito, I., Suzuki, T., and Mabuchi, K. (2006). Flexible intracortical neural probe with biodegradable polymer for delivering bioactive components. In *Microtechnologies in Medicine and Biology, 2006 International Conference on*, pages 143–146.

[12]HajjHassan, M., Chodavarapu, V., and Musallam, S. (2008). Neuromems : Neural probe microtechnologies. *Sensors*, 8(10) :6704–6726.

[13]Sohee, K., Tathireddy, P., Normann, R. A., and Solzbacher, F. (2007). Thermal impact of an active 3-d microelectrode array implanted in the brain. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 15(4) :493–501. 1534-4320.

[14]Ahuja, A. K., Dorn, J. D., Caspi, A., McMahon, M. J., Dagnelie, G., Dacruz, L., Stanga, P., Humayun, M. S., and Greenberg, R. J. (2010). Blind subjects implanted with the argus ii retinal prosthesis are able to improve performance in a spatial-motor task. *Br J Ophthalmol*, 95(4) :539–43. Argus II Study Group.

[15]Gullo, F., Maffezzoli, A., Dossi, E., and Wanke, E. (2009). Short-latency cross- and autocorrelation identify clusters of interacting cortical neurons recorded from multi-electrode array. *J Neurosci Methods*, 181(2) :186–98.

[16]Maccione, A., Gandolfo, M., Massobrio, P., Novellino, A., Martinoia, S., and Chiappalone, M. (2009). A novel algorithm for precise identification of spikes in extracellularly recorded neuronal signals. *J Neurosci Methods*, 177(1) :241–9.

[17] Nam, Y. and Wheeler, B. C. (2011). In vitro microelectrode array technology and neural recordings. *Crit Rev Biomed Eng*, 39(1) :45–61.

[18] Horiuchi, T., Swindell, T., Sander, D., and Abshier, P. (2004). A low-power cmos neural amplifier with amplitude measurements for spike sorting. In *Circuits and Systems, 2004. ISCAS '04. Proceedings of the 2004 International Symposium on*, volume 4, pages IV–29–32 Vol.4.

[19] Mtetwa, N. and Smith, L. S. (2006). Smoothing and thresholding in neuronal spike detection. *Neurocomputing*, 69(10-12) :1366–1370. 0925-2312 doi 10.1016/j.neucom.2005.12.108.

[20] Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *Information Theory, IEEE Transactionson*, 41(3) :613–627. 0018-9448.

[21] Barati, S. and Sodagar, A. M. (2011). Discrete-time automatic spike detection circuit for neural recording implants. *Electronics Letters*, 47(5) :306–307. 0013-5194.

[22] Beche, J. F., Bonnet, S., Levi, T., Escola, R., Noca, A., Charvet, G., and Guillemaud, R. (2009). Real-time adaptive discrimination threshold estimation for embedded neural signals detection. In *Neural Engineering, 2009. NER '09. 4th International IEEE/EMBS Conferenceon*, pages 597–600.

[23] Chung-Ching, P., Sabharwal, P., and Bashirullah, R. (2009). An adaptive neural spike detector with threshold-lock loop. In *Circuits and Systems, 2009. ISCAS 2009. IEEE International Symposium on*, pages 2133–2136.

[24] Donghwi, K., Stanacevic, M., Kamoua, R., and Mainen, Z. (2008). A low-power low-datarate neural recording system with adaptive spike detection. In *Circuits and Systems, 2008. MWSCAS 2008. 51st Midwest Symposium on*, pages 822–825

[25]Coffey, R. J. (2009). Deep brain stimulation devices : a brief technical history and review. *Artif Organs*, 33(3) :208–20.