

Projet Traitement du Signal : Analyse de Signaux ECG

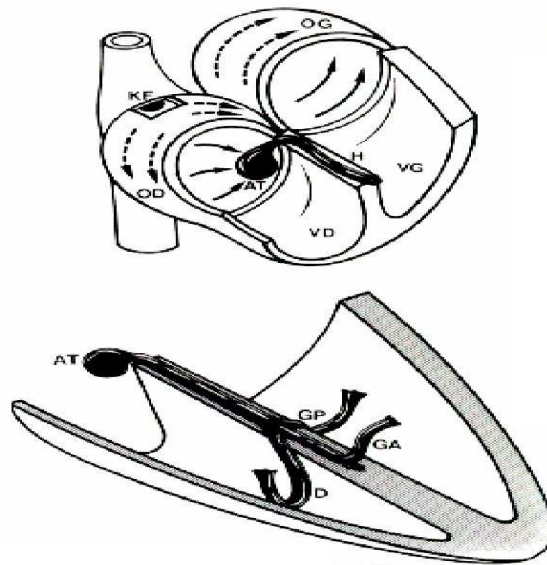
1 Introduction

1.1 Contenu des signaux ECG, description du contenu temporel/fréquentiel des ECG, cas nominaux et pathologiques

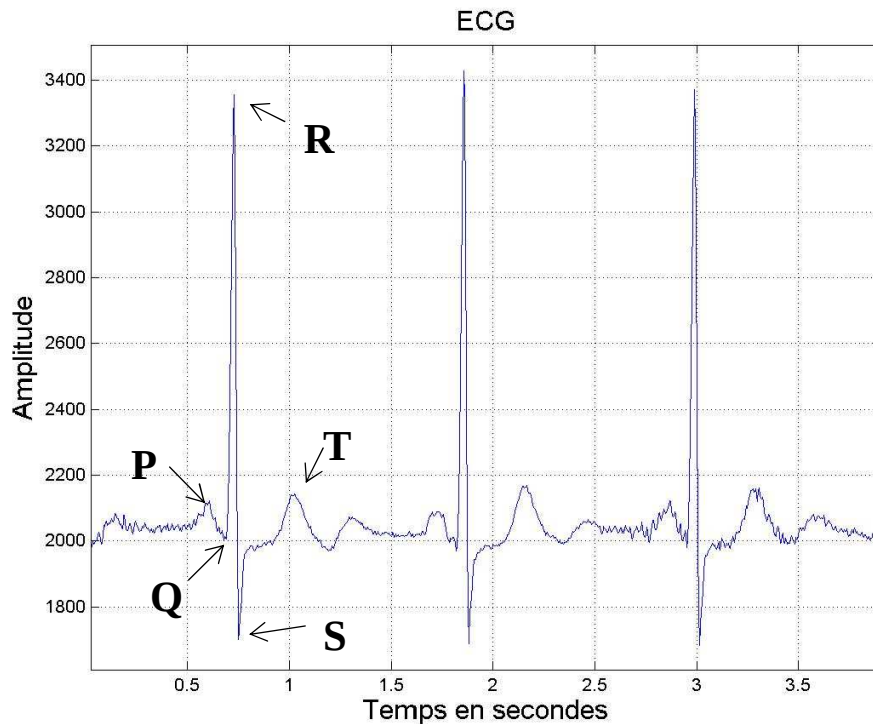
L'électrocardiogramme (ECG) est un signal qui représente l'activité électrique du cœur. L'ECG est un élément essentiel que ce soit dans la surveillance des patients ou dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Les bases théoriques et pratiques de l'enregistrement de l'activité électrique cardiaque ont été énoncées par Einthoven en 1901 et, même si les postulats proposés sont très discutables, ils sont encore utilisés dans l'électrocardiographie. Dans les paragraphes qui suivent, nous décrivons brièvement l'onde d'activation du cœur, les modes d'enregistrement de cette activité électrique et les principales caractéristiques fréquentielles présentées par l'ECG.

- Génération de l'ECG

La figure ci dessous représente le chemin parcouru par l'onde d'activation de l'ECG. Celle-ci naît dans l'oreillette droite dans le noeud dit de Keith et Flack (aussi appelé noeud sino-auriculaire -noté KF sur la figure-) situé au pied de la veine cave supérieure. Cette onde s'étale sur les deux oreillettes et arrive jusqu'au nœud d'Aschoff-Tawara (aussi appelé nœud auriculo-ventriculaire, -AT sur la figure-) pour emprunter la voie de His et pour atteindre finalement les deux ventricules (VD et VG).



Cette onde d'activation permet l'apparition de processus de dépolarisation et de repolarisation des cellules du cœur qui peuvent être recueillis par des électrodes placées dans des endroits précis. Ces processus donnent lieu à la forme d'onde globale d'un ECG dit normal, illustré sur la figure ci-dessous :



Les principales formes d'ondes qui constituent l'ECG global sont décrites ci-après :

- 1) L'onde P est une déflexion correspondant à la dépolarisation des oreillettes droite et gauche,
- 2) L'onde Ta, déflexion correspondant à la repolarisation des oreillettes, est habituellement non visible,
- 3) Le complexe QRS correspond à un ensemble de déflexions dues à la dépolarisation des ventricules,
- 4) L'onde T est une déflexion correspondant à la repolarisation ventriculaire.

Les valeurs normales des durées des déflexions sont :

- 1) Onde P : inférieure ou égale à 0,11s
- 2) Onde Q : inférieure à 0,04s
- 3) Complexe QRS : inférieur à 0,1s, habituellement compris entre 0,06 et 0,08s.

Onde QT : sa durée varie selon la fréquence cardiaque, elle s'allonge quand la fréquence se ralentit, et se raccourcit quand la fréquence s'accélère. Pour une fréquence de 60 cycles par minute, la durée de l'onde QT se situe dans un intervalle [0.35s, 0.43s] et pour une fréquence cardiaque de 80 cycles par minute, elle se situe plutôt entre 0.31s et 0.39s.

- Les artefacts de l'ECG

Divers bruits sont présents dans l'ECG de routine. Parmi les plus importants, on peut citer :

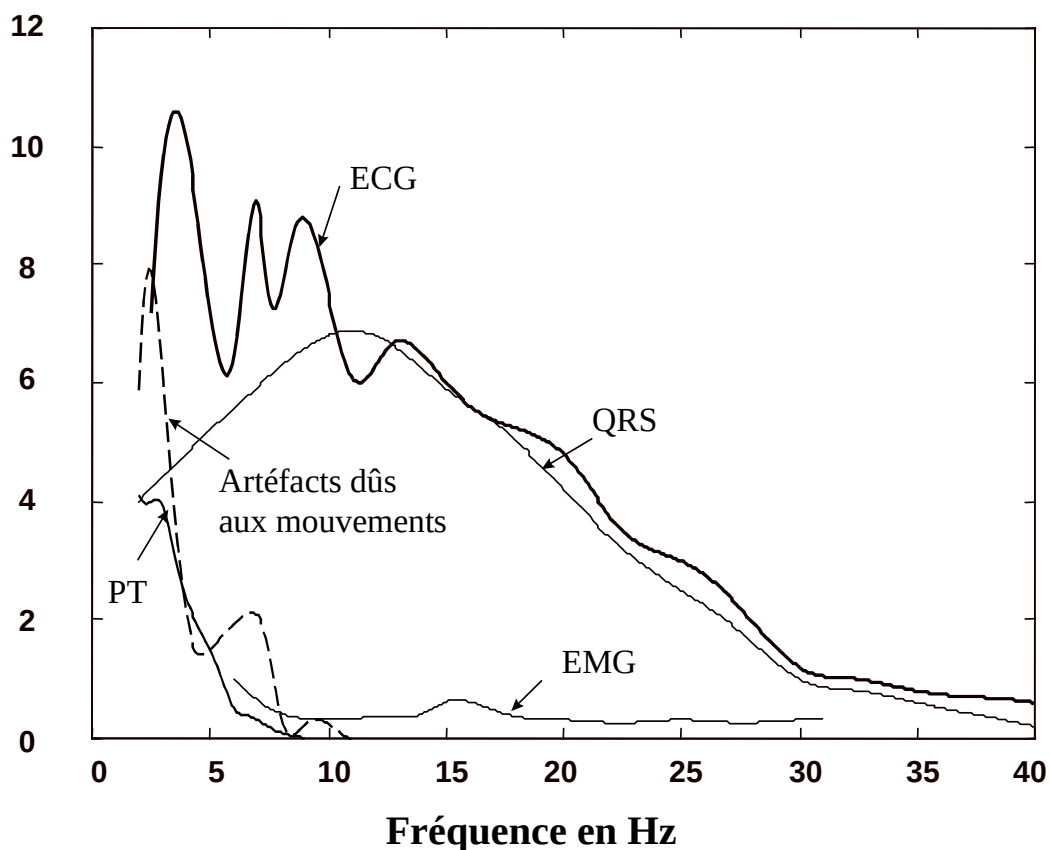
- 1) La dérive de la ligne de base (fréquence < 5Hz),
- 2) Les artefacts dus aux mouvements (fréquence 1-10Hz),
- 3) Le secteur et ses harmoniques (fondamental 50 ou 60Hz),
- 4) L'EMG (fréquence 25-100Hz).

- Contenu spectral de l'ECG

Le signal ECG est un signal riche par la variété des ondes qui le constitue (ondes P, QRS et T). Ainsi, il présente une densité spectrale de puissance qui varie en fonction de la morphologie du signal (dérivations) et d'un sujet à un autre. La densité spectrale de puissance des signaux ECGs a été étudiée dans les cas suivants :

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

Les densités spectrales de puissance ainsi obtenues en utilisant la méthode du périodogramme moyenné sur 150 battements sont illustrées sur la figure ci-dessous :



Les densités spectrales de puissance des complexes QRS et des ondes PT ont été aussi calculées. On y observe le comportement passe-bas de l'ECG dont l'énergie est comprise entre 1 et 30Hz. Dans le cas des ondes PT, le contenu spectral se limite aux très basses fréquences, tandis que pour le complexe QRS ce contenu a une tendance vers les plus "hautes" fréquences.

De plus, les bruits des muscles captés par des électrodes suffisamment séparées peuvent être supposés non corrélés. Ainsi, les signaux EMG superposés aux dérivations de l'ECG peuvent être considérés comme des bruits non corrélés entre eux si les électrodes exploratrices sont suffisamment séparées.

- Intérêt d'une analyse automatique d'un ECG

L'exploitation médicale courante d'un enregistrement ECG se fait selon l'une des modalités suivantes :

- Un enregistrement périodique (3 mois) chez son médecin traitant. Cet enregistrement a une durée de 30s à 1min pour vérifier le comportement général du rythme cardiaque. La notion médicale de « rythme cardiaque » englobe l'ensemble du comportement de l'activité électrique du cœur (forme du cycle, agencement des différentes ondes et des différents cycles les uns par rapport aux autres) et pas seulement la fréquence cardiaque.
- Un enregistrement continu, sur plusieurs jours, nécessitant l'hospitalisation du patient pour observer le comportement à plus long terme du fonctionnement du cœur (cette phase d'analyse pouvant avoir été mise en œuvre suite à des doutes provenant de la première expertise).

Cependant, cette façon de procéder n'est pas optimale ; ni sur le plan médical, la première expertise se faisant sur des durées trop courtes pour mettre en évidence des troubles du rythme sur le long terme, ni sur le plan des coûts, la seconde exploitation impliquant la mise en œuvre de moyens lourds pour la surveillance du patient.

De plus en plus, des enregistreurs d'ECG portatifs permettant aux patients d'effectuer leur propre enregistrement sont utilisés. Ces enregistrements sont alors régulièrement communiqués à un centre médical pour analyse. Cependant l'analyse automatique d'un ECG, qui pourrait être par exemple implantée sur ces enregistreurs portatifs, offrirait un compromis encore plus intéressant, tant au niveau de la qualité de vie du patient, que du dérangement du corps médical, puisque l'analyseur pourrait alors ne demander une expertise qu'en cas de détection d'une pathologie (potentielle).

- Origine et manifestation des pathologies

L'analyse automatique des ECG n'est pas simple (de la même manière que son expertise médicale), du fait de la variabilité des enregistrements d'un patient à un autre et de leur variabilité interne, en fonction de l'état physiologique d'un patient (au repos, en mouvement, stress... Qui plus est, l'expertise médicale d'un enregistrement d'ECG est souvent complétée par l'analyse de l'histoire clinique du patient, difficile à exploiter dans la mise en œuvre d'une expertise automatique.

Les troubles du rythme cardiaque trouvent principalement leurs origines dans des problèmes de conduction (chemin suivi par l'onde de dépolarisation à partir de son point d'activation électrique), des troubles de la fréquence cardiaque (fonction du pacemaker naturel (nœud) qui initie la dépolarisation) ou encore de la forme des différentes ondes composant le cycle cardiaque (déformation onde P, segment ST...).

Parmi les pathologies les plus courantes nous citerons :

- les bradycardies et tachycardies (resp. ralentissement et accélération de la fréquence cardiaque)
- les fibrillations auriculaires et ventriculaires (contractions indépendantes et désordonnées (asynchrone) des fibres musculaires entrant dans la propagation de l'onde de dépolarisation)
- les blocs auriculo-ventriculaires (défauts de cheminement de l'onde de dépolarisation suivant la voie courante de propagation)

- les extrasystoles (ou rythmes d'échappement), qui ne sont pas a proprement parlé des « pathologies », mais qui peuvent indiquer des évolutions vers des états pathologiques ou bien des problèmes situés en amont de la voie de conduction. (les extrasystoles sont des battements initiés par des foyers différents du nœud courant de dépolarisation).

Ainsi les troubles du rythme cardiaque ont des manifestations nombreuses, qui résultent le plus souvent d'une combinaison de ces divers troubles élémentaires (conduction, fréquence cardiaque, formes des ondes). Tout l'objet d'un analyseur, ou détecteur de pathologie serait donc d'exploiter un grand nombre de paramètres (statistiques, caractéristiques des différentes ondes) extraits de l'ECG et de les combiner pour effectuer un pré-diagnostic.

1.2 Lecture, observation et manipulations de fichiers de données sous matlab

Les données disponibles dans ce TP sont des variables vectorielles sauvegardées sous le format « .mat » (utiliser load + nom_du_fichier_de_données). Une fois chargé, une variable ecg (vecteur, contenant les amplitudes du signal ECG enregistré) est placée dans le workspace de Matlab. Une variable Fs contenant la fréquence d'échantillonnage associée au signal chargé est également créée. Le signal correspondant peut ainsi être tracé en manipulant la variable ecg.

2 Analyse spectrale / Filtrage d'un bruit d'alimentation

Généralement les signaux ECG sont acquis à l'aide d'un circuit électronique. L'alimentation de celui-ci est un signal continu à une fréquence de 50Hz (France) ou 60Hz (USA) qui est la source d'interférences parasites. Une sinusoïde d'amplitude plus ou moins importante par rapport à l'amplitude du signal échantillonné vient perturber celui-ci. Une des premières opérations est donc de mettre en place un filtre qui élimine cette composante.

2.1 Signal synthétique

- Générer un bruit blanc gaussien (randn.m). Observer son histogramme et la densité de probabilité associée (histfit.m).
- Générer une sinusoïde à la fréquence de 60Hz perturbée par un bruit additif blanc gaussien (on pourra fixer une fréquence d'échantillonnage de 200Hz). Tracer les signaux temporels correspondants à divers rapports signal sur bruit

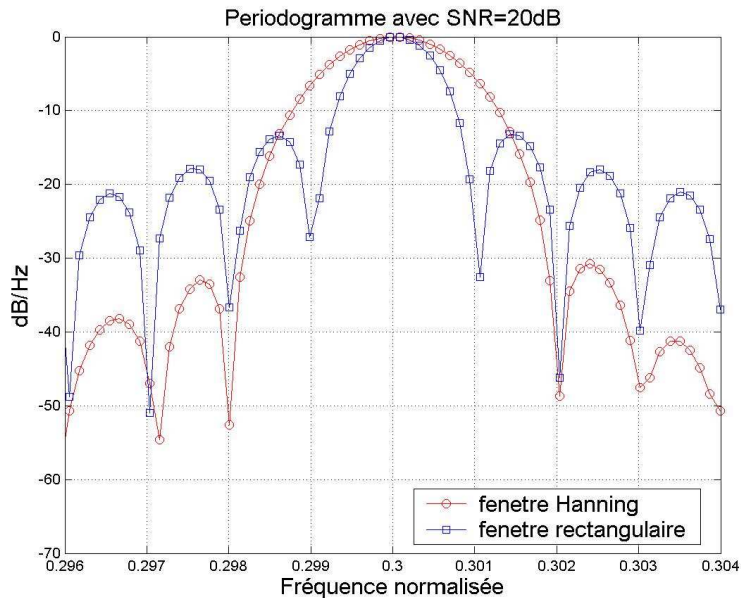
$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_b} \right),$$

où P_s et P_b désignent les puissances du signal et du bruit.

2.2 Analyse spectrale / filtrage d'un bruit d'alimentation

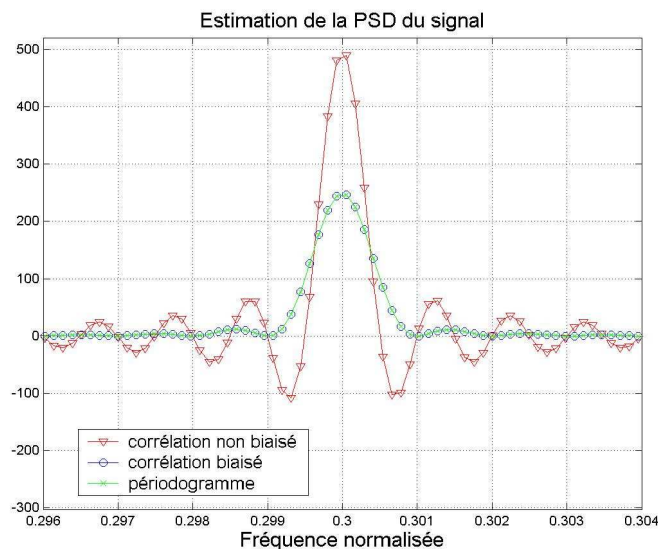
2.2.1 Périodogramme

Calculer le périodogramme de la sinusoïde bruitée en utilisant les fenêtres rectangulaire et de Hanning.



2.2.2 Corrélogrammes

Déterminer les fonctions d'autocorrélation biaisée et non biaisée de la sinusoïde bruitée puis les densités spectrales de puissance de ce signal (Lisez attentivement la remarque 3 de l'annexe). Comparer avec le périodogramme.



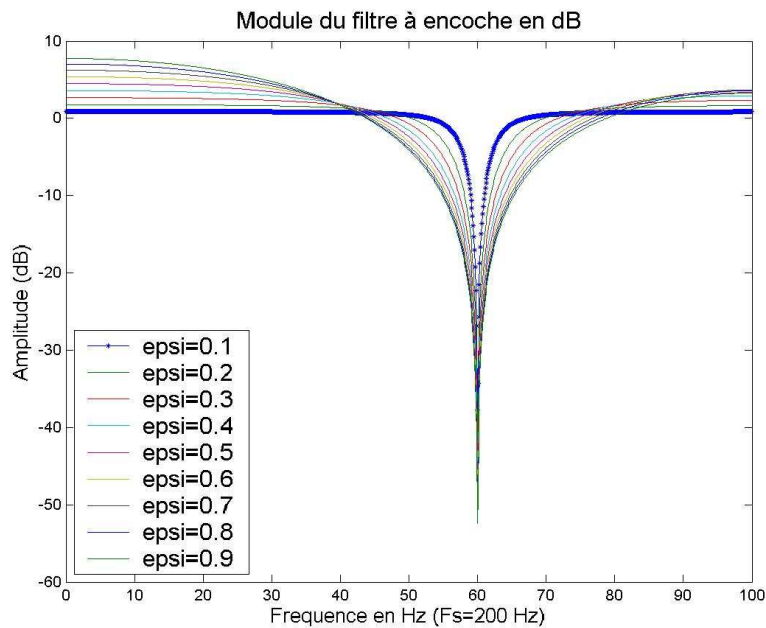
2.3 Filtre à encoche

Le bruit blanc a la particularité de posséder une densité spectrale de puissance constante

$s(f) = \frac{N_0}{2}$. Pour éliminer efficacement les interférences, localisées à une fréquence bien

définie et connue, on peut implanter un filtre qui élimine cette composante fréquentielle et ce de la manière la plus sélective qui soit. On désire dans cette partie étudier un filtre éliminant la fréquence $f_0 = 60\text{Hz}$.

- Etudier la structure du filtre à encoche décrit en annexe qui permet d'éliminer la composante sinusoïdale du signal généré précédemment. Comparer les gabarits de cette cellule obtenus pour diverses valeurs de ε (commande freqz.m)



- Faire une analyse spectrale comparative des signaux avant et après filtrage (pour le filtrage, utiliser filter.m)

2.4 Elimination des interférences d'alimentation pour un ECG

Dans tout système électronique, en l'occurrence un capteur ECG, des interférences dues aux alimentations sont présentes dans les signaux enregistrés. Cette perturbation prend l'allure d'une sinusoïde à la fréquence d'oscillation de l'alimentation ; i.e. sur secteur on verra apparaître une composante à la fréquence 50Hz (France) ou 60Hz (USA). Cette information, ne présente aucune utilité vis-à-vis d'une expertise médicale. Dans un premier temps nous proposons d'étudier un moyen d'éliminer cette interférence.

- Analyser le spectre du signal (load ECG60_2) avec les méthodes utilisées pour la sinusoïde (périodogramme et corrélogramme)). Quelle est la fréquence d'oscillation de l'alimentation ?
- Appliquer le filtre à encoche défini précédemment.
- Observer les différents résultats obtenus en faisant varier les paramètres du filtre (fréquence de réjection et sélectivité).

3 Détection des complexes QRS / Analyse du rythme

Comme nous le verrons ultérieurement, la largeur et le rythme des complexes QRS sont des paramètres importants pour la détection de pathologies. Dans cette partie, nous étudions un algorithme de détection des complexes inspiré de l'article suivant :

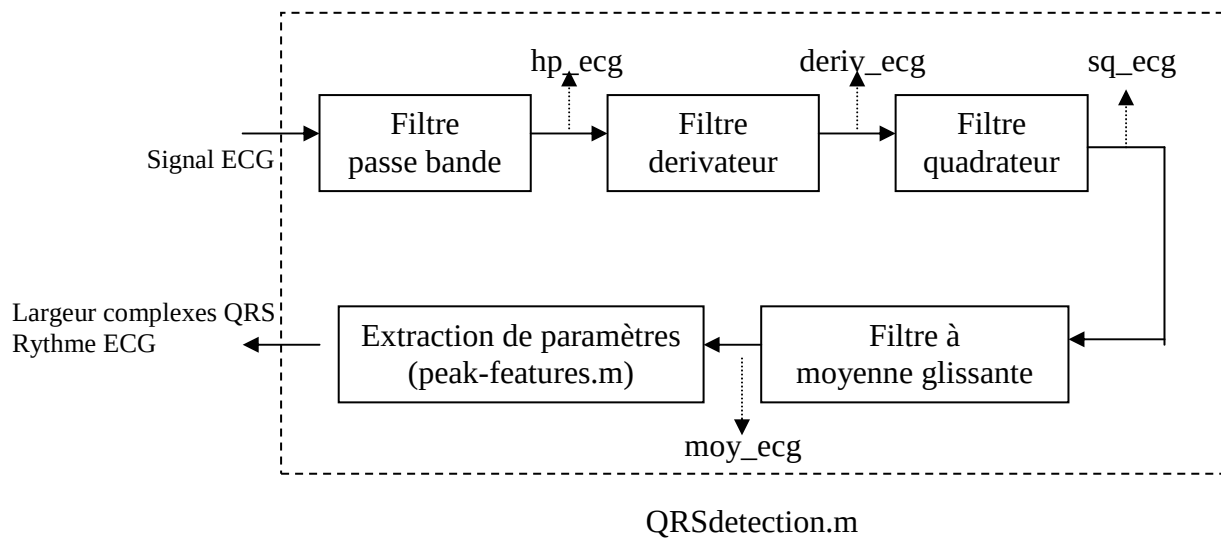
J. Pan and W. J. Tompkins, "A real time QRS detection algorithm", *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. BME-32, pp. 230-236, 1985.

Après avoir éliminé la composante spectrale associée à la fréquence du secteur, on se propose d'éliminer le bruit qui se trouve en dehors de la bande spectrale des complexes QRS, c'est-à-dire en dehors de la bande [5-15Hz]. L'article de Pan et Tompkins propose de construire un filtre passe-bande à partir d'un filtrage passe-bas et d'un filtrage passe-haut. Ensuite on applique au signal la série d'opérations suivante : filtre dérivateur,

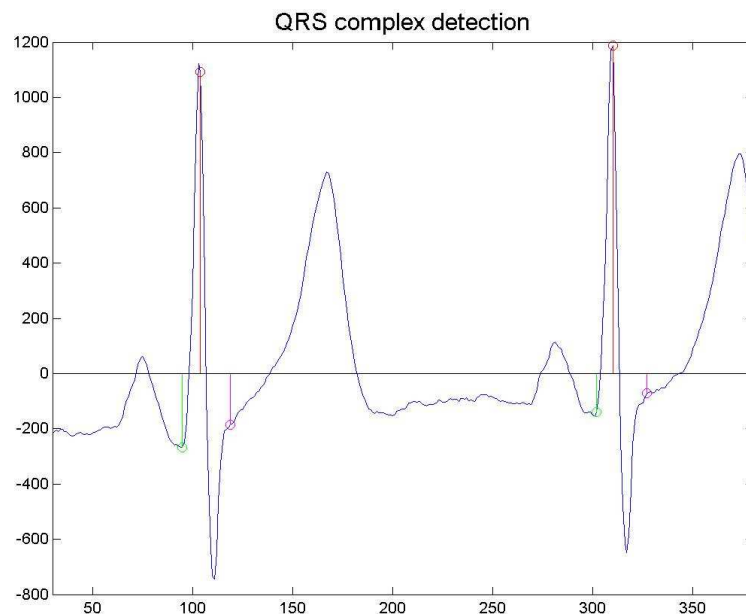
filtre quadrateur et filtre à moyenne glissante (voir schéma ci-dessous). Comme dans l'article de référence, on considère une opération de fenêtre glissante de largeur $L = 30$ points (largeur supérieure à la largeur du complexe QRS).

Représenter graphiquement l'effet de ces opérations sur un complexe QRS.

Toutes ces opérations ont été regroupées dans la fonction matlab QRSdetection.m. La signification des vecteurs de sorties hp_ecg, deriv_ecg, sq_ecg et moy_ecg est expliquée sur la figure ci-dessous. Appliquer le programme QRSdetection.m au signal ECG60_2 filtré (noté Signal ECG sur la figure). Comparer vos résultats avec ceux obtenus avec la fonction matlab.



Le signal en sortie du filtre à moyenne glissante est introduit dans le sous-programme peak-features qui permet d'extraire la largeur des complexes QRS et la position des pics R (rythme du signal ECG). Comparer les résultats obtenus avec le signal d'origine (voir figure ci-dessous).



4 Restauration des échantillons perdus

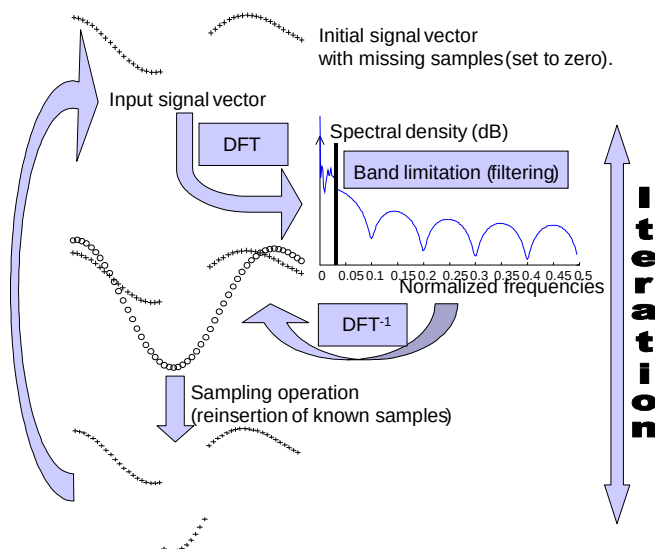
Les enregistrements ECG portatifs sont régulièrement communiqués au centre médical via le réseaux GPRS/UMTS (en dehors de la maison) ou via le réseau fixe (à la maison). Le canal de transmission peut introduire des fortes atténuations appelées évanouissements (ou fading en Anglais). Ainsi, il est possible que quelques paquets de données soient perdus. Dans ce cas, il faut une méthode pour récupérer ces données perdues.

4.1 Méthode

On utilisera l'algorithme de Papoulis-Gerchberg. Il peut être utilisé seulement avec des signaux dont la densité spectrale de puissance à un support spectral limité. Ceci n'est pas un problème pour notre application puisque le signal ECG à une bande spectrale [1Hz-30 Hz].

Algorithme de Papoulis-Gerchberg

L'algorithme Papoulis-Gerchberg est basé le fait que le complexe QRS a une bande limitée. A chaque itération, on calcule la TFD du signal et met à zéro le contenu spectral qui est hors de la bande d'intérêt [0Hz-30Hz]. Ensuite, on détermine la TFD inverse, ce qui fournit un signal temporel. De ce signal, on prend les échantillons correspondants aux échantillons perdus et on les insère dans le signal d'origine. On recommence ce procédé jusqu'à récupérer de façon satisfaisante le signal d'origine. Le procès itératif est illustré sur le schéma suivant :

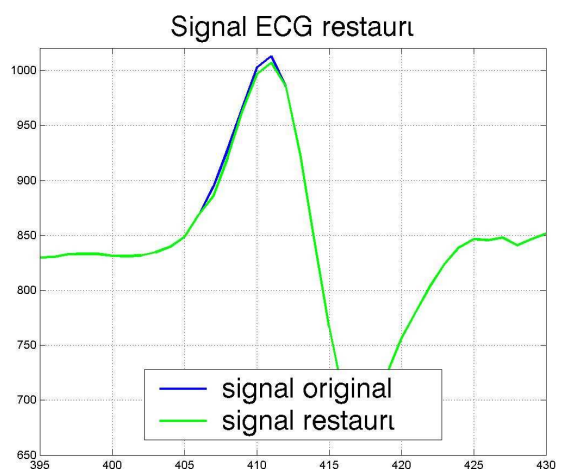
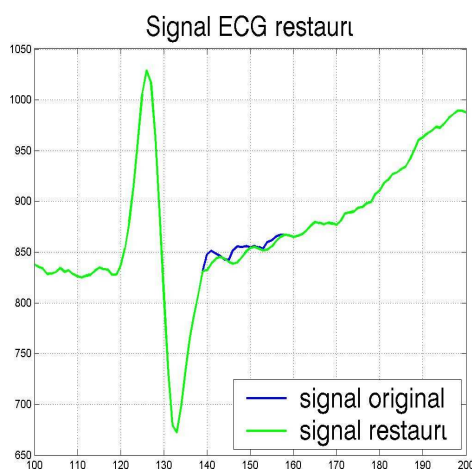
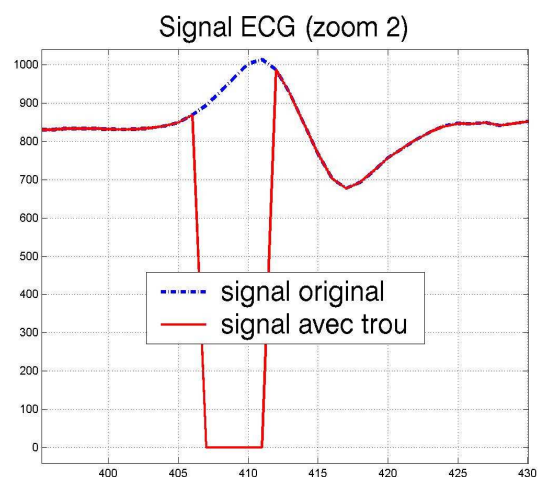
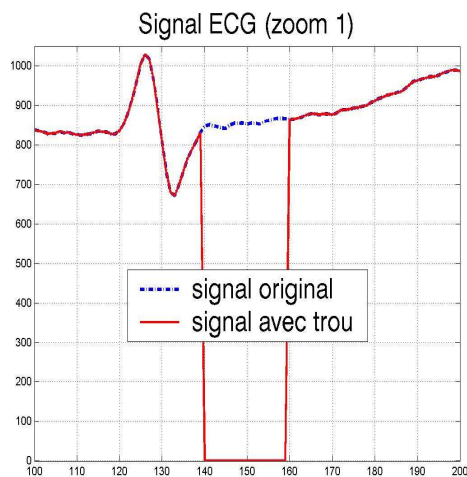


4.2 Simulations

Pour simuler la perte de données, on mettra à zéro une partie du signal ECG. On applique ensuite l'algorithme de Papoulis-Gerchberg décrit ci-dessus. Après avoir programmé cet algorithme, évaluer l'influence de la longueur d'échantillons perdus ainsi que la position de cette séquence sur l'algorithme de récupération d'échantillons (il est évident que l'algorithme marchera moins bien si le trou est localisé au pic R que s'il est entre deux complexes QRS).

Remarque Importante

Pour accélérer la convergence de l'algorithme Papoulis-Gerchberg, on fera d'abord une interpolation linéaire des échantillons perdus, au lieu d'initialiser l'algorithme par des zéros. Les figures suivantes montrent quelques exemples de restauration d'échantillons avec différents nombres d'échantillons perdus et différentes positions après 200 itérations.



5 Classification des Pathologies

5.1 Signaux synthétiques

On suppose dans cette partie que la largeur des complexes QRS permet de distinguer un ECG "sain" d'un ECG "pathologique". En supposant que ces longueurs sont gaussiennes de même moyenne (supposée nulle pour simplifier) sous les deux hypothèses, étudier le test de Neyman-Pearson associé au problème de détection d'un saut de variance (variances σ_0^2 et σ_1^2 sous les hypothèses H_0 et H_1). En pratique, on estime σ_0^2 à l'aide d'un signal ECG sain et peut alors fixer le seuil de détection. Construire une fonction Matlab permettant de faire cette opération.

5.2 Quelques signaux réels

On considère dans le cadre du projet 4 pathologies qui ont été expertisées :

1) Pathologie 1

Elle correspond au type bigeminisme ventriculaire : après un rythme sinusal normal (QRS fin, rythme régulier et onde P) un battement sur deux s'élargit et la contraction associée se produit prématurément par rapport à la fréquence cardiaque courante.

2) Pathologie 2

La pathologie 2 correspond à un début de flutter ventriculaire. La distinction des complexes QRS devient quasiment impossible (le détecteur devrait flagger des pics de manière aléatoire). On discerne plus une onde sinusoïdale que des complexes clairement identifiés. Distinction des phases de dépolarisation et repolarisation quasiment impossible

3) Pathologie 3

La pathologie 3 correspond à un épisode de fibrillation auriculaire : d'un état sinusal normal (QRS fin, rythme régulier et onde P) on passe à un état où les complexes QRS sont hors rythme normal, bien que fins, avec disparition d'une onde P associée à chaque battement (activité chaotique)

4) Pathologie 4

La pathologie 4 présente une grande irrégularité du rythme, avec des « trous » dans la conduction, bien que les QRS restent fins. Rythme sinusal pathologique, accès de bradycardies et tachycardies.

- Montrer tout d'abord que les résultats de la partie 5.1 appliqués à la largeur des complexes QRS permet de détecter la pathologie 1 de l'ECG en fonctionnement normal.
- Proposer une stratégie permettant de reconnaître les diverses pathologies à l'aide du rythme et/ou de la largeur des complexes QRS.

6 Annexes

6.1 Périodogramme/Corrélogramme

La densité spectrale de puissance (DSP) d'un signal $x(t)$ à énergie finie est définie par

$$s(f) = TF[K_x(\tau)] = |X(f)|^2$$

où $X(f)$ est la transformée de Fourier de $x(t)$ et $K_x(\tau)$ sa fonction d'autocorrélation. Il en découle deux méthodes d'estimation de la DSP appelées **périodogramme** et **corrélogramme**.

- Périodogramme

Lorsqu'on estime la transformée de Fourier avec l'algorithme de FFT rapide de Matlab, on montre qu'un estimateur satisfaisant de la DSP du signal $x(t)$ appelé périodogramme est défini par

$$\frac{1}{N} |TFD[x(n)]|^2$$

où $x(n)$ est obtenu par échantillonnage de $x(t)$.

- Corrélogramme

L'estimation de la DSP par corrélogramme comporte deux étapes :

- 1) Estimation de la fonction d'autocorrélation (`xcorr.m`) qui produit $\hat{K}_x(n)$
- 2) Transformée de Fourier discrète de $\hat{K}_x(n)f(n)$, où $f(n)$ est une fenêtre de pondération et $\hat{K}_x(n)$ est l'estimation biaisée ou non biaisée de la fonction d'autocorrélation.

Remarque 1 : il est important de noter que lorsque $\hat{K}_x(n)$ est l'estimateur biaisé de la fonction d'autocorrélation de $x(t)$, le corrélogramme coïncide exactement avec le périodogramme.

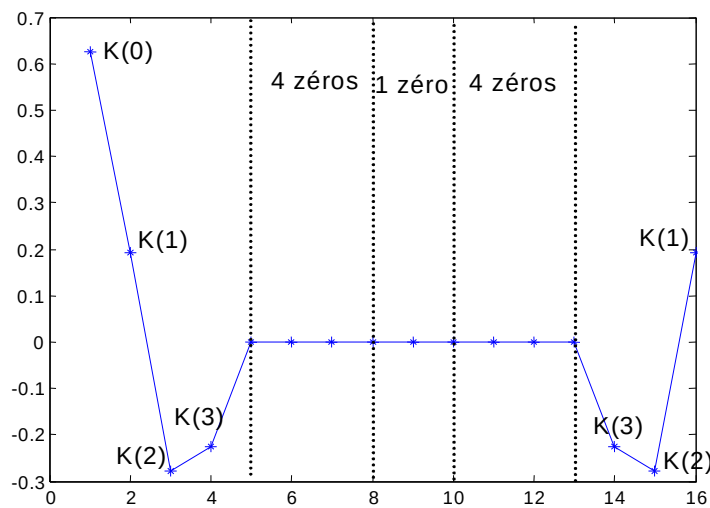
Remarque 2 : Estimateurs spectraux moyennés

On montre que la variance des estimateurs de la DSP (corrélogramme et périodogramme) ne dépend pas de la durée du signal. Ces estimateurs ne sont donc pas convergents. Afin de réduire la variance des estimateurs, il est habituel de diviser le signal observé en plusieurs tranches et à moyenner les estimateurs obtenus sur chaque tranche. La variance des estimateurs moyennés est alors inversement proportionnelle au nombre de tranches, ce qui réduit la variance.

Remarque 3 : Implantation numérique

Si le signal numérique $x(n)$ possède N_s points, la fonction `xcorr` calcule la fonction d'autocorrélation $\hat{K}_x(n)$ pour $n = -(N_s - 1), \dots, -1, 0, 1, \dots, (N_s - 1)$ (on a donc $2N_s - 1$ points). On peut "padder" cette autocorrélation par des zéros afin d'avoir une représentation plus précise de la DSP. L'algorithme de transformée de Fourier discrète de Matlab nécessite une symétrisation de la fonction d'autocorrélation de la façon suivante :

- Points d'autocorrélation $\hat{K}_x(0), \hat{K}_x(1), \dots, \hat{K}_x(N_s - 1)$
- N_z zéros
- zéro central
- N_z zéros



- Points d'autocorrélation $\hat{K}_x(N_s - 1), \dots, \hat{K}_x(1)$

Cette procédure de symétrisation est illustrée sur la figure suivante pour $N_s = 4$ et $N_z = 4$:

6.2 Filtrage Analogique

Les opérations de filtrage consistent à « éliminer » ou « mettre en évidence » certaine(s) partie(s) de la bande de fréquence occupée par un signal donné. Dans le domaine continu, la transformée de Fourier d'un signal $x(t)$ est définie par $X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt$. Filtrer un signal

consiste à sélectionner une bande de fréquence d'intérêt et la mettre en évidence par rapport au reste des composantes fréquentielles du signal. Dans le domaine fréquentiel (Fourier) l'opération « naturelle » de filtrage correspond donc à une multiplication du type : $X_{\text{filtre}}(f) = X(f)H(f)$, où $X(f) = TF\{x(t)\}$ est la transformée de Fourier du signal temporel et $H(f)$ est la **fonction de transfert** du filtre qui correspond au gabarit fréquentiel pour l'opération de filtrage désirée.

L'opération de multiplication dans le domaine fréquentiel trouve son équivalent dans la convolution dans le domaine temporel (et inversement). Ainsi une opération de filtrage temporel analogique est : $x_{\text{filtre}}(t) = x(t) * h(t)$, où $h(t)$ désigne la réponse impulsionnelle du filtre et correspond à : $h(t) = TF^{-1}\{H(f)\}$ ou encore $H(f) = TF\{h(t)\}$.

6.3 Filtrage Numérique

Si les opérations de filtrage analogique présentées précédemment sont physiquement réalisées par des circuits électroniques (du Hardware), mettant en jeu des circuits (R, L, C), le traitement numérique mis en œuvre par l'intermédiaire de μP et de programmation informatique connaît depuis plusieurs années un essor grandissant, offrant des possibilités beaucoup plus vastes (en termes de complexité, taille, évolutivité, reprogrammabilité...).

Le signal numérique $x(n), n \in \{1, \dots, N\}$ est obtenu par échantillonnage du signal continu qui représente le signal analogique associé $x(t)$. En toute rigueur, si T_e est la période d'échantillonnage, le signal numérique obtenu en sortie du convertisseur analogique numérique est $x(n) = x(nT_e)$. Il est donc possible comme dans le cas de signaux continus de définir les opération de filtrage dans le domaine discret. Dans cet espace de représentation, la transformée en Z est le pendant de la transformée de Fourier pour le continu

$$X(z) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k)z^{-k}$$

Une des propriétés essentielle de la transformée en Z (notée TZ) est le théorème du retard : $X(z)z^{-m} = TZ[x(n)]z^{-m} = TZ[x(n-m)]$

Ainsi un filtre dans le domaine discret se définit par une réponse impulsionnelle, une suite de points $h(n)$ ($n \in N$), dont la transformée en Z désigne la fonction de transfert du filtre :

$$H(z) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k)z^{-k}$$

Remarque : en pratique on n'utilise que la transformée en Z dite unilatérale, $X(z) = \sum_{k=0}^{+\infty} x(k)z^{-k}$ qui suppose le signal x causal ($x(n)=0$ pour $n<0$). De la même manière, le principe de causalité (« l'effet ne peut précéder la cause ») fait que la réponse impulsionnelle de tout système physique est obligatoirement nulle pour $t<0$. Donc pour tout système causal on a : $h(n)=0$ pour $n<0$. C'est pourquoi nous ne noterons plus les indices de la TZ.

L'opération de filtrage dans le domaine fréquentiel, en Z, tout comme pour le cas continu est un produit de l'entrée par la fonction de transfert du filtre :

$$X_{\text{filtre}}(z) = H(z)X(z)$$

Ainsi, en utilisant le théorème du retard on montre que l'opération de filtrage peut encore s'écrire dans le domaine temporel discret :

$$X_{\text{filtre}}(z) = H(z)X(z) = \left[\sum h(k)z^{-k} \right] X(z) = \sum h(k)X(z)z^{-k}$$

En utilisant le théorème du retard et la définition de la TZ, cette expression devient dans le domaine temporel : $x_{\text{filtre}}(n) = \sum h(k)TZ^{-1}[X(z)z^{-k}] = \sum_{\substack{\text{théorème} \\ \text{du retard}}} h(k)x(n-k)$

qui n'est autre que l'expression de la formule de convolution discrète. C'est l'opération de filtrage qui est concrètement implantée dans un calculateur : la sortie à un instant donné n est une combinaison linéaire des échantillons d'entrée aux instants inférieurs à n .

Cependant on vise généralement des opérations de filtrage dites temps réel (calcul de l'échantillon de sortie pendant l'intervalle de temps entre 2 échantillons d'entrée) ; or la charge de calcul de cette opération générale croît avec le temps (i.e., les indices sont tels que k varie entre 0 et l'infini dans l'équation précédente), plus on a d'échantillons passés plus le calcul d'un échantillon nécessite d'opérations élémentaires. Afin de limiter cette charge de calcul, on considère une classe de filtres linéaires ayant une charge calculatoire constante au cours du temps qui est la classe des filtres récurrents qui possèdent une expression générale de la forme :

$$x_{\text{filtre}}(n) = -\sum_{k=1}^M a_k x_{\text{filtre}}(n-k) + \sum_{k=0}^N b_k x(n-k)$$

Rappel : c'est cette équation temporelle qui est concrètement implantée dans le calculateur.

Dans ce cas la fonction de transfert associée est une fraction rationnelle en Z :

$$H(z) = \frac{\sum_{k=0}^N b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^M a_k z^{-k}}$$

Pour définir un tel filtre numérique, il suffit donc de déterminer les coefficients a_k et b_k intervenant dans $H(z)$ (sous Matlab, voir la commande filter)

6.4 Filtre à Encoche

Les filtres à encoche (notch filters) peuvent prendre plusieurs formes. La manière la plus courante de construire ces filtres est de considérer la fonction de transfert :

$$H(z) = \frac{1 + a_1 z^{-1} + z^{-2}}{1 + (1 - \varepsilon) a_1 z^{-1} + (1 - \varepsilon)^2 z^{-2}} \text{ avec } |a_1| < 2$$

Soit $z_0 = r e^{j2\pi f_0}$ un zéro du numérateur de $H(z)$ tel que :

$$(z - z_0)(z - z_0^*) = z^2 - 2r \cos(\omega_0)z + r^2$$

La fréquence « rejetée » du filtre à encoche est alors $f_0 = \frac{\omega_0}{2\pi}$.

Par identification, on obtient

$$\begin{cases} |z_0| = r = 1 \\ 2 \cos(\omega_0) = -a_1 \end{cases}$$

On voit donc que les zéros du filtre à encoche sont sur le cercle unité.

Concernant la stabilité du filtre, on observe ses pôles, soit les zéros du dénominateur. Si $p_0 = \rho e^{j\omega_p}$ est un zéro du dénominateur, on a

$$(z - p_0)(z - p_0^*) = z^2 - 2\rho \cos(\omega_p)z + |\rho|^2$$

d'où

$$\begin{cases} |\rho|^2 = (1 - \varepsilon)^2 \\ 2 \cos(\omega_p) = -a_1 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \rho = (1 - \varepsilon) \\ \omega_p = \omega_0 \end{cases}$$

Puisque $\rho < 1$, le filtre est stable. Notez que les pôles ont mêmes arguments que les zéros. Le facteur ε est lié à la sélectivité (finesse de la bande rejetée) du filtre ; on montre que la relation entre la bande coupée à -3dB (Δf) est :

$$2\Delta f = \frac{\sqrt{2\varepsilon}}{\pi}$$

6.5 Réponse Harmonique

La sortie d'un filtre lorsque l'entrée est une harmonique $x(n) = e^{j2\pi \tilde{f}_0 n}$ est définie par

$$y(n) = \sum_k h(k) x(n-k) = \sum_k h(k) e^{j2\pi \tilde{f}_0 (n-k)} = e^{j2\pi \tilde{f}_0 n} \sum_k h(k) e^{-j2\pi \tilde{f}_0 k}$$

On voit donc que cette réponse s'écrit

$$y(n) = x(n) \sum_k h(k) e^{-j2\pi \tilde{f}_0 k}$$

c'est-à-dire

$$y(n) = x(n)H(z)\Big|_{z=e^{j2\pi\tilde{f}_0}}$$

La quantité $H(z)\Big|_{z=e^{j2\pi\tilde{f}_0}}$ s'appelle la **réponse harmonique** du filtre. Elle permet de déterminer les fréquences qui sont conservées ou supprimées par l'opération de filtrage.

A Real-Time QRS Detection Algorithm

JIAPU PAN AND WILLIS J. TOMPKINS, SENIOR MEMBER, IEEE

Abstract—We have developed a real-time algorithm for detection of the *QRS* complexes of ECG signals. It reliably recognizes *QRS* complexes based upon digital analyses of slope, amplitude, and width. A special digital bandpass filter reduces false detections caused by the various types of interference present in ECG signals. This filtering permits use of low thresholds, thereby increasing detection sensitivity. The algorithm automatically adjusts thresholds and parameters periodically to adapt to such ECG changes as *QRS* morphology and heart rate. For the standard 24 h MIT/BIH arrhythmia database, this algorithm correctly detects 99.3 percent of the *QRS* complexes.

INTRODUCTION

THERE are many uses for a reliable *QRS* recognition algorithm. Computer interpretation of the 12-lead ECG is a popular technique. Coronary care units now use arrhythmia monitors extensively. Widely used Holter tape recording requires a Holter scanning device that includes a *QRS* detector to analyze the tapes much faster than real time. Currently under development are arrhythmia monitors for ambulatory patients which analyze the ECG in real time [1]–[3]. When an arrhythmia appears, such a monitor can be programmed to immediately store an interval of the abnormal ECG for subsequent transmission to a central station where a physician can interpret it. Such a device requires a very accurate *QRS* recognition capability. False detection results in unnecessary transmission of data to the central station or requires an excessively large memory to store any ECG segments that are unnecessarily captured. Thus, an accurate *QRS* detector is an important part of many ECG instruments.

QRS detection is difficult, not only because of the physiological variability of the *QRS* complexes, but also because of the various types of noise that can be present in the ECG signal. Noise sources include muscle noise, artifacts due to electrode motion, power-line interference, baseline wander, and *T* waves with high-frequency characteristics similar to *QRS* complexes. In our approach, digital filters reduce the influence of these noise sources, and thereby improve the signal-to-noise ratio. Of the many *QRS* detectors proposed in the literature, few give serious enough attention to noise reduction.

Software *QRS* detectors typically include one or more of three different types of processing steps: linear digital filtering, nonlinear transformation, and decision rule algorithms [4]. We use all three types. Linear processes include a bandpass filter,

a derivative, and a moving window integrator. The nonlinear transformation that we use is signal amplitude squaring. Adaptive thresholds and *T*-wave discrimination techniques provide part of the decision rule algorithm.

The slope of the *R* wave is a popular signal feature used to locate the *QRS* complex in many *QRS* detectors [5]. An analog circuit or a real-time derivative algorithm that provides slope information is straightforward to implement. However, by its very nature, a derivative amplifies the undesirable higher frequency noise components. Also, many abnormal *QRS* complexes with large amplitudes and long durations are missed in a purely derivative approach because of their relatively low *R*-wave slopes. Thus, *R*-wave slope alone is insufficient for proper *QRS* detection. To achieve reliable performance, we must extract other parameters from the signal such as amplitude, width, and *QRS* energy [6], [7].

It is very important to evaluate a *QRS* detector algorithm using a standard arrhythmia database. There are now two such databases available: MIT/BIH [8] and AHA (American Heart Association) [9]. The performance of an algorithm on a database is not the ultimate answer as to its utility in a clinical environment, but it provides a standardized means of comparing the basic performance of one algorithm to another.

ALGORITHM OVERVIEW

We implemented the *QRS* detection algorithm in assembly language. It operates on either a Z80 (Zilog) or an NSC800 (National Semiconductor) microprocessor. All the processing is done with integer arithmetic so that the algorithm can operate in real time without requiring excessive computing power. The database provides two simultaneous ECG channels. We attempted two-channel analysis, but abandoned this approach. Due to the way that the electrode positions are orthogonally placed in Holter recording, a high-quality signal on one channel normally implies a low-amplitude ECG with a poor signal-to-noise ratio on the second channel. The only way that two-channel algorithms will yield improved performance for most patients is by adopting a new way of electrode placement that will provide usable signals in both channels.

Fig. 1 shows signals at various steps in digital signal processing. First, in order to attenuate noise, the signal passes through a digital bandpass filter composed of cascaded high-pass and low-pass filters. Fig. 1(b) shows the output of this filter. The next process after filtering is differentiation [see Fig. 1(c)], followed by squaring [see Fig. 1(d)], and then moving window integration [see Fig. 1(e)]. Information about the slope of the *QRS* is obtained in the derivative stage. The squaring process intensifies the slope of the frequency response curve of the derivative and helps restrict false positives caused by *T* waves with

Manuscript received July 27, 1984; revised October 24, 1984. This work was supported in part by the National Institutes of Health under Grant HL00765.

J. Pan is with the Department of Biophysics, Shanghai Second Medical College, Shanghai, People's Republic of China.

W. J. Tompkins is with the Department of Electrical and Computer Engineering, University of Wisconsin, Madison, WI 53706.

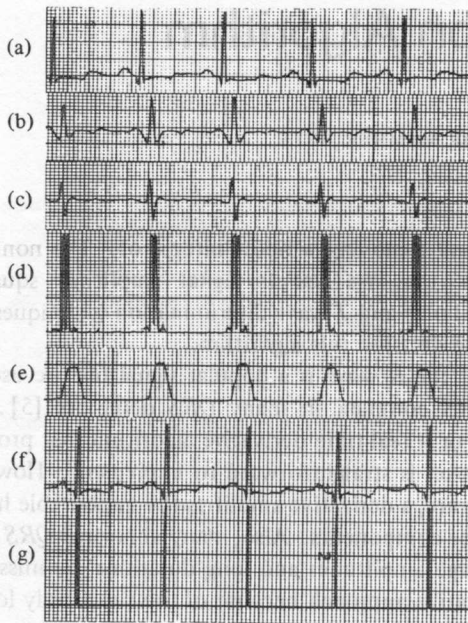


Fig. 1. QRS detection algorithm processing steps for a normal ECG from the MIT/BIH database. (a) Original signal. (b) Output of bandpass filter. (c) Output of differentiator. (d) Output of squaring process. (e) Results of moving-window integration. (f) Original ECG signal delayed by the total processing time. (g) Output pulse stream.

higher than usual spectral energies. The moving window integrator produces a signal that includes information about both the slope and the width of the QRS complex. Fig. 1(f) is the same as the original ECG in Fig. 1(a) except delayed by the total processing time of the detection algorithm. Fig. 1(g) shows the final output stream of pulses marking the locations of the QRS complexes after application of the adaptive thresholds.

Fig. 2 illustrates a set of signals similar to those in Fig. 1 for a noise-contaminated ECG in the database. The algorithm is able to correctly detect QRS complexes in the presence of the severe noise typical of the ambulatory ECG environment. We based all judgments of correctness upon the annotations in the database. Each annotation on the location and morphology of a beat was determined by arbitration between two cardiologists who had to be in agreement on all beats in order for an ECG data segment to be placed in the database.

The algorithm is divided into three processes: learning phase 1, learning phase 2, and detection. Learning phase 1 requires about 2 s to initialize detection thresholds based upon signal and noise peaks detected during the learning process. Learning phase 2 requires two heartbeats to initialize RR -interval average and RR -interval limit values. The subsequent detection phase does the recognition process and produces a pulse for each QRS complex. The thresholds and other parameters of the algorithm are adjusted periodically to adapt to changing characteristics of the signal.

We use two sets of thresholds to detect QRS complexes. One set thresholds the filtered ECG, and the other thresholds the signal produced by moving window integration. By using thresholds on both signals, we improve the reliability of detection compared to using one waveform alone. Preprocessing the

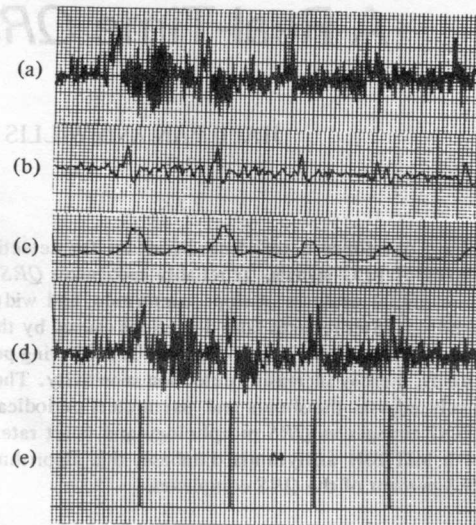


Fig. 2. QRS detection algorithm processing steps for a noise-contaminated ECG from the MIT/BIH database. (a) Original signal. (b) Output of bandpass filter. (c) Results of moving-window integration. (d) Original ECG signal delayed by the total processing time. (e) Output pulse stream.

ECG with this digital bandpass filter improves the signal-to-noise ratio and permits the use of lower thresholds than would be possible on the unfiltered ECG. This increases the overall detection sensitivity. The detection thresholds float over the noise that is sensed by the algorithm. This approach reduces the number of false positives caused by types of noise that mimic the characteristics of the QRS complex.

The algorithm uses a dual-threshold technique to find missed beats, and thereby reduce false negatives. There are two separate threshold levels in each of the two sets of thresholds. One level is half of the other. The thresholds continuously adapt to the characteristics of the signal since they are based upon the most-recent signal and noise peaks that are detected in the ongoing processed signals. If the program does not find a QRS complex in the time interval corresponding to 166 percent of the current average RR interval, the maximal peak detected in that time interval that lies between these two thresholds is considered to be a possible QRS complex, and the lower of the two thresholds is applied. In this way, we avoid requiring a long memory buffer for storing the past history of the ECG, and thus require minimal computing time to accomplish the search-back procedure to look for a missing QRS complex.

Unfortunately, the dual-threshold technique is only useful if the heart rate is regular. In abnormalities such as bigeminy or trigeminy, we cannot find the missed beat by searching back through the same time interval as for regular heart rates. For the case of irregular heart rates, both thresholds are reduced by half in order to increase the sensitivity of detection and to avoid missing valid beats.

Once a valid QRS complex is recognized, there is a 200 ms refractory period before the next one can be detected since QRS complexes cannot occur more closely than this physiologically. This refractory period eliminates the possibility of a false detection such as multiple triggering on the same QRS complex during this time interval. When a QRS detection

occurs following the end of the refractory period but within 360 ms of the previous complex, we must determine if it is a valid *QRS* complex or a *T* wave. In this case, we judge the waveform with the largest slope to be the *QRS* complex.

To be reliable, a *QRS* detection algorithm must adapt each of its parameters with time so as to be able to operate properly for ECG's of different patients as well as for ECG morphology changes in a single patient. In our algorithm, each threshold automatically adapts periodically based upon peak values of signal and noise. When a *QRS* must be found using second (lower) thresholds, threshold readjustment occurs twice as fast as usual. In the dual-threshold technique, the *RR*-interval average must be updated for each heartbeat.

Two separate measurements of the average *RR* interval are maintained. One *RR*-interval average is the mean of all of the most recent eight *RR* intervals. A second *RR*-interval average is the mean of the most recent eight beats that fell within the range of 92-116 percent of the current *RR*-interval average. Without this first average, this approach would be suitable only for a slowly changing and regular heart rate. When the heart rate suddenly changes, the first *RR*-interval average substitutes for the second one. The algorithm adapts rapidly to a changing signal. It can even adapt rapidly when switching from one patient's ECG to another without requiring special learning phases.

METHODS

An analog filter bandlimits the ECG signal at 50 Hz. An analog-to-digital converter (ADC) samples the ECG at a rate of 200 samples/s. The resulting digital signal passes successively through a sequence of processing steps that includes three linear digital filters implemented in software. First is an integer-coefficient bandpass filter composed of cascaded low-pass and high-pass filters. Its function is noise rejection. Next is a filter that approximates a derivative. After an amplitude squaring process, the signal passes through a moving-window integrator. Adaptive thresholds then discriminate the locations of the *QRS* complexes.

Bandpass Filter

The bandpass filter reduces the influence of muscle noise, 60 Hz interference, baseline wander, and *T*-wave interference. The desirable passband to maximize the *QRS* energy is approximately 5-15 Hz [10], [11]. Our filter is a fast, real-time recursive filter in which poles are located to cancel zeros on the unit circle of the z plane [12]. This approach results in a filter design with integer coefficients. Since only integer arithmetic is necessary, a real-time filter can be implemented with a simple microprocessor and still have available computing power left to do the *QRS* recognition task.

This class of filters having poles and zeros only on the unit circle permits limited passband design flexibility. For our chosen sample rate, we could not design a bandpass filter directly for the desired passband of 5-15 Hz using this specialized design technique. Therefore, we cascaded the low-pass and high-pass filters described below to achieve a 3 dB passband from about 5-12 Hz, reasonably close to the design goal. Fig. 3 shows the overall frequency response.

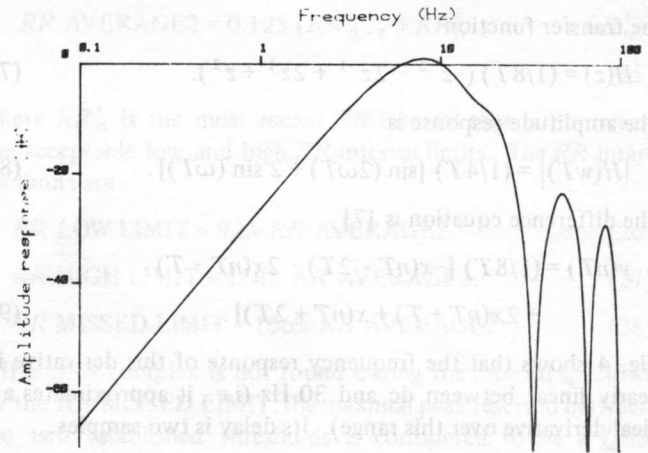


Fig. 3. Amplitude response of the digital bandpass filter. Passband (3 dB) is 5-11 Hz.

Low-Pass Filter

The transfer function of the second-order low-pass filter is

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (1)$$

The amplitude response is

$$|H(\omega T)| = \frac{\sin^2(3\omega T)}{\sin^2(\omega T/2)} \quad (2)$$

where T is the sampling period. The difference equation of the filter is

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (3)$$

where the cutoff frequency is about 11 Hz and the gain is 36. The filter processing delay is six samples.

High-Pass Filter

The design of the high-pass filter is based on subtracting the output of a first-order low-pass filter from an all-pass filter (i.e., the samples in the original signal). The transfer function for such a high-pass filter is

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})}{(1 + z^{-1})} \quad (4)$$

The amplitude response is

$$|H(\omega T)| = \frac{[256 + \sin^2(16\omega T)]^{1/2}}{\cos(\omega T/2)} \quad (5)$$

The difference equation is

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (6)$$

The low cutoff frequency of this filter is about 5 Hz, the gain is 32, and the delay is 16 samples.

Derivative

After filtering, the signal is differentiated to provide the *QRS*-complex slope information. We use a five-point derivative with

the transfer function

$$H(z) = (1/8T) (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2). \quad (7)$$

The amplitude response is

$$|H(\omega T)| = (1/4T) [\sin(2\omega T) + 2 \sin(\omega T)]. \quad (8)$$

The difference equation is [7]

$$y(nT) = (1/8T) [-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)]. \quad (9)$$

Fig. 4 shows that the frequency response of this derivative is nearly linear between dc and 30 Hz (i.e., it approximates an ideal derivative over this range). Its delay is two samples.

Squaring Function

After differentiation, the signal is squared point by point. The equation of this operation is

$$y(nT) = [x(nT)]^2. \quad (10)$$

This makes all data points positive and does nonlinear amplification of the output of the derivative emphasizing the higher frequencies (i.e., predominantly the ECG frequencies).

Moving-Window Integration

The purpose of moving-window integration is to obtain waveform feature information in addition to the slope of the *R* wave. It is calculated from

$$y(nT) = (1/N) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (11)$$

where N is the number of samples in the width of the integration window.

Fig. 5 shows the relationship between the moving-window integration waveform and the *QRS* complex. The number of samples N in the moving window is important. Generally, the width of the window should be approximately the same as the widest possible *QRS* complex. If the window is too wide, the integration waveform will merge the *QRS* and *T* complexes together. If it is too narrow, some *QRS* complexes will produce several peaks in the integration waveform. These can cause difficulty in subsequent *QRS* detection processes. The width of the window is determined empirically. For our sample rate of 200 samples/s, the window is 30 samples wide (150 ms).

Fiducial Mark

The *QRS* complex corresponds to the rising edge of the integration waveform. The time duration of the rising edge is equal to the width of the *QRS* complex. A fiducial mark for the temporal location of the *QRS* complex can be determined from this rising edge according to the desired waveform feature to be marked such as the maximal slope or the peak of the *R* wave.

Adjusting the Thresholds

The thresholds are automatically adjusted to float over the noise. Low thresholds are possible because of the improvement of the signal-to-noise ratio by the bandpass filter.

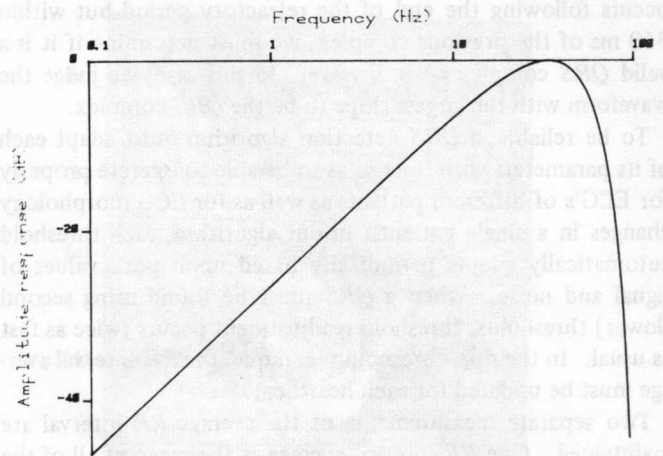


Fig. 4. Amplitude response of the digital derivative filter.

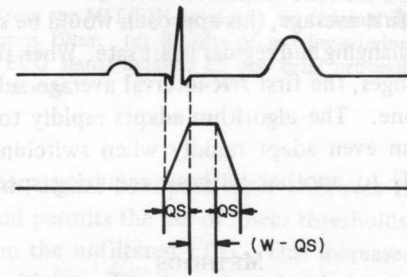


Fig. 5. The relationship of a *QRS* complex to the moving integration waveform. (a) ECG signal. (b) Output of moving-window integrator. *QS*: *QRS* width. *W*: width of the integrator window.

The higher of the two thresholds in each of the two sets is used for the first analysis of the signal. The lower threshold is used if no *QRS* is detected in a certain time interval so that a search-back technique is necessary to look back in time for the *QRS* complex. The set of thresholds initially applied to the integration waveform is computed from

$$\text{SPKI} = 0.125 \text{ PEAKI} + 0.875 \text{ SPKI} \quad (\text{if PEAKI is the signal peak}) \quad (12)$$

$$\text{NPKI} = 0.125 \text{ PEAKI} + 0.875 \text{ NPKI} \quad (\text{if PEAKI is the noise peak}) \quad (13)$$

$$\text{THRESHOLD I1} = \text{NPKI} + 0.25 (\text{SPKI} - \text{NPKI}) \quad (14)$$

$$\text{THRESHOLD I2} = 0.5 \text{ THRESHOLD I1} \quad (15)$$

where all the variables refer to the integration waveform:

PEAKI is the overall peak,
SPKI is the running estimate of the signal peak,
NPKI is the running estimate of the noise peak,
THRESHOLD I1 is the first threshold applied, and
THRESHOLD I2 is the second threshold applied.

A peak is a local maximum determined by observing when the signal changes direction within a predefined time interval. The signal peak SPKI is a peak that the algorithm has already established to be a *QRS* complex. The noise peak NPKI is any peak

that is not related to the *QRS* (e.g., the *T* wave). The thresholds are based upon running estimates of *SPKI* and *NPKI*. That is, new values of these variables are computed in part from their prior values. When a new peak is detected, it must first be classified as a noise peak or a signal peak. To be a signal peak, the peak must exceed *THRESHOLD I1* as the signal is first analyzed or *THRESHOLD I2* if searchback is required to find the *QRS*. When the *QRS* complex is found using the second threshold,

$$SPKI = 0.25 \text{ PEAKI} + 0.75 \text{ SPKI} \quad (16)$$

The set of thresholds applied to the filtered ECG is determined from

$$SPKF = 0.125 \text{ PEAKF} + 0.875 \text{ SPKF} \quad (17)$$

(if *PEAKF* is the signal peak)

$$NPKF = 0.125 \text{ PEAKF} + 0.875 \text{ NPKF} \quad (18)$$

(if *PEAKF* is the noise peak)

$$\text{THRESHOLD F1} = \text{NPKF} + 0.25 (\text{SPKF} - \text{NPKF}) \quad (19)$$

$$\text{THRESHOLD F2} = 0.5 \text{ THRESHOLD F1} \quad (20)$$

where all the variables refer to the filtered ECG:

PEAKF is the overall peak,
SPKF is the running estimate of the signal peak,
NPKF is the running estimate of the noise peak,
THRESHOLD F1 is the first threshold applied, and
THRESHOLD F2 is the second threshold applied.

When the *QRS* complex is found using the second threshold,

$$SPKF = 0.25 \text{ PEAKF} + 0.75 \text{ SPKF} \quad (21)$$

For irregular heart rates, the first threshold of each set is reduced by half so as to increase the detection sensitivity and to avoid missing beats:

$$\text{THRESHOLD I1} \leftarrow 0.5 \text{ THRESHOLD I1} \quad (22)$$

$$\text{THRESHOLD F1} \leftarrow 0.5 \text{ THRESHOLD F1} \quad (23)$$

To be identified as a *QRS* complex, a peak must be recognized as such a complex in both the integration and bandpass-filtered waveforms.

Adjusting the Average RR Interval and Rate Limits

Two *RR*-interval averages are maintained. One is the average of the eight most-recent beats. The other is the average of the eight most-recent beats having *RR* intervals that fall within certain limits. The reason for maintaining these two separate averages is to be able to adapt to quickly changing or irregular heart rates. The first average is the mean of the eight most-recent sequential *RR* intervals regardless of their values.

$$RR \text{ AVERAGE1} = 0.125 (RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n) \quad (24)$$

where RR_n is the most-recent *RR* interval.

The second average is based on selected beats.

$$RR \text{ AVERAGE2} = 0.125 (RR'_{n-7} + RR'_{n-6} + \dots + RR'_n) \quad (25)$$

where RR'_n is the most recent *RR* interval that fell between the acceptable low and high *RR*-interval limits. The *RR*-interval limits are

$$RR \text{ LOW LIMIT} = 92\% RR \text{ AVERAGE2} \quad (26)$$

$$RR \text{ HIGH LIMIT} = 116\% RR \text{ AVERAGE2} \quad (27)$$

$$RR \text{ MISSED LIMIT} = 166\% RR \text{ AVERAGE2} \quad (28)$$

If a *QRS* complex is not found during the interval specified by the *RR MISSED LIMIT*, the maximal peak reserved between the two established thresholds is considered to be a *QRS* candidate.

If each of the eight most-recent sequential *RR* intervals that are calculated from *RR AVERAGE1* is between the *RR LOW LIMIT* and the *RR HIGH LIMIT*, we interpret the heart rate to be regular for these eight heart beats and

$$RR \text{ AVERAGE2} \leftarrow RR \text{ AVERAGE1} \quad (29)$$

This is the case for normal sinus rhythm.

T-Wave Identification

When an *RR* interval is less than 360 ms (it must be greater than the 200 ms latency), a judgment is made to determine whether the current *QRS* complex has been correctly identified or whether it is really a *T* wave. If the maximal slope that occurs during this waveform is less than half that of the *QRS* waveform that preceded it, it is identified to be a *T* wave; otherwise, it is called a *QRS* complex.

EVALUATION

We used the MIT/BIH arrhythmia database to evaluate the *QRS* detection algorithm [8]. The database consists of 48 half-hour recordings for a total of 24 h of ECG data. The database is on four-channel FM magnetic tape. Channels 1 and 2 are the two-channel ECG signals. Channel 3 is an annotation channel recorded in a standard binary format, and channel 4 is a binary-recorded timing track.

Fig. 6 shows the experimental setup for evaluation of the *QRS* algorithm. It includes two four-channel FM tape recorders, two Z80-based laboratory microcomputer systems, a dc amplifier, and a nonfade oscilloscope.

Using the *QRS* detection algorithm, one of the microcomputer systems samples and analyzes the database ECG played back from one of the FM recorders. If it detects a *QRS* complex, it generates a pulse. Simultaneously, the second microcomputer monitors the encoded beat annotation channel of the recorder and generates a pulse coincident with the fiducial mark annotated in the database.

A second four-channel FM tape recorder records the original ECG waveform being analyzed on one channel and the pulses from each of the microcomputer systems on two other channels. All of these signals appear on a nonfade display oscilloscope or a chart recorder for further visual evaluation.

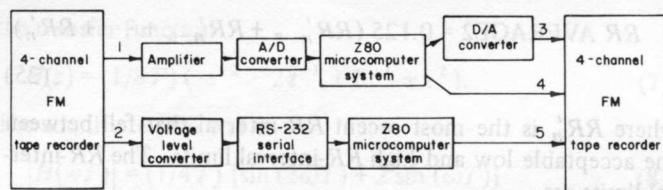


Fig. 6. Experimental setup for evaluating the *QRS* detection algorithm using the MIT/BIH database. 1: ECG signal from MIT/BIH database channel 1. 2: Binary annotation from MIT/BIH database channel 3. 3: Sampled and reconstructed ECG signal. 4: Pulse generated by detection algorithm. 5: Pulse obtained from annotation track fiducial mark.

TABLE I
RESULTS OF EVALUATING THE REAL-TIME *QRS* DETECTION ALGORITHM
USING THE MIT/BIH DATABASE

Tape (No.)	Total (No. Beats)	FP (Beats)	FN (Beats)	Failed Detection (Beats)	Failed Detection (%)
100	2273	0	0	0	0
101	1865	5	3	8	0.43
102	2187	0	0	0	0
103	2084	0	0	0	0
104	2230	1	0	1	0.04
105	2572	67	22	89	3.46
106	2027	5	2	7	0.05
107	2137	0	2	2	0.09
108	1763	199	22	221	12.54
109	2532	0	1	1	0.04
111	2124	1	0	1	0.05
112	2539	0	1	1	0.04
113	1795	0	0	0	0
114	1879	3	17	20	1.06
115	1953	0	0	0	0
116	2412	3	22	25	1.04
117	1535	1	1	2	0.13
118	2275	1	0	1	0.04
119	1987	1	0	1	0.05
121	1863	4	7	11	0.59
122	2476	1	1	2	0.08
123	1518	0	0	0	0
124	1619	0	0	0	0
200	2601	6	3	9	0.35
201	1963	0	10	10	0.51
202	2136	0	4	4	0.19
203	2982	53	30	83	2.78
205	2656	0	2	2	0.08
207	1862	4	4	8	0.43
208	2956	4	14	18	0.60
209	3004	3	0	3	0.10
210	2647	2	8	10	0.38
212	2748	0	0	0	0
213	3251	1	2	3	0.09
214	2262	2	4	6	0.26
215	3363	0	1	1	0.03
217	2208	4	6	10	0.45
219	2154	0	0	0	0
220	2048	0	0	0	0
221	2427	2	0	0	0.08
222	2484	101	81	182	7.33
223	2605	1	0	1	0.04
228	2053	25	5	30	1.46
230	2256	1	0	1	0.04
231	1886	0	0	0	0
232	1780	6	1	7	0.39
233	3079	0	1	1	0.03
234	2753	0	0	0	0
48 patients	116 137	507	277	784	0.675

The maximal amplitude of the ECG from the FM recorder is less than ± 1 V, so a dc amplifier amplifies the signal by a gain of 2.5 to ensure that the signal uses the full range of the A/D converter (the input voltage range is ± 2.5 V).

The 24 h MIT/BIH database contains more than 116 000 beats. Table I summarizes the performance of our algorithm for this database. It produced 507 false positive beats (0.437 percent) and 277 false negative beats (0.239 percent) for a total detection failure of 0.675 percent.

The problem tapes are characterized, in general, by stretches of noise, baseline shifts, and artifacts. Tape 108 has unusually tall, peaked *P* waves quite uncharacteristic in morphology of typical *P* waves. Particularly at the beginning and end of this tape, these *P* waves are classified as *QRS* complexes because of their high slopes. This leads to a high false positive count on this tape. Tape 222 also has some non-*QRS* waves with highly unusual morphologies that lead to false positives. A false positive detection for one of these bizarre waveshapes can sometimes lead to a false negative on the following *QRS* complex because the algorithm includes a latency time from the time a *QRS* is detected to the next permitted detection.

SUMMARY

We have developed an on-line real-time *QRS* detection algorithm and implemented it in Z80 assembly language. This algorithm reliably detects *QRS* complexes using slope, amplitude, and width information. A bandpass filter preprocesses the signal to reduce interference, permitting the use of low-amplitude thresholds in order to get high detection sensitivity. In the algorithm, we use a dual-thresholds technique and search-back for missed beats.

The algorithm periodically adapts each threshold and *RR* interval limit automatically. This adaptive approach provides for accurate use on ECG signals having many diverse signal characteristics, *QRS* morphologies, and heart rate changes. In evaluations using the MIT/BIH arrhythmia database, the algorithm failed to properly detect only 0.675 percent of the beats.

REFERENCES

- [1] N. V. Thakor, J. G. Webster, and W. J. Tompkins, "Design, implementation, and evaluation of a microcomputer-based portable arrhythmia monitor," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 22, pp. 151-159, 1984.
- [2] R. G. Mark, G. B. Moody, W. H. Olson, S. K. Peterson, P. S. Schuster, and J. B. Walters, Jr., "Real-time ambulatory arrhythmia analysis with a microcomputer," *Comput. Cardiol.*, pp. 57-62, 1979.
- [3] L. Patomaki, J. Forsti, V.-M. Nokso-Koivisto, Y. Jokinen, and E. Lansimies, "On line recording and analysis of the ECG in ambulatory patients," *Comput. Cardiol.*, pp. 173-175, 1981.
- [4] O. Pahlm and L. Sornmo, "Software QRS detection in ambulatory monitoring—A review," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 22, pp. 289-297, 1984.
- [5] M. L. Ahlstrom and W. J. Tompkins, "Automated high-speed analysis of Holter tapes with microcomputers," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-30, pp. 651-657, Oct. 1983.
- [6] M. Nygard and L. Sornmo, "A QRS delineation algorithm with low sensitivity to noise and morphology changes," *Comput. Cardiol.*, pp. 347-350, 1981.
- [7] A. Ligtenberg and M. Kunt, "A robust-digital QRS-detection algorithm for arrhythmia monitoring," *Comput. Biomed. Res.*, vol. 16, pp. 273-286, 1983.

- [8] "MIT/BIH arrhythmia database—Tape directory and format specification," Document BMEC TR00, Mass. Inst. Technol., Cambridge, 1980. Database is available from Bioengineering Division KB-26, Beth Israel Hospital, 330 Brookline Avenue, Boston, MA 02215.
- [9] "AHA database." Database is available from Emergency Care Research Institute, 5200 Butler Pike, Plymouth Meeting, PA 19462.
- [10] H. G. Goovaerts, H. H. Ros, T. J. vanden Akker, and H. Schneider, "A digital QRS detector based on the principle of contour limiting," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-23, p. 154, 1976.
- [11] N. V. Thakor, J. G. Webster, and W. J. Tompkins, "Optimal QRS detector," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 21, pp. 343-350, 1983.
- [12] P. A. Lynn, "Online digital filter for biological signals: Some fast designs for a small computer," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 15, pp. 534-540, 1977.



Jiapu Pan received the M.D. degree in 1962 with a specialty in biophysics in medicine from the Shanghai Second Medical College, Shanghai, People's Republic of China.

Since that time, he has been on the Faculty of the Department of Biophysics of the Shanghai Second Medical College. His background includes research in medical applications of lasers, flow cytometry for single cell analysis and sorting, artificial arm control using electromyographic signals, body surface mapping in electrocardiography, and microcomputer-based medical instrumentation. Recently he spent two years in the United States as a visiting scholar. The first of these was at Case Western Reserve University, Cleveland, OH,

and the second year was at the University of Wisconsin, Madison, where he completed the work reported here.



Willis J. Tompkins (S'61-M'66-SM'77) received the B.S. and M.S. degrees in electrical engineering from the University of Maine, Orono, in 1963 and 1965, respectively, and the Ph.D. degree in biomedical electronic engineering from the University of Pennsylvania, Philadelphia, in 1973.

From 1965 to 1968 he was an Electrical Engineer at Sanders Associates, Inc., Nashua, NH, where he worked on research and development of data storage systems. He was employed from 1973 to 1974 at the Hospital of the University of Pennsylvania as a Biomedical Engineer. Since 1974 he has been on the Faculty of the University of Wisconsin, Madison, where his teaching specialty is on the topic of computers in medicine, an area in which he has developed two new courses. His research interests include on-line biomedical computing applications. He is co-editor, with J. G. Webster, of the textbook *Design of Microcomputer-Based Medical Instrumentation* (Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1981) and co-editor, with J. G. Webster, A. M. Cook, and G. C. Vanderheiden, of the textbook *Electronic Devices for Rehabilitation* (New York: Wiley, 1984).

Dr. Tompkins is a member of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (currently Region IV Administrative Committee Representative and Vice President for Technical Activities), the IEEE Computer Society, the Association for the Advancement of Medical Instrumentation, and the Biomedical Engineering Society. He is a Registered Professional Engineer in the State of Wisconsin.

ERRATA

W. J. Tompkins -- July 1985

The following is an update for the article:

J. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME-32, pp. 230-236, March 1985.

The article includes several errors particularly in equations for the high-pass filter and the derivative.

Low-pass filter

The delay of the filter was stated incorrectly to be six samples. It is actually five samples (corresponding to 25 ms at the 200 sps sampling rate).

High-pass filter

The high-pass filter is implemented by subtracting a first-order low-pass filter from an all-pass filter. The low-pass filter is an integer-coefficient filter having the transfer function:

$$H_{lp}(z) = \frac{(1 - z^{-32})}{(1 - z^{-1})} \quad (2.1)$$

This low-pass filter has a dc gain of 32 and a delay of 15.5 samples (i.e. 77.5 ms). To produce the high-pass filter the output of the low-pass filter is divided by its dc gain and subtracted from the original signal. Before subtraction the original signal is delayed by 16T (i.e. z^{-16}) to compensate for the low-pass filter delay.

The transfer function of the high-pass filter is derived from:

$$H_{hp}(z) = z^{-16} - H_{lp}(z)/32 \quad (2.2)$$

Substituting (2.1) into (2.2) and solving for H_{hp} the transfer function for the high-pass filter is:

$$H_{hp}(z) = \frac{-1/32 + z^{-16} - z^{-17} + z^{-32}/32}{1 - z^{-1}} \quad (2.3)$$

The filter may be implemented with the difference equation:

$$y(nT) = y(nT - T) - x(nT)/32 + x(nT - 16T) - x(nT - 17T) + x(nT - 32T)/32 \quad (2.4)$$

The low cutoff frequency is about 5 Hz, and the gain is one. The equation for amplitude response is much more complicated than the one given in the article. This filter has a delay of about 16T (80 ms).

Derivative

The derivative used is a 5-point derivative with the transfer function:

$$H(z) = 0.1(-2z^{-2} - z^{-1} + z^1 + 2z^2) \quad (2.5)$$

The derivative is implemented with the difference equation:

$$y(nT) = (2x(nT) + x(nT - T) - x(nT - 3T) - 2x(nT - 4T)) / 8 \quad (2.6)$$

The fraction 1/8 is a reasonable approximation of the actual gain factor of 0.1 to permit fast power-of-two calculation. This derivative approximates an ideal derivative between dc and 30 Hz. The derivative has a filter delay of 2T (10 ms).

Squaring function

The output of the squaring function was hardlimited to a maximal value of 255.