

# 第一章 緒論

## 1.1 前言及研究動機

自然界中的有機體內包含著許多系統，它們往往挾帶著不同的生理過程，大多數的生理過程常常運用訊號來表示其本質與活動，當有機體產生疾病或缺陷時，會引起正常生理過程的改變，並且進一步的影響系統正常運作，甚至健康；在訊號的觀點上，會和正常訊號有著差異。

在人體中，心臟活動的異常與否一直是人們關心的議題，尤其近年來心律不整或心肌梗塞等相關疾病頻繁發生，鑑於此，本篇文章將探討心電圖生理訊號；主要工作在於嘗試偵測出正確的 QRS 波，因其在心電圖訊號中的表徵相對來講較為明確，而其中兩個 R 波峰的距離也表示著心跳頻率的意義；因此若能正確的偵測出其位置，對於輔助醫生的初步診斷應該是有很大的幫助。

多年來文獻上有很多關於 QRS 波的偵測演算法，大致上可以分為採用 QRS 波的導數或 Zero Crossings 數目特徵[9,3]；經過濾波器整流[14,11,12]後使得 QRS 波更加明顯；利用類神經網路[13]或 syntactic 方法[1]建立類似實際模型的方式；抑或是使用函數變換如小波轉換[6]、Hilbert 變換[5]的手段；利用經驗模態分解作為濾波工具[15]等方

法，目前準確程度已經相當高，唯未見相同方法應用在處理 T 波的文章。

本論文期望能建立一套準確 QT 波偵測方法，必須從結合目前已有的 QRS 波偵測方法出發，重新探討偵測 QRS 波的困難，發展一套具延伸到 T 波偵測的演算法。此法主要運用移動平均整流與濾波使得 QRS Complex 型態突顯，爾後採用三次雲規線函數包裹訊號決定 QRS 候選群的演算法。最後，我們將利用 MIT-BIH 心律不整資料庫[7]來檢驗演算法。

## 1.2 論文架構

論文內容大致分為四個章節，在第二章我們將介紹心電圖基本原理介紹以及本論文所需要的預備知識，第三章則是對於相關的 QRS 波偵測方法做簡單敘述，其後將描述本論文方法與步驟，並利用 MIT-BIH 心律不整資料庫測試本方法和結果討論。在第四章，會針對本文所提出的兩個方法的實驗結果做分析以及進一步探討往後必須改進的方向。最後為了論文完整性，我們將檢附上 MIT-BIH 心律不整資料庫的相關說明。

## 第二章 預備知識

在本章中，我們將介紹本論文所用到的相關預備知識。

### 2.1 心電圖原理

為了能順利的偵測 QRS 波，在這之前，我們必須對於心臟的實際活動流程與反應在心電圖上的訊號之間的關係有初步的認識，如此便能順利掌握到所要的波形理想特徵，進而設計合適的演算法。

以下我們將以心臟活動循環為基礎(參考圖 2.1)來解釋心電圖(參考圖 2.2)，並且依照參考文獻[10]，以條列式說明重要的事件:

**P Wave:**由 SA-node 脈衝引起的心房肌肉細胞收縮，其收縮是一種緩慢的擠壓過程，所以 P 波是一個慢的波形。同時表示心房去極化，若 P 波變大，表示心房肥大。

[持續時間:約 80ms；振幅:0.1~0.2mV]。

**PR Interval:**心房去極化開始至心室去極化開始。若大於 200ms，表示是 A-V Block(房室傳導阻滯)。

[持續時間:約 160~180ms]

**PR Segment:**代表 AV-node 促進心房收縮完成以及在心室收縮前運送血液進入心室的區段。也表示心房去極化結束至心室再極化開始。

[持續時間:約 80ms; 振幅:等電位區段]。

**QRS Wave:** 代表整個心室同步收縮，形成一個尖且高的波。表心室去極化。若時間延長可能是血鈣減少，反之可能是血鈣增加。R 波變大可能是心室肥大。

[持續時間:約 80~100ms<120ms； 振幅: 1mV]。

**ST Segment:** 代表心室肌肉細胞的穩定水平。(T 波的開始點是 ST 區段的起升點)。心室去極化結束至心室再極化開始。

[持續時間:約 100~120ms； 振幅: 等電位區段]。

**ST Interval:** 心室去極化結束至心室再極化結束。

**T Wave:** 心室的放鬆期;不易尋找到。表示心室再極化，巨大 T 波表示血鉀過高。若其後出現 U 波表示血鉀過低。

[持續時間:120~160ms;振幅:0.1~0.3mV]。

**QT Interval:**從 Q 波開始至 T 波結束。正常為 400ms，受心跳速率影響。

**RR Interval:**計算心跳次數最正確的方式。

註:其中因為心房比心室小,所以 P 波的振幅也小於 QRS 波;而心房的放鬆期也因為被 QRS 波覆蓋住,所以不會像心室一樣顯示新的波。

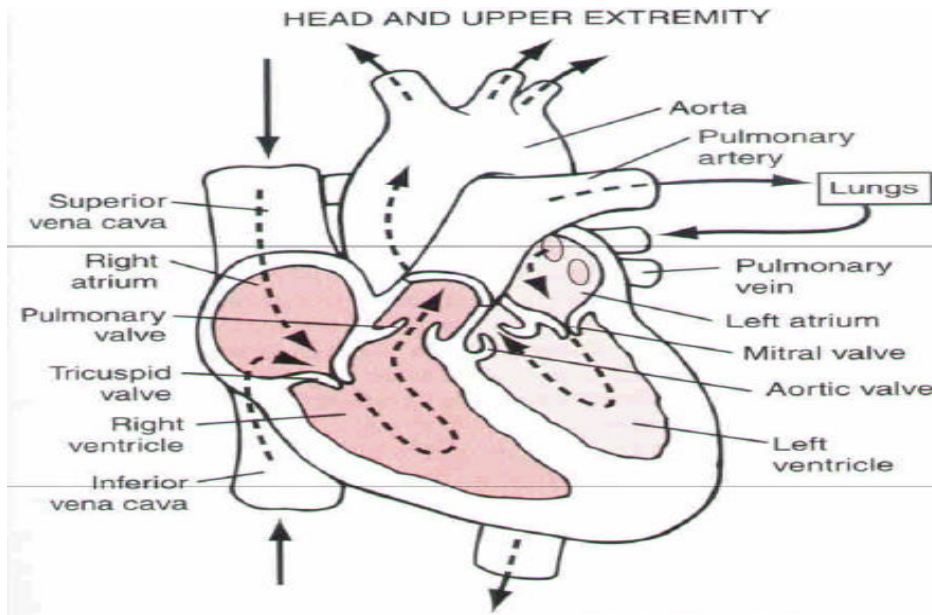


圖 2.1 心臟示意圖[17]

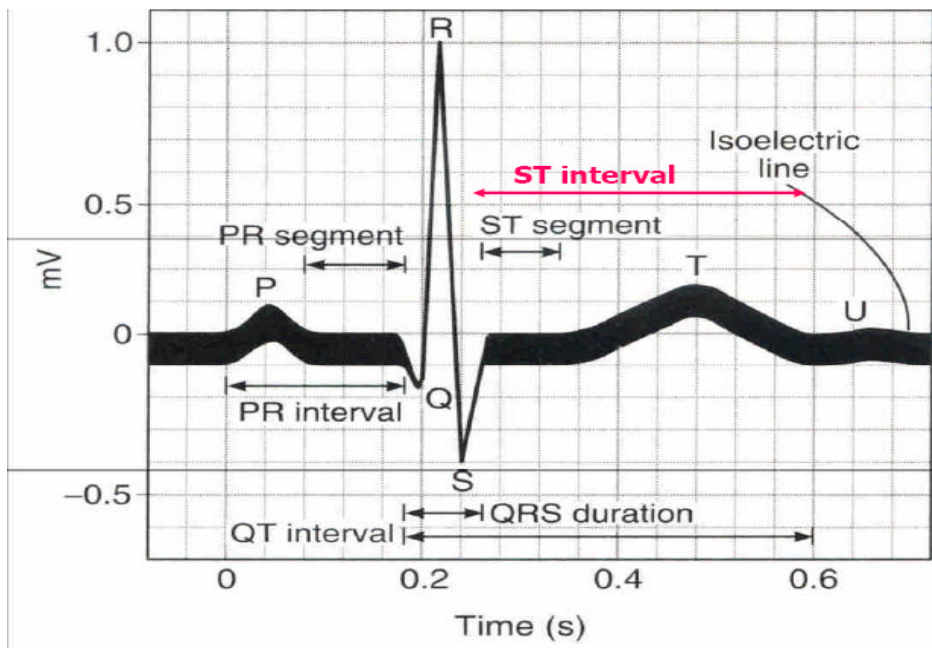


圖 2.2 心電圖[17]

## 2.2 移動平均

移動平均(Moving average)為一種分析時間序列數據的工具，其目的可消平短期波動，反映出長期的趨勢或週期， $N$  點的移動平均作法步驟與圖示(圖 2.3)如下：

步驟一：在訊號中選定  $N$  個固定的資料點  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 。

步驟二：將  $N$  個資料點相加，除以  $N$ ，得到橫座標為  $\frac{N+1}{2}$  的平均數，

即為移動平均序列的第一個點的數據：

$$A_1 = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_N}{N} \quad (1)$$

步驟三：將第一個資料點丟棄，並將下一個資料點加入，形成第二組長度為  $N$  的序列，並重複步驟二，得到第二個點的數據：

$$A_2 = \frac{x_2 + x_3 + \dots + x_{N+1}}{N} \quad (2)$$

步驟四：重複步驟三直到所有的訊號數據都執行過後，會得到一組新

數列為移動平均序列  $\{A_1, A_2, \dots, A_i, \dots\}$ ，其中

$$A_i = \frac{x_i + x_{i+1} + \dots + x_{N+(i-1)}}{N} \quad (3)$$

## 2.3 Hilbert 變換

給定一個實數函數(訊號)  $x(t)$  , 其 Hilbert 變換定義為:

$$\hat{x}(t) = H[x(t)] = \frac{1}{p} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{t-t} dt = \frac{1}{p} * x(t) \quad (4)$$

其中  $*$  代表 convolution。在訊號處理時我們將  $\hat{x}(t)$  視為  $x(t)$  所對應的虛數函數, 因此可以定義複數函數  $y(t)$  :

$$y(t) = x(t) + i\hat{x}(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} [\cos q(t) + i \sin q(t)] \quad (5)$$

得到角度關係 :

$$q(t) = \tan^{-1} \frac{\hat{x}(t)}{x(t)}$$

以計算瞬時頻率。

## 2.4 三次雲規函數(Cubic Spline)

對於給定的一組資料點  $C = [(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]$  , 三次雲規線函數表示著以片段連續的三次函數

$$S_j(x) = a_j + b_j(x - x_j) + c_j(x - x_j)^2 + d_j(x - x_j)^3$$

即找到  $n$  個雲規線函數的集合  $\{S_i(x) | i = 0, \dots, n-1\}$  來描述整組資料 (如圖 2.4) , 其中  $S_i(x)$  ,  $i = 0, 1, \dots, n-1$  , 必須滿足:

$$S_i(x_i) = y_i = S_{i-1}(x_i),$$

$$S'_i(x_i) = S'_{i-1}(x_i),$$

$$S''_i(x_i) = S''_{i-1}(x_i), \quad S''_0(x_0) = S''_{n-1}(x_n) = 0$$

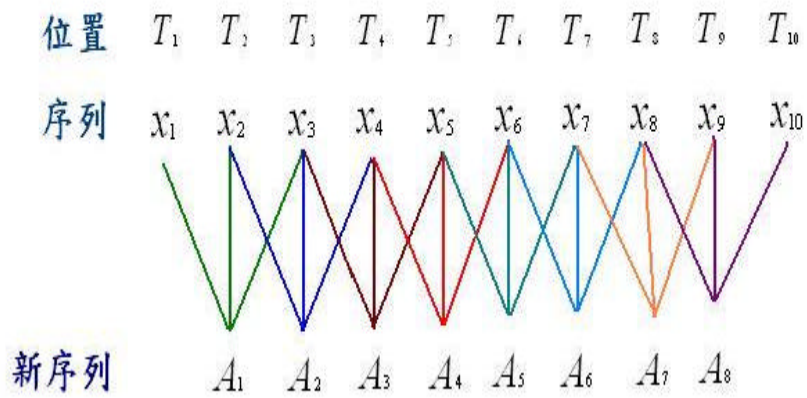


圖 2.3 三點移動平均序列示意圖

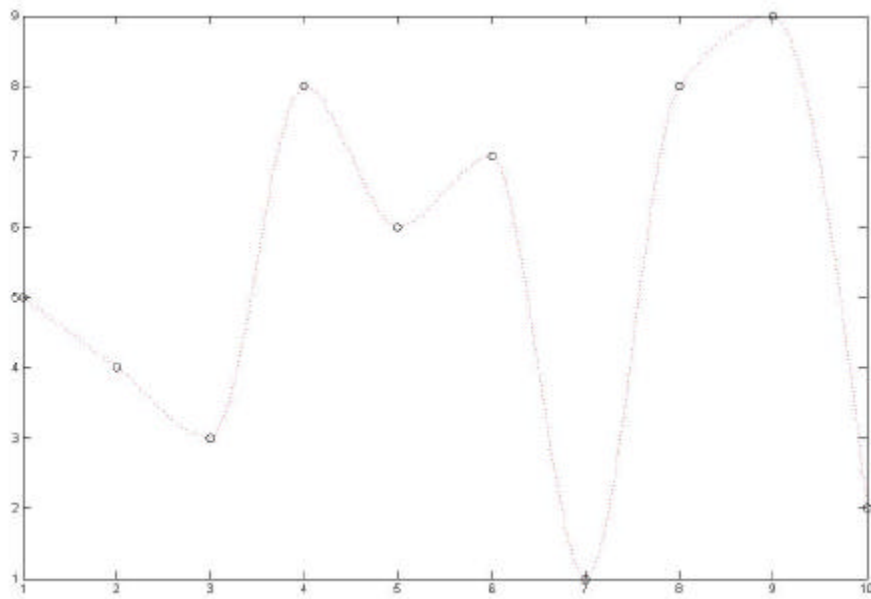


圖 2.4 三次雲規線函數(Cubic Spline)應用於數據連結

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)



## 第三章 QRS 波偵測方法與結果

本章說明本論文提出兩種偵測 QRS 波的方法,並用於偵測 MIT-BIH 資料庫[7]的心電訊號中 QRS 波,測試結果與參考文獻的進行比較,以驗證本文提出方法的準確性。

### 3.1 QRS 波的全類偵測方法回顧:

#### 3.1.1 心電圖訊號偵測程序

對於 QRS 波的偵測程序,大致上可分為兩個階段:

前處理階段:利用線性或非線性濾波器提取訊號的特徵以篩選 QRS Complex 候選群。

決定階段:從 QRS Complex 候選群,透過事先設定的波峰偵測邏輯,以判定真正的 QRS Complex。

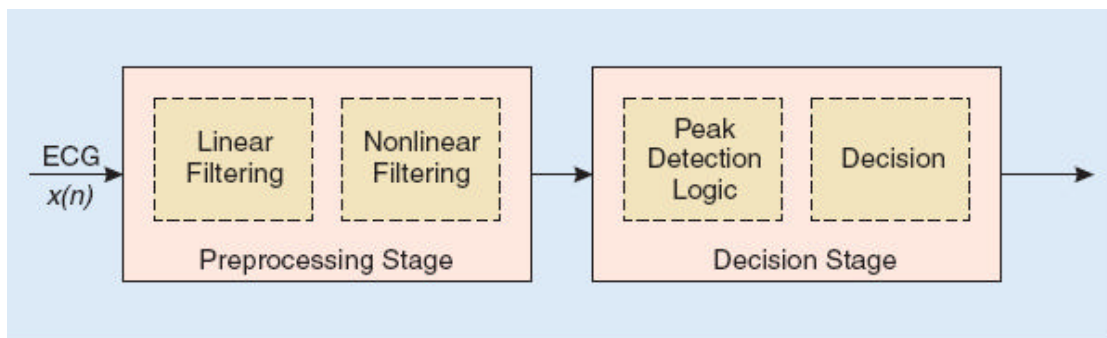


圖 3.1 心電圖訊號偵測程序圖[4]

#### 3.1.2 QRS 波偵測演算法回顧

在眾多偵測 QRS 波的演算法中,對於比較常見的,我們大致上歸納分為下列數種:

## 1. 以微分為基礎的演算法[9]:

此方法的前處理階段是採用以差分方程為基礎的 band-pass filter(因為 QRS 波大部分是落在 10Hz 到 25Hz 之間), 接著以微分和訊號平方的過程提取出特徵訊號, 在決定階段中, 關於門檻, 考慮 QRS 波高度、雜訊影響、T 波介入所造成的 QRS 波時間誤診來改變參數得到最佳門檻, 接著藉由往後搜尋檢查得到的結果, 得到想要的 QRS 波。其優點在於一開始的前處理階段, 考慮到 QRS complex 的頻率範圍、QRS 波的微分值特點和加強 QRS 區段的平方, 使得不必要的成分得以消弭, 而突顯欲偵測區段。而對於心律不整資料庫的偵測也有著敏感度 99.69%和正確診斷 99.77%。其缺點是對於固定已知的資料庫事先調變參數, 可能有很好的結果, 但是在一般的心電圖訊號中可能不會有很好的表現。再者, 對於心跳過速或者不同條件下的雜訊也無法得到很好的判斷。

## 2. 以數位濾波器為基礎的演算法[14]:

在前處理階段, 考慮到基線飄移的狀況, 首先設計一個高通 (high-pass)濾波器將低於 2Hz 頻率的訊號過濾掉, 然後將過濾後的訊號分成兩個支幹作後續處理, 其中一支, 使用中心頻率為 17Hz 的帶通 (band-pass)濾波器過濾並且平方再加上使用 moving window integrator 讓訊號平滑, 為的是使 QRS complex 更明顯, 也企圖消除

一些雜訊;另一支,使用低通(low-pass)濾波器將高於 36Hz 頻率的訊號過濾掉,為的是消除高頻,接著將兩個支幹的訊號相乘,作為特徵訊號。在決定階段,使用振幅門檻對特徵訊號篩選出 QRS 波,而 QRS 波振幅的最大值即為 R 波峰。其優點是使用兩次帶通濾波器相乘的方式讓 QRS 波明顯化,對於後來用振幅門檻來篩選 QRS 波更少失誤。而缺點在於指定截止頻率(cut-off frequency)的方式來設計濾波,對於一般心電圖或者不正常的干擾可能在消除雜訊方面會有不好的表現。而低通濾波器位移的影響以及 QRS 波的型態不盡相同,對於 R 波峰正確位置偵測有影響。

### 3. 以可適性濾波器為基礎的演算法[11]:

本方法考慮到 QRS complex 是屬於高頻的成分以及視為寬底邊的 spike,對於 spike 偵測,前處理階段採用 midprediction 誤差濾波器, midprediction 濾波器是以 autoregressive model 的方式來預測訊號,擁有 high-pass 濾波器的性質,而真正訊號和其誤差視為濾波器,決定階段是採用振幅和 duration 來偵測 spike。其優點在於,QRS 波的位置與 duration 的寬度不變。缺點是過濾高頻時,若有不正常的頻率成份混合其中,可能會造成誤判。

### 4. 以小波轉換為基礎的演算法[6]:

在前處理階段,選取 wavelet 為 quadratic spline function 的小波轉

換，使得原訊號依照頻寬作分離，並且選取特定尺度下的訊號作為偵測 QRS complex 的特徵訊號。在決定階段，對於特徵訊號中，對於因為小波轉換造成的延遲做調整後，尋找同時出現的一對波峰，而在正波峰處，即為 R 波峰。其優點在於利用小波轉換具有 filter bank 的性質，所以在前處理階段，可以找到突顯 QRS 波的訊號，並且對於雜訊或者其他波形的成分可以得到很好的改善。並且在 MIT-BIH 心律不整的資料庫中，得到 99.7% 的良好偵測率。而缺點是對於一般的訊號，在頻率混合狀況下(如突然出現的 spike 或干擾)，如何發展自適應性的方法來選取最佳的特徵訊號群，也是一項困難。

#### 5. 以類神經網路為基礎的演算法[13]:

在前處理階段，採用 feed forward multilayer perceptron 類神經網路來模擬過程，藉由不斷的調整權重和 bias，使得實際輸出和理想輸出的誤差最小化來消除非 QRS 波以及背景雜訊，以突顯 QRS 波。在決定階段，將其誤差視為特徵訊號，並利用在通過 QRS 波擁有較高的斜率，其誤差會變大的特性，進一步偵測 R 波峰。其優點在相較於線性可適濾波器方法和帶通濾波器方法，抵抗雜訊的能力比較優良，且總失敗率也優於這些方法。

#### 6. 以 syntactic 為基礎的演算法[1]:

在前處理階段，使用高頻和低頻濾波器濾波，使得所需偵測區段

的 頻譜都低於 30~50Hz，接著使用 system of attributed automata 方法，將資料點以直線做連接，記錄直線的傾斜程度、振幅以及 duration。決定階段中，利用前處理階段擷取的符號以及以振幅的移動平均和 duration 的移動平均作門檻，偵測出 QRS 波。其優點在對於基線飄移極大、波形失真的狀況下，此方法對於欲偵測區段可以有準確的測量。而缺點在於偵測結果比較，採用人工觀察來計算準確率，可能會有誤差，以及只針對特定訊號族群作偵測，無法得知在其他訊號下的表現。

#### **7.以 filter bank 為基礎的演算法[12]:**

在前處理階段，設計不會影響時間延遲、強度或相位失真的解析濾波器組和合成濾波器組，讓原始訊號通過解析濾波器，對於特定頻寬順序提取出想要的特徵訊號。在決定階段，對於單通道訊號與多通道訊號分別提出可適門檻進一步分類 QRS 波或者雜訊波，使用 MIT-BIH 心律不整資料庫進行分析。其優點在設計不會失真的濾波器可以使得波峰偵測準確率提高;選取特定頻寬並且提高 QRS 波的表現作為特徵訊號，可以方便偵測;在決定階段，利用多頻道門檻交叉比對來降低誤診數。其缺點在於如果遇到過多雜訊的訊號，其偵測效果不顯著。

#### **8. 以 zero crossing counts 為基礎的演算法[3]:**

在前處理階段,採用截止頻率為 18Hz 到 35Hz 的 linear phase 有限脈衝濾波器來濾波,接著透過非線性轉換(平方)讓訊號品質提高,然後加入低振幅高頻的訊號並且計算訊號的 zero crossings 數目形成特徵訊號。在決定階段,利用特徵訊號計算可適性門檻,利用門檻來決定 QRS 波的邊界,爾後利用最大/最小搜尋到找 R 波峰的位置。其優點在利用 QRS 波和其他非 QRS 區段 zero crossings 數目的特性,可以改善傳統以振幅或微分為主的方法。而缺點在面對雜訊太多的訊號時,無法得到良好的偵測。

#### **9. 以 Hilbert 變換為基礎的演算法[5]:**

在前處理階段,利用截止頻率在 8Hz 到 20Hz 之間的濾波器來濾波,接著對訊號作一階微分以及 Hilbert 變換形成特徵訊號。決定階段,利用 window 尋找 QRS complex 的候選群,接著利用最大值找到 QRS 波。其優點是利用 QRS 斜率起伏大的特性,以及 Hilbert 變換中 zero crossing 在訊號中的意義,尋找出適當的 QRS 波。而缺點則是會有 R 波峰位置不準確的風險。

#### **10. 以經驗模態分解法為基礎的演算法[15]:**

在前處理階段,利用五階 butterworth 濾波器消除 0~1Hz 的波,解決基線漂移的問題,接著利用經驗模態分解法分解訊號,利用其中兩至三個內部模態函數分別進行非線性轉換(使得訊號只剩下 QRS 波)

以及 moving window integrator(使得 QRS 波更唯一), 接著結合選取的模態函數, 再經由 butterworth 濾波器使得 1~2Hz 的波通過(使 QRS 候選群更平滑), 決定階段再蒐尋其最大值即為 R 波峰。其優點在於利用經驗模態分解法是個 filter bank[8], 進而在 QRS 波可能存在的頻寬中選取內部模態函數, 並利用非線性轉換突顯 QRS 波, 其偵測結果非常優良。缺點:基於運算時間長, 以至於對即時(real time)偵測可能不是很適合。

### 3.2 演算法一

在心電圖訊號中, QRS 波通常以高振幅的形態存在, 此方法中我們嘗試使用三次雲規函數來追蹤振幅, 以找出 QRS 波。其實驗訊號取樣頻率 360HZ、長度為 30 分鐘。

#### 前處理階段:

##### 步驟一 整流:

考慮到 QRS 波存在於 10HZ 到 25HZ, 為了讓非 QRS 波的成分降低, 我們利用在[2]中提到的移動平均來整流。主要利用原訊號減去移動平均過後的訊號作為帶通(Band-Pass)濾波器。

#### 過程:

A. 首先, 我們對原訊號  $x(t)$  利用(3)式並取  $N=10$  得到第一次的移動平均;我們稱為 MA1。

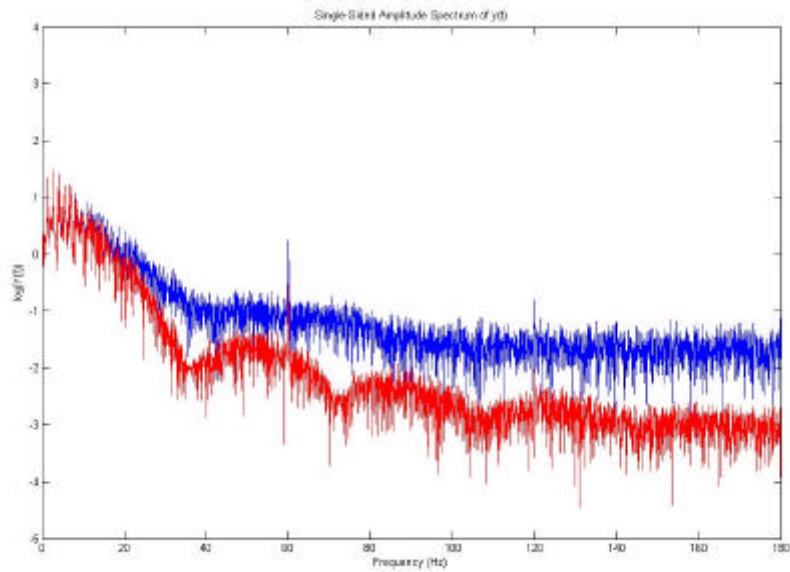


圖 3.2 頻域:原訊號頻譜(藍色)、MA1 頻譜(紅色)

(橫座標:頻率, 縱座標:能量)

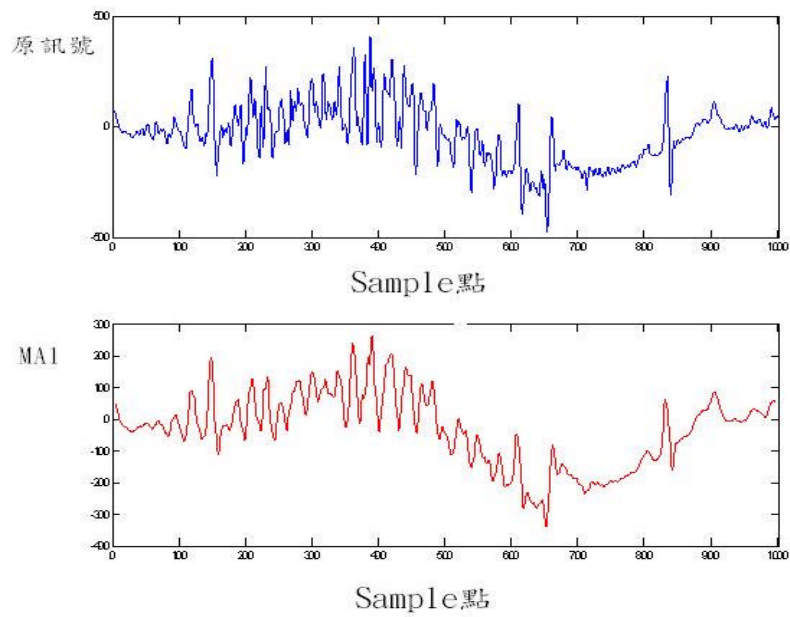


圖 3.3 時域:原訊號(藍色)與第一次的移動平均(MA1, 紅色)

(橫座標: 取樣點, 縱座標:振幅)



從圖 3.3 中，我們發現: 1) 原訊號的基線飄移仍存在; 2) MA1 和原訊號長度不一；3) 原訊號的一些高頻成分消失; 4) 移動平均是低通 (Low-Pass) 濾波器。

B.考慮到上述的狀況以及 QRS 波大多以高頻成份存在，我們先利用三次雲規函數將 MA1 插值成(CMA1)，讓 CMA1 與原訊號長度相同; 再將原訊號減去 CMA1 得到新的訊號，稱為 Y。

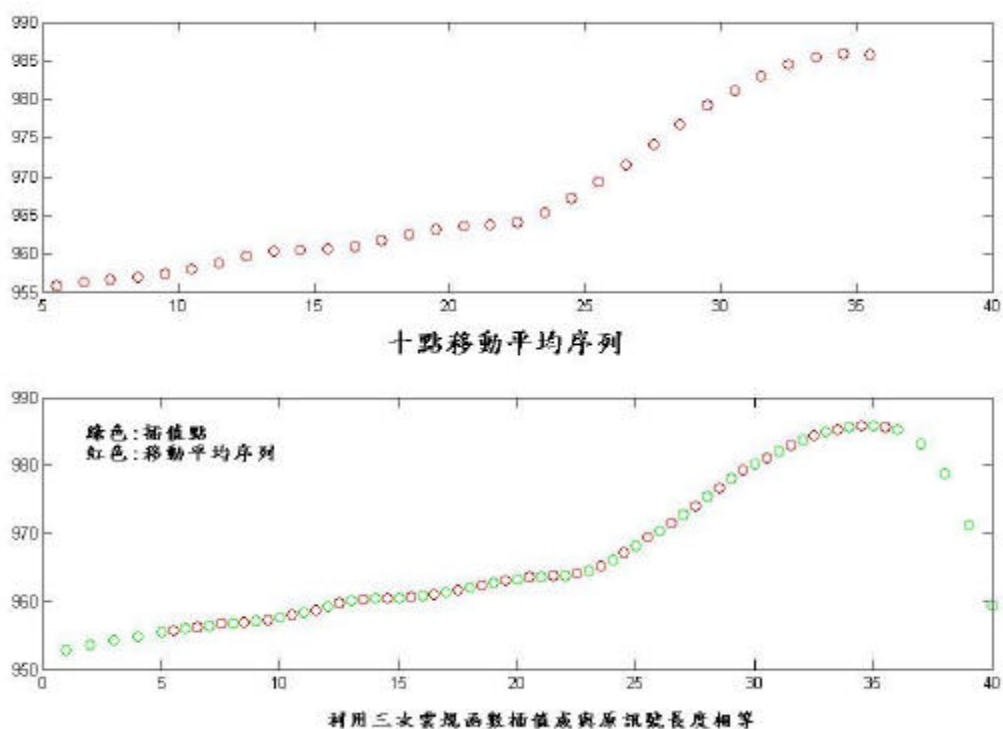


圖 3.4 三次雲規函數插值示意圖(以 40 點資料序列為例)

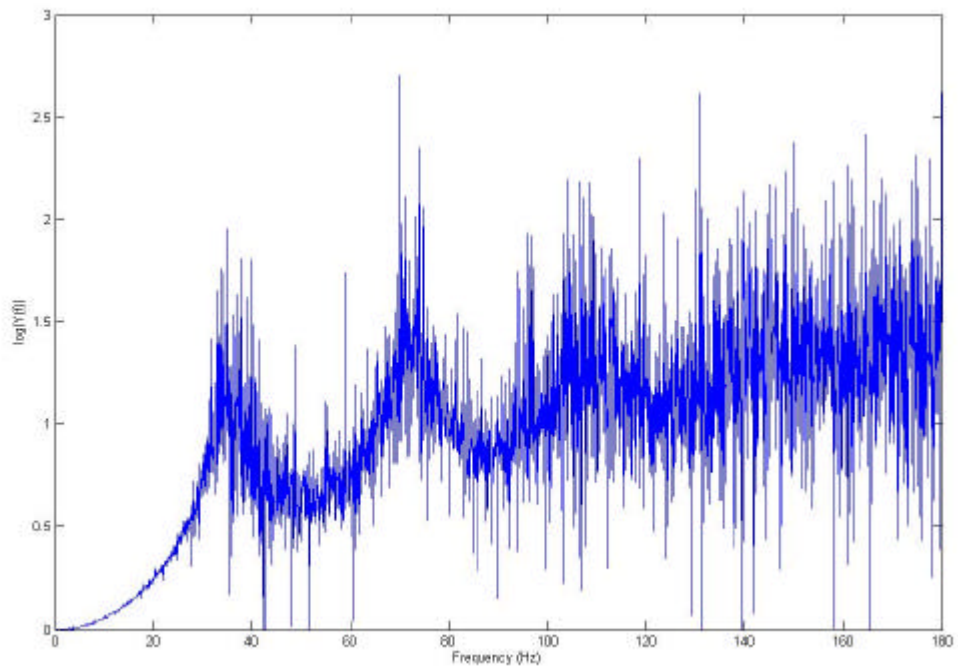


圖 3.5 頻域:原訊號  $x(t)$  頻譜減去 CMA1 頻譜

(橫座標:頻率, 縱座標:能量)

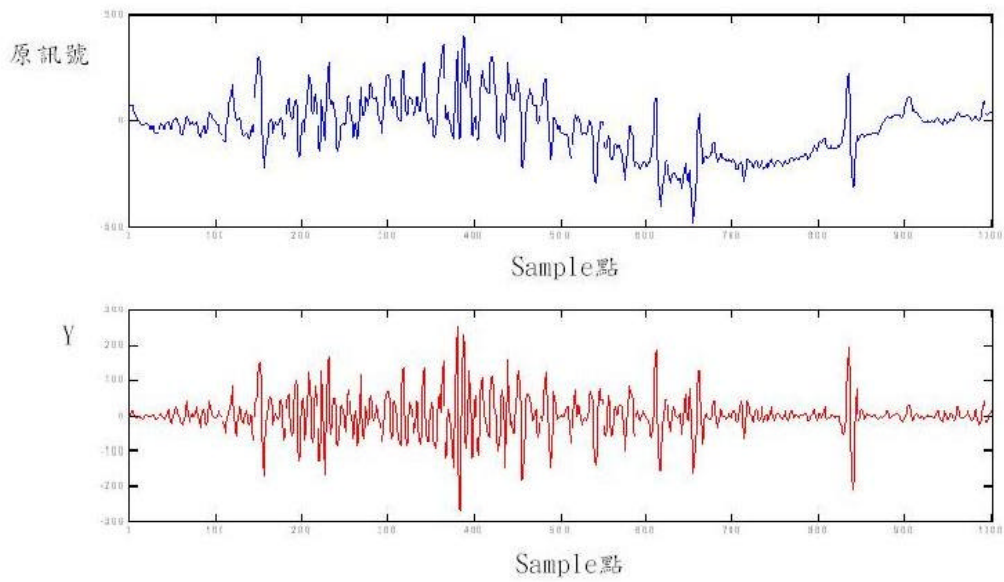


圖 3.6 時域:原訊號  $x(t)$  (藍色) 與新訊號  $Y$

(橫座標:取樣點, 縱座標:振幅)

從圖 3.6 中，我們發現:1)Y 和原訊號相比有些失真;2)高於 25HZ 的頻率能量過大;3)基線漂移消除;4)  $x(t)$ -CMA1 為高通(High-Pass)濾波器

C.我們嘗試將取得 CMA1 的步驟重複 15 次後得到 CMA15，再利用原訊號減去 CMA15，得到 Z1。

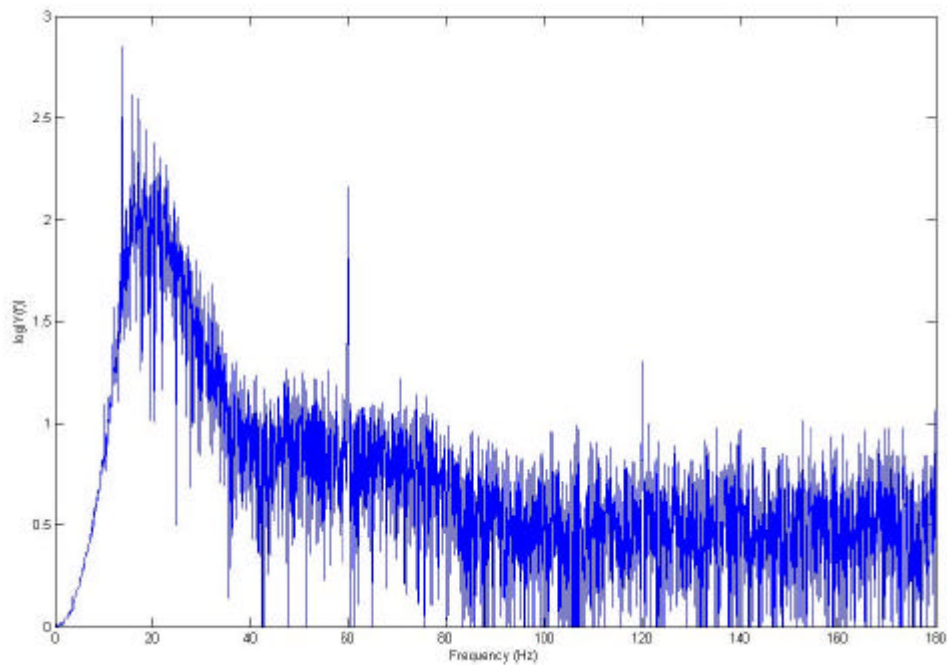


圖 3.7 頻域:原訊號  $x(t)$  頻率減去 CMA15 頻譜

(橫座標:頻率，縱座標:能量)

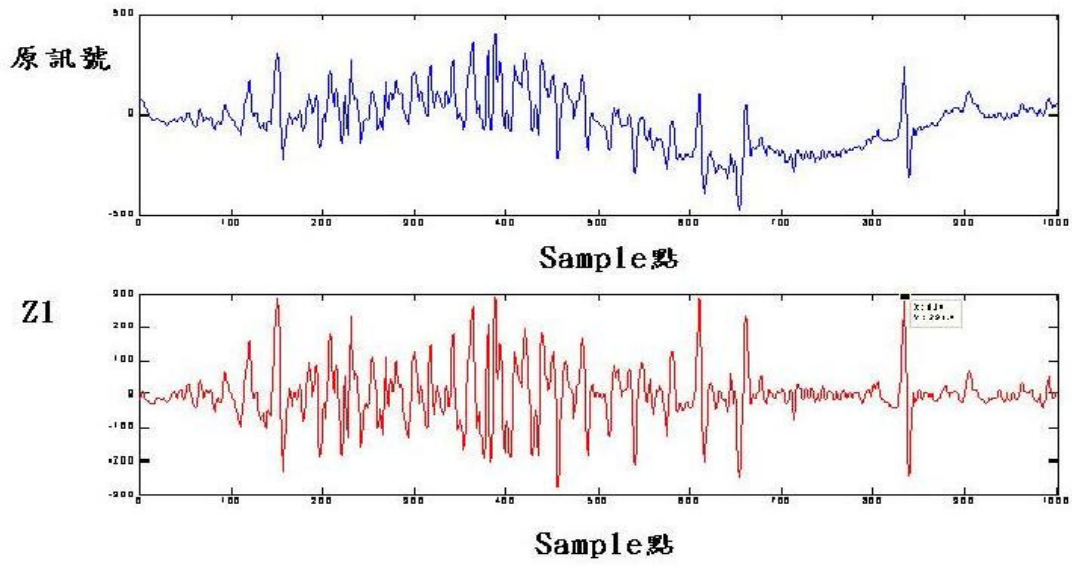


圖 3.8 時域:原訊號  $x(t)$ (藍色)與新訊號  $Z1$ (紅色)

(橫座標:取樣點, 縱座標:振幅)

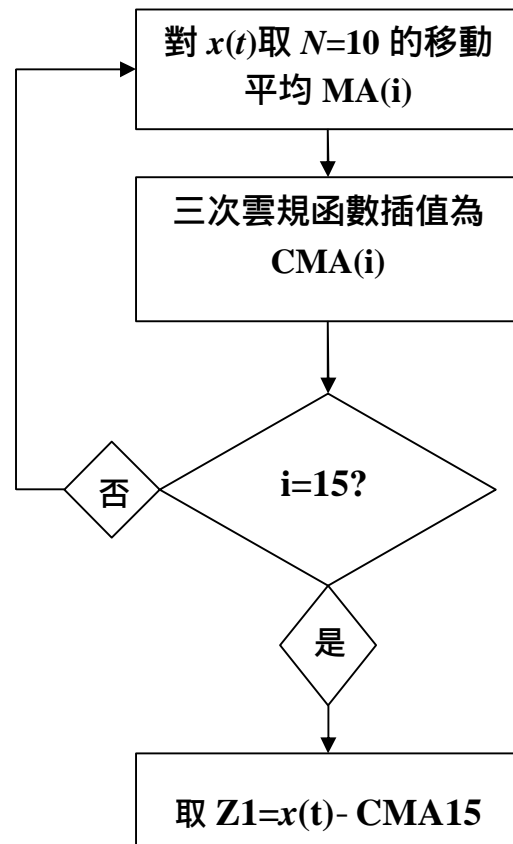
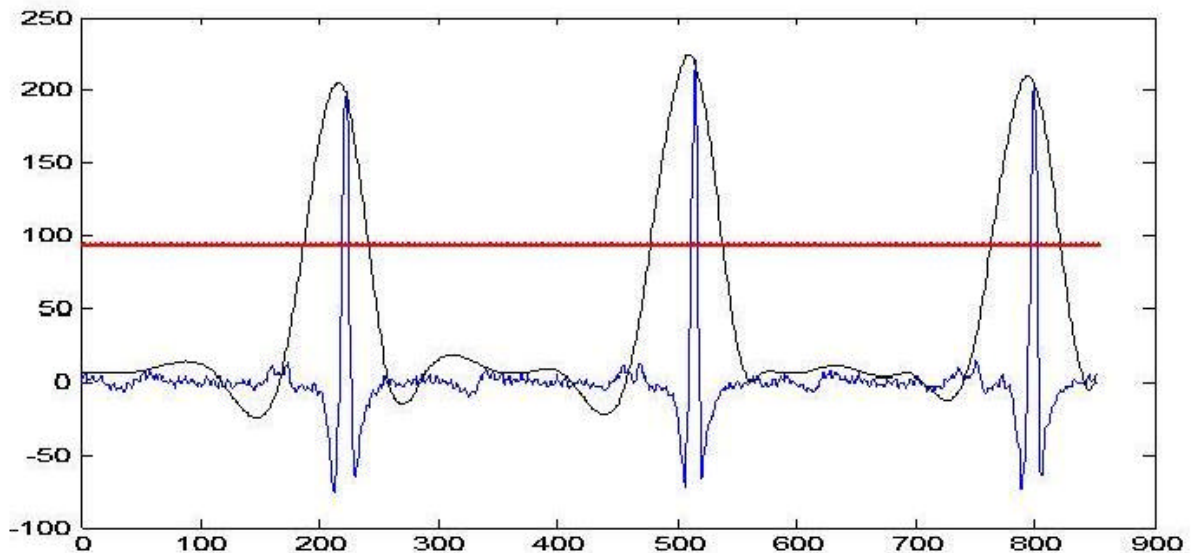


圖 3.9 第一階段整流流程圖

步驟二 利用三次雲規函數決定 QRS 候選群:

- A. 在  $Z1$  中，我們找到局部最大值點，並且利用三次雲規函數連接，定義為  $C1$ 。從  $C1$  中我們也將  $C1$  的局部最大值以三次雲規函數作連接，定義為  $C2$ ，重複上述步驟找到  $C3$ 。
- B. 取  $C3$  中的局部極大值點和，並除以局部極大值點個數，我們定義為  $T1$ ，當作門檻。



藍色線： $Z1$ ；黑色線：做三次的三次雲規線 紅色線：門檻

圖 3.10 時域： $Z1$ (藍色)； $C3$ (黑色)； $T1$ (紅色)

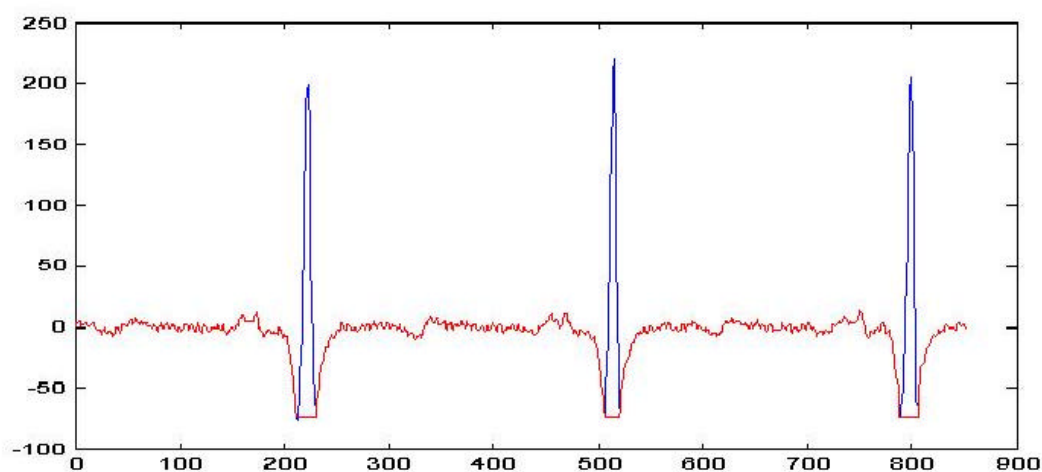
(橫座標：取樣點，縱座標：振幅)

- C. 在一個搜索視窗中，找到  $C3$  的局部極大值點且大於  $T1$ ，其個數即為 QRS 候選群的個數，定義為  $NR$ 。

## 決定階段:

### 步驟一 決定 R 波位置:

- A. 在搜索視窗中尋找  $Z1$  的極大值，定義為  $R1$ ，其  $R1$  為搜索視窗中的第一個 R 波;接著我們考慮  $R1$  往後搜索遇到的第一個局部極小值，定義為 S 波; 相同地,從  $R1$  往前搜索遇到的第一個局部極小值，定義為 Q 波。因此,第一個 QRS 波決定，定義為  $QRS1$ 。接著我們把  $Z1$  中已知  $QRS1$  區段插值成在  $QRS1$  區段中的最小值，形成新的  $Z1$ 。
- B. 我們重複 A.直到  $NR$  個 QRS 波都被找到。



紅色線:QRS區段插值後的  $Z1$  ; 藍色線: $Z1$

圖 3.11  $Z1$ (藍色);插值過後的  $Z1$ (紅色)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

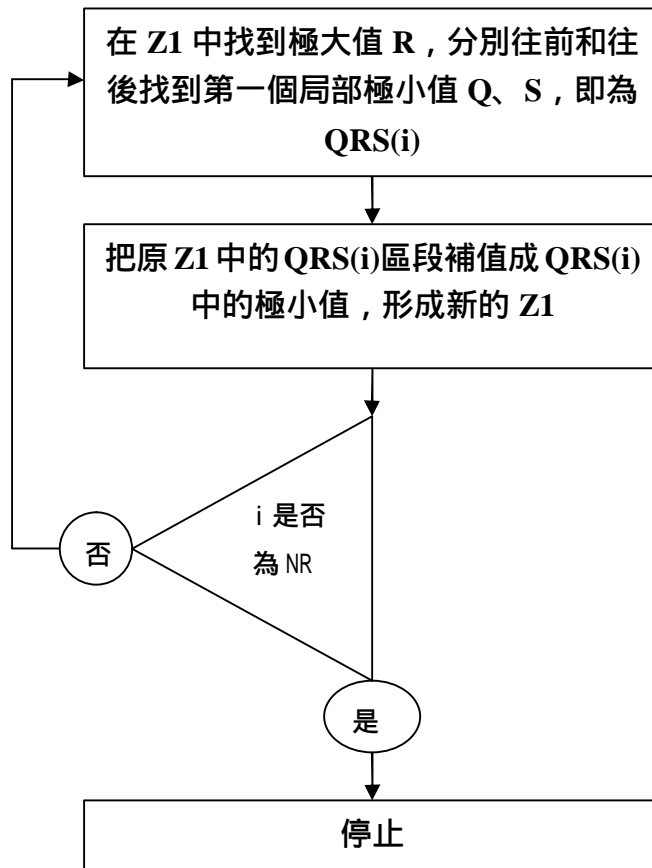


圖 3.12 決定階段流程圖

視窗選擇：選取每六千點為一組。

### 3.3 演算法二

針對演算法一，演算法二在整流方面嘗試將頻率 10HZ 到 25HZ 的能量拉高(QRS 波突顯)，並利用 Hilbert 變換以利於三次雲規函數包裹訊號的想法改進演算法一。其實驗訊號取樣頻率 360HZ、長度為 30 分鐘。

## 前處理階段

### 第一階段整流:

利用演算法一前處理階段中之整流方法來得到  $Z1$ 。

### 第二階段整流:

#### 原理:

在[5]中提到原訊號的 Hilbert 變換  $\hat{x}(t)$  和原訊號  $x(t)$  的關係，其  $x(t)$  的局部極值會是  $\hat{x}(t)$  的 zero crossing；反之，在  $x(t)$  的 zero crossings 會是  $\hat{x}(t)$  的局部極值。從(5)式中，我們也不難發現  $x(t)$  和  $\hat{x}(t)$  有著 90 度的相位差，但振幅相同。

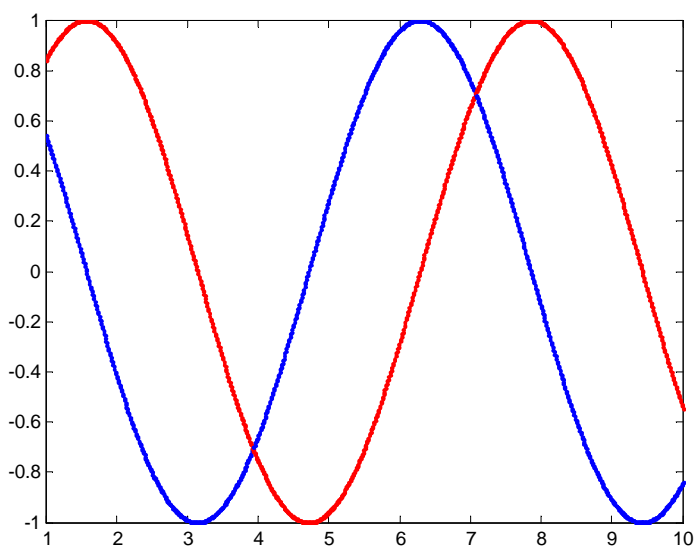


圖 3.13 藍色:  $\cos q$  紅色:  $\sin q$



從偵測 QRS 的觀點來看,  $Z_1$  的 QRS 波會變成  $\hat{Z}_1$  的 zero crossings

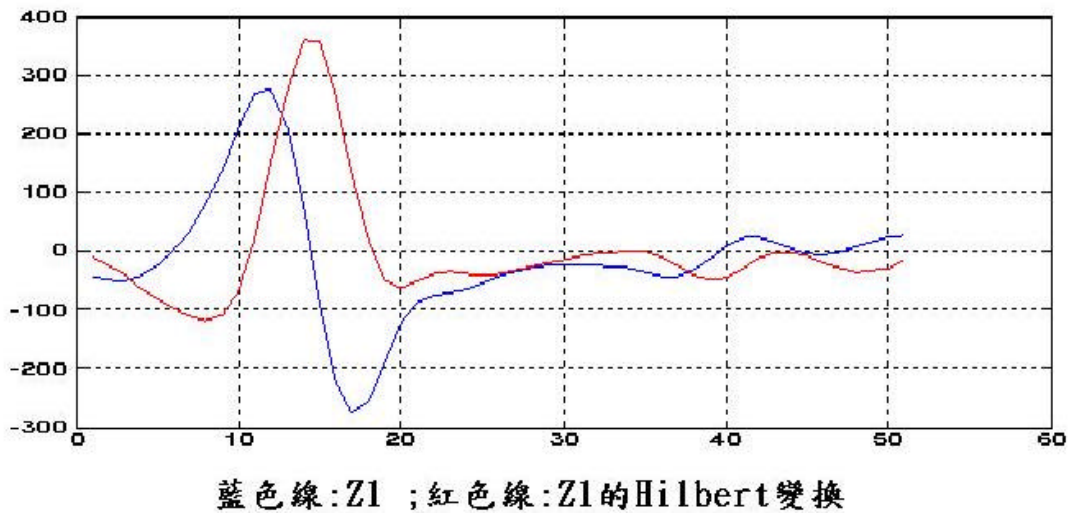


圖 3.14 時域: $Z_1$ (藍色); $Z_1$  的 Hilbert 變換(紅色)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

從圖 3.14 來看,  $Z_1$  之 Hilbert 變換與  $Z_1$  的關係還是有一些落差, 為了更準確的偵測 QRS 波, 接下來我們將對  $Z_1$  作第二次整流, 詳細過程如下:

- A. 對  $Z_1$  作 Hilbert 變換得到  $\hat{Z}_1$ 。
- B. 對於  $\hat{Z}_1$  做第一階段整流過程, 但次數取十次, 且直接取 ZCMA10 即為  $Z_2$ 。其流程圖如下:

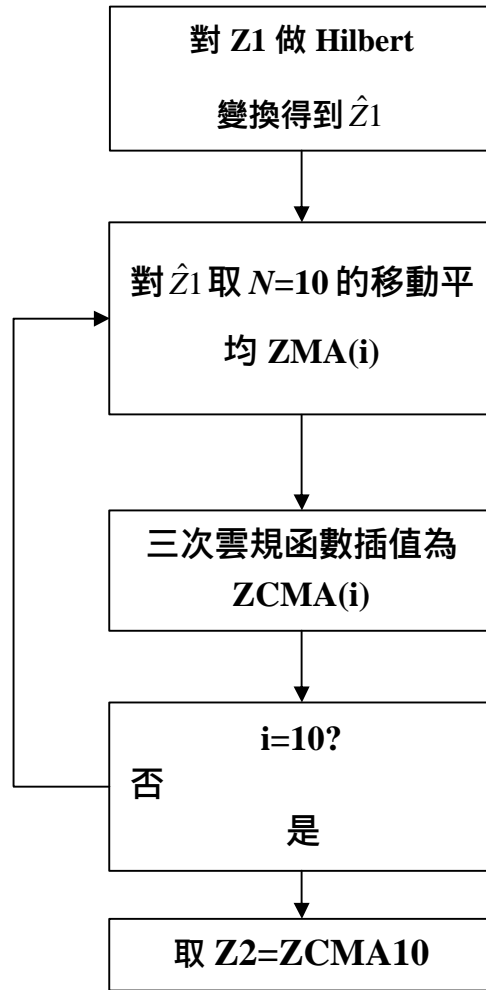


圖 3.15 第二階段整流流程圖

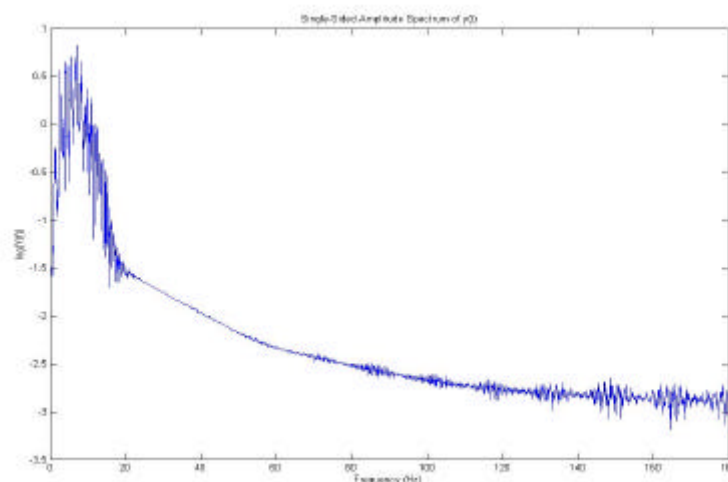
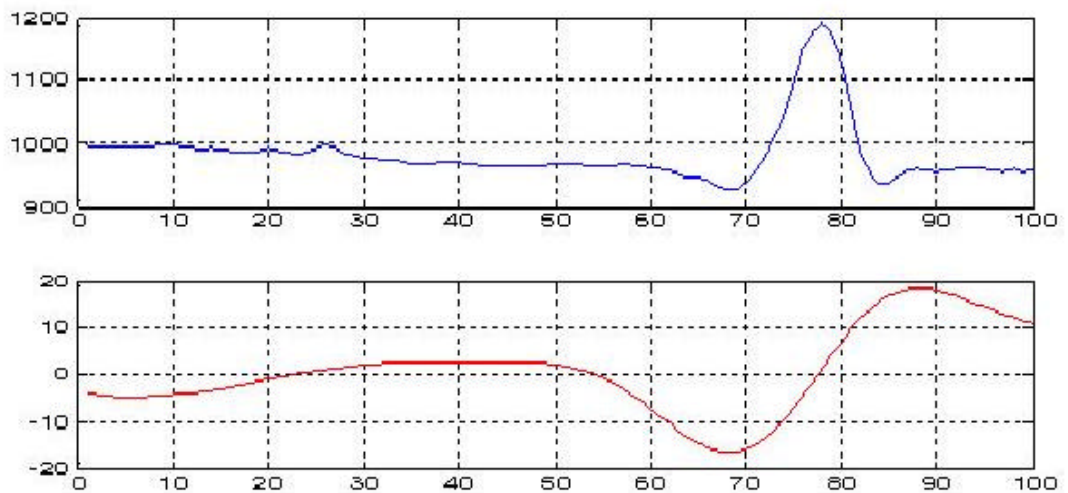


圖 3.16 頻域:對  $\hat{Z}_1$  作 10 次的 10 點移動平均頻譜 ( $ZCMA_{10}=Z_2$ )

(橫座標: 頻率, 縱座標: 能量)



藍色線:Z1 ;紅色線:ZCMA10

圖 3.17 時域:Z1(藍色)和 Z2=ZCMA10(紅色)

(橫座標:取樣點 , 縱座標:振幅)

以上我們觀察到:1)較大的局部極值會落在 Q 波和 S 波上;2)其頻譜圖以 25HZ 為分界線的能量差異變大, 主要是利用移動平均為低通 (Low-Pass)濾波器, 進而使得 QRS 波的區塊更為清楚。

利用三次雲規函數尋找 QRS 波候選群:

步驟一 設立門檻:

- A. 對 Z2 尋找局部極小值點
- B. 對局部極小值點以三次雲規函數做連接。
- C. 對三次雲規函數找局部極小值點, 並且取得這些最小極的平均再乘以 0.63948 即為門檻 T。

步驟二 尋找 QRS 候選群:

- A. 尋找低於 T 的三次雲規函數局部最小值點  $C\_LOW$ 。
- B. 對  $C\_LOW$  分別往前以及往後尋找第一個局部極大值;即形成範圍序對 $[C\_LOW\_1 C\_LOW\_2]$ 。
- C. 對  $[C\_LOW\_1 C\_LOW\_2]$  尋找在這範圍中的  $Z2$  最小值  $Z2\_LOW$ 。
- D. 對於  $Z2\_LOW$  , 分別往前及往後尋找第一個極小值;即形成範圍序對 $[Z2\_LOW1 Z2\_LOW2]$  ,  $[Z2\_LOW1 Z2\_LOW2]$ 即為 QRS 候選群。

本步驟利用邊界逐漸往內縮來篩選 QRS 候選群。

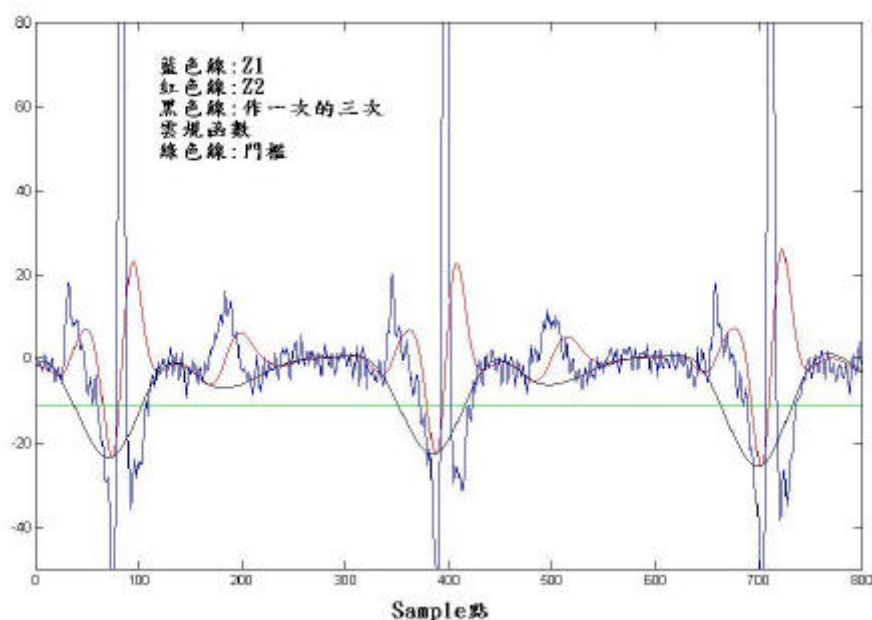


圖 3.18 時域:  $Z2$ (紅色)、三次雲規函數(黑色)、門檻(綠色)、 $Z1$ (藍色)

(橫座標:取樣點, 縱座標:振幅)

## 決定階段

A.在搜索視窗內，當 QRS 候選群的範圍重疊時，將兩個範圍合在一起，形成一個新的 QRS 候選群，此時有新的 QRS 候選群。

B.對每一個新的 QRS 候選群，將範圍裡的最大值和最小值取絕對值，其絕對值最大的點即是 R 波。

視窗選擇:選取每六千點為一段搜索視窗，下一段視窗的開頭是前一段視窗的倒數第三個和第二個 R 波位置的一半，爾後再往後追加六千點，如此重疊可以降低三次雲規函數在視窗邊界的問題，也避免選取到剛好是 R 波的情形。

## 3.4 實驗結果與討論

我們採用 MIT-BIH 心律不整資料庫[7]中的 100、101、102、103、104、105、106、107、108、109、111、112、113、114、115、116、117、118、119、121、122、123、124 來檢測實驗結果，其中檢測的導極主要採用 MLII，若資料中沒有 MLII，則採用 V5。對於偵測到的結果，採用的容忍範圍為 36 個點。其中，實驗結果我們採用[5]中的方法:

TP:正確偵測到的個數。

FP:不是 QRS 波卻誤判為 QRS 波的個數。

FN:是 QRS 波卻沒偵測到的個數。

$$\text{Sensitivity}(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \%$$

$$\text{Positive predictivity}(\%) = \frac{TP}{TP + FP} \%$$

$$\text{正確率}(\%) = \left(100 - \frac{FP + FN}{TP + FN}\right) \%$$

$$\text{Average time error (ms)} = \frac{\sum_{i=1}^{TP} |\text{located QRS} - \text{actual QRS}|}{TP}$$

### 3.4.1 演算法一的測驗結果

演算法一應用於分析 MIT-BIH 資料庫中 23 筆長度為 30 分鐘的訊號，並與其紀錄的 QRS 波位置做檢測，結果如表 3.1 所示。從表

3.1 中發現一些現象，反應方法一無法克服的偵測問題有：

1. 特徵訊號 Z1 中的雜訊無法得到良好的解決，會造成誤判的情形。
2. 搜索視窗與使用三次雲規函數的方式會在邊界造成誤判。
3. QRS 波過小無法偵測到。
4. T 波過高時，會誤判為 QRS 波。
5. 對於 QRS 波的波峰是往下的情形，也無法得到比較精確的位置偵測。

編號	TP	FP	FN	Se(%)	+P(%)	Average time error(ms)	正確率 (%)
100	2264	1	0	100	99.955	1.5999	99.9559
101	1858	5	2	99.892	99.731	1.9405	99.6237
102	2179	8	1	99.954	99.634	3.9799	99.5872
103	2076	6	2	99.903	99.711	2.0124	99.6151
104	2206	37	15	99.324	98.35	7.4871	97.6588
105	2514	15	51	98.011	98.241	1.1181	97.427
106	1977	8	44	97.822	99.596	2.1033	97.4271
107	2082	2	48	97.746	99.904	9.8489	97.6526
108	1689	256	68	86.838	96.129	21.6140	81.5595
109	2487	3	36	98.573	99.879	2.3758	98.4543
111	2111	15	4	99.81	99.294	3.055	99.1017
112	2529	2	1	99.92	99.96	1.1429	99.8815
113	1787	15	2	99.888	99.167	1.6492	99.0498
114	1856	38	16	99.145	97.993	15.0776	97.1154
115	1944	5	2	99.897	99.743	3.4393	99.6403
116	2385	4	19	99.209	99.832	3.6042	99.0433
117	1530	13	0	100	99.157	19.7095	99.1504
118	2260	1	10	99.559	99.955	5.4081	99.5155
119	1979	4	2	99.899	99.798	1.6829	99.6972
121	1853	4	3	99.838	99.784	2.3715	99.6229
122	2465	2	3	99.878	99.918	1.3669	99.7975
123	1511	3	1	99.933	99.801	3.3932	99.7355
124	1610	11	3	99.814	99.321	2.2218	99.1321

表 3.1 演算法一實驗結果

### 3.4.2 演算法二的測驗結果

演算法二應用於分析 MIT-BIH 資料庫中 23 筆長度為 30 分鐘的訊號，並同樣地與其紀錄的 QRS 波位置做檢測，檢測結果如表 3.2 所示。從表 3.2 我們大致上可以把偵測不良的結果分為四種：

1. 基線飄移過大。
2. QRS 突然變小或改變方向。
3. T 波誤判為 QRS 波。
4. 訊號失真。

關於以上四種在演算法二遇到的問題，以編號、區段、還有正確位置與誤判位置經由圖 3.19 至圖 3.27 來呈現，其綠色所標示的位置為 FN 點；紅色所標示的位置為 FP。



編號	TP	FP	FN	Se(%)	+P(%)	Average time error(ms)	正確率 (%)
100	2264	0	0	100	100	1.5864	100
101	1858	2	1	99.946	99.892	1.9151	99.8387
102	2180	1	0	100	99.954	3.9360	99.9542
103	2077	0	1	99.951	100	2.0141	99.9519
104	2220	2	1	99.954	99.909	7.4424	99.865
105	2526	35	38	98.517	98.633	1.2118	97.1529
106	1992	3	26	98.711	99.849	2.1781	98.563
107	2127	0	3	99.859	100	9.5849	99.8592
108	1748	33	9	98.147	99.487	12.2861	97.6096
109	2517	0	6	99.762	100	2.4477	99.7622
111	2078	31	37	98.25	98.53	3.283	96.7849
112	2530	49	0	100	98.1	1.1528	98.0633
113	1789	0	0	100	100	1.6489	100
114	1872	0	0	100	100	4.3924	100
115	1946	0	0	100	100	3.4458	100
116	2382	2	22	99.084	99.916	3.6209	99.0017
117	1530	3	0	100	99.804	17.1623	99.804
118	2257	0	13	99.427	100	5.3192	99.4274
119	1981	1	0	100	99.949	4.2543	99.9496
121	1854	0	2	99.892	100	2.3552	99.8923
122	2468	0	0	100	100	1.3585	100
123	1512	0	0	100	100	3.3913	100
124	1612	1	1	99.938	99.938	1.6353	99.8761

表 3.2 演算法二實驗結果

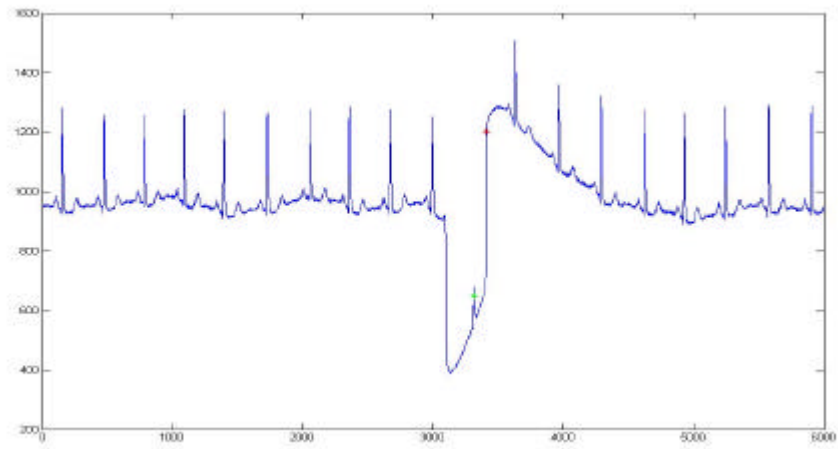


圖 3.19 編號 101(60001~66000)(紅色:正確位置, 綠色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

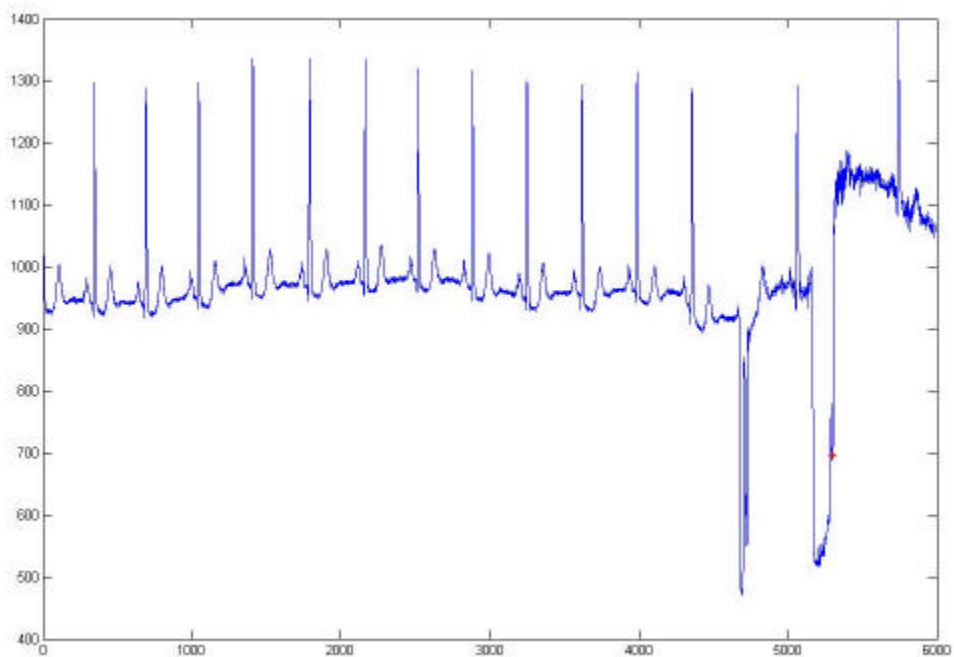


圖 3.20 編號 101(110001~116000)(紅色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

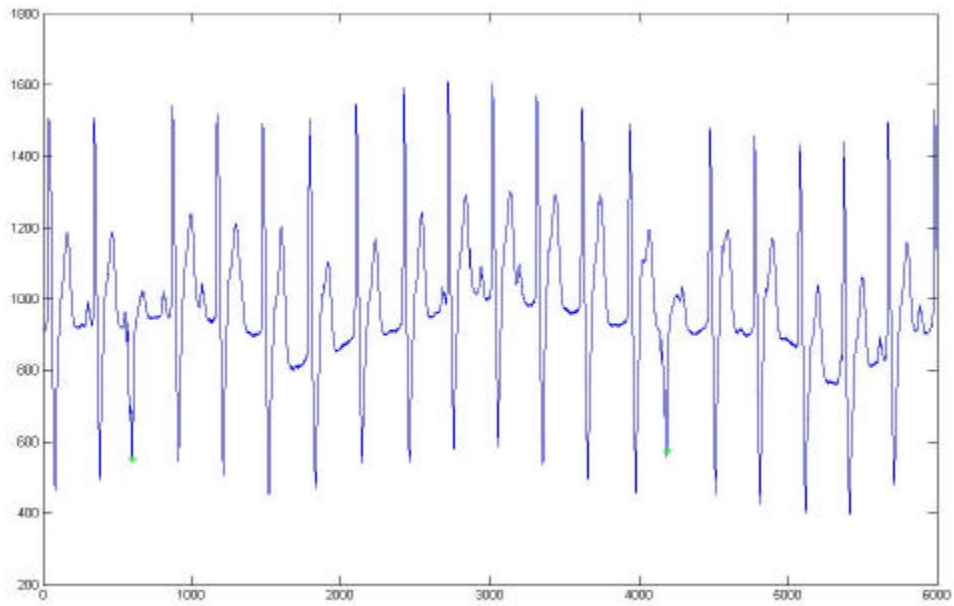


圖 3.21 編號 107(632001~638000)(綠色:正確位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

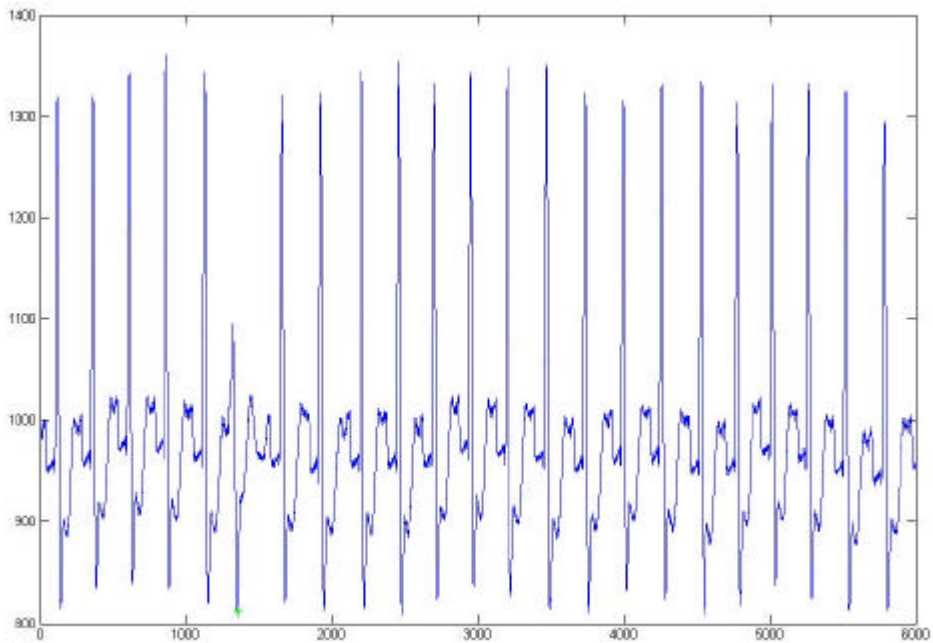


圖 3.22 編號 109(410001~416000)(綠色:正確位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

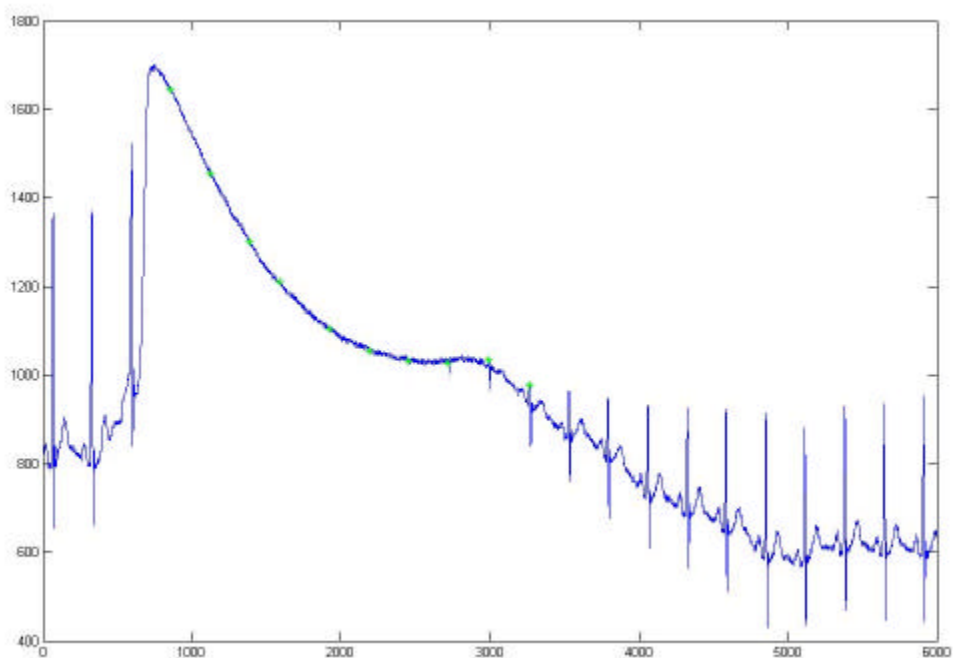


圖 3.23 編號 116(487001~493000)(綠色:正確位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

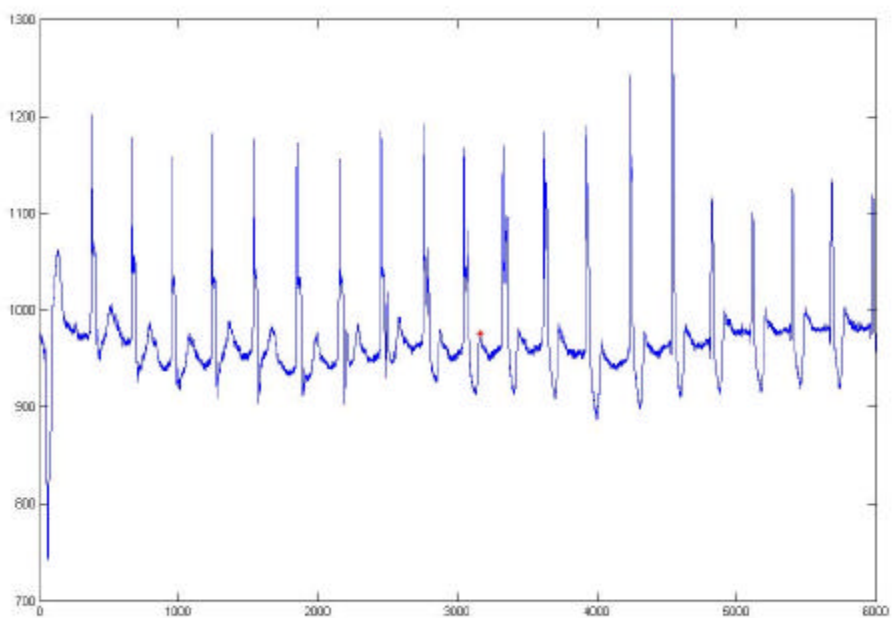


圖 3.24 編號 102(34001~40000)(紅色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點, 縱座標: 振幅)

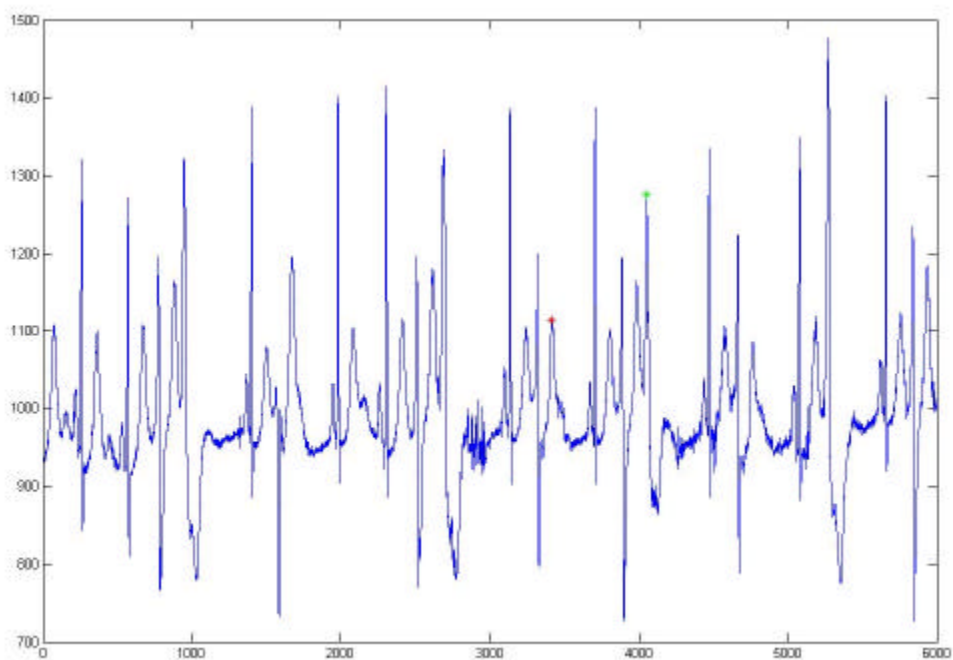


圖 3.25 編號 106(630001~636000)(綠色:正確位置 , 紅色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點 , 縱座標:振幅)

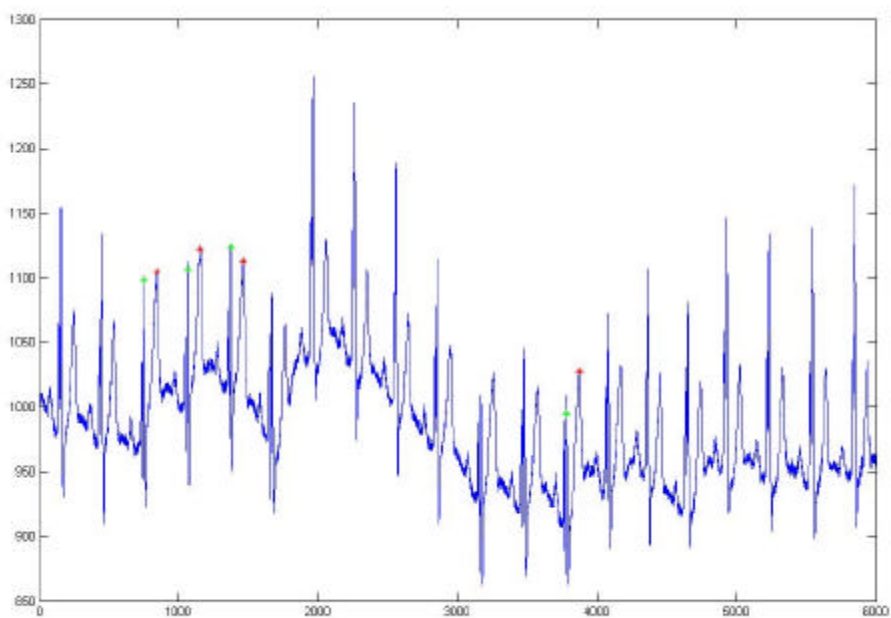


圖 3.26 編號 111(460001~466000)(綠色:正確位置 , 紅色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點 , 縱座標:振幅)

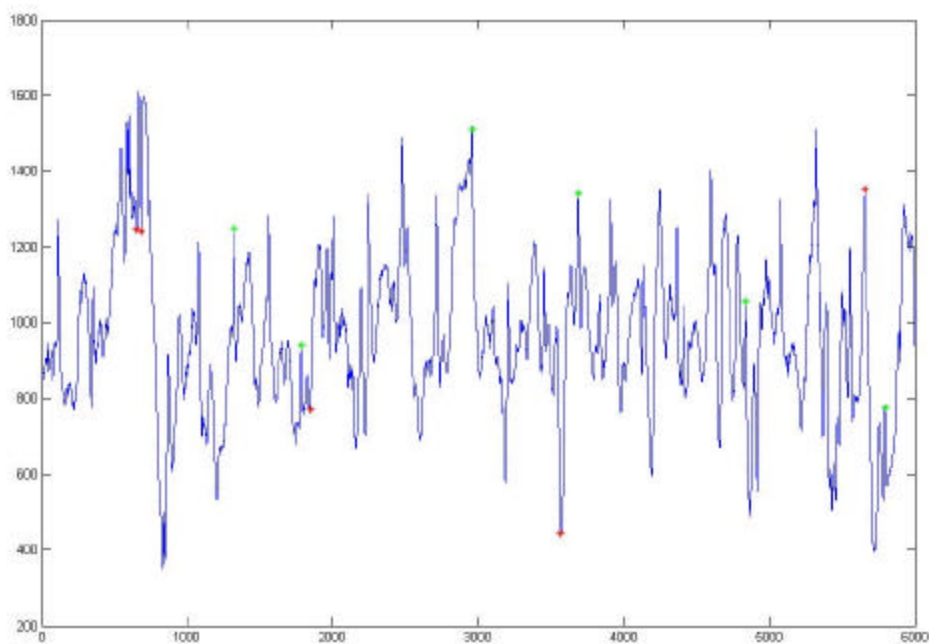


圖 3.27 編號 105(472001~478000)(綠色:正確位置，紅色:誤判位置)

(橫座標: 取樣點，縱座標: 振幅)

### 3.4.3 結果討論

經由演算法一和演算法二的驗證結果，我們瞭解到演算法二的效果大致上是好於演算法一的。因為:1)演算法二的視窗移動是採取重疊的方式來進行;2)演算法二利用局部極小值的方式來連接三次雲規函數來決定 QRS 波，所以對於偵測到過高 T 波的風險也避免掉一些。

其中在演算法一提到的雜訊過多的訊號，在演算法二我們也有不錯的效果，例:編號 104 的訊號。但編號 111、112 的訊號，在演算法二的效果就大幅降低，主要是因為在搜索範圍重疊的時候，解決方法不夠詳盡。

## 第四章 結論與未來展望

### 4.1 結論

本論文提出兩種方法來偵測 QRS 波的位置，在演算法一中，除了以編號 108 中 QRS 波型態不同導致誤判的紀錄之外其平均正確率落在 98.99%；而在演算法二中，全部的平均正確率落在 99.36%，從數據上來看，演算法二的正確率是優於演算法一的，而演算法二的正確率與本論文回顧過的方法比較，其正確率效果是差不多的。

### 4.2 未來展望

針對演算法二，在訊號整流或前處理的階段:1)利用 QRS 波理想存在的型態以及相關臨床知識等加入考慮條件之中,使得受測的 QRS 波能夠和 QRS 波的理想型態擁有高度的相似程度。2)在搜尋(搜索範圍重疊)步驟中，能透過將 zero crossings 數目的不同作為特徵訊號上的加權，以改善 QRS 突然變小或者 T 波誤診為 QRS 波的風險等。決定階段:3)期望能透過最佳化理論設計門檻，使得門檻在決定階段能有更強健的效益。

## 參考文獻

- [1] A. Koski, M. Juhola, and M. Meriste, “Recognition of ECG by attributed finite automata,” *Pattern Recognition* 28:1927-1940, 1995.
- [2] A. Savitsky and M. J. E. Golay, “Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures,” *Anal. Chem.* 36:1627-1639, 1964.
- [3] B. U. Köhler, C. Hennig, and R. Orglmeister, “QRS detection using zero crossing counts,” *Int. J. Med. Informatics* 31(1–3):191–208, 1998.
- [4] B. U. Köhler, C. Hennig, and R. Orglmeister, “The principles of software QRS detection,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 21(1):42–57, 2002.
- [5] D. Benitez, P. Gaydecki, A. Zaidi, and A. P. Fitzpatrick, “The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis,” *Comput. Biol. Med.* 31:399–406, 2001.
- [6] M. Bahoura, M. Hassani, and M. Hubin, “DSP implementation of wavelet transform for real time ECG wave forms detection and heart rate analysis,” *Comput. Methods Programs Biomed.* 52(1):35-44, 1997.
- [7] MIT-BIH Arrhythmia Database Directory, Harvard University-Massachusetts Institute of Technology Division of Health Science and Technology, July, 1992. <http://www.physionet.org/>
- [8] P. Flandrin, G. Rilling, and P. Gonçalvés, “Empirical Mode Decomposition as a filter bank,” *IEEE Signal Processing Lett.* 11(2):112-114, 2004.
- [9] P. S. Hamilton and W. J. Tompkins, “Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmic database,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 33:1157-1165, 1986.



- [10] R. M. Rangayyan, *Biomedical Signal Analysis: A Case-study Approach*. IEEE Press: Wiley, New York, 2002.
- [11] S. Dandapat and G.C. Ray, "Spike detection in biomedical signals using midprediction filter," *Med. Biol. Eng. Comput.* 35(4):354-360, 1997.
- [12] V. X. Afonso, W. J. Tompkins, T. Q. Nguyen, and S. Luo, "ECG beat detection using filter banks," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46:192-202, 1999.
- [13] Y. H. Hu, W. J. Tompkins, J. L. Urrusti, and V. X. Afonso, "Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification," *J. Electrocardiology* 26 (Suppl.):66-73, 1993.
- [14] Z. Dokur, T. Olmez, E. Yazgan, and O. K. Ersoy, "Detection of ECG waveforms by neural networks," *Med. Eng. Phys.* 19(8):738-741, 1997.
- [15] Z.-E. H. Slimane and A. Naït-Ali, "QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition," *Digital Signal. Processing* doi:10.1016 /j.dsp.2009.10.017, 2009
- [16] 楊正榮, "以小波轉換為基礎的QRS波偵測方法," 國立中山大學電機與機電工程研究所, 碩士論文, 2004.
- [17] 羅文利, "Cardiovascular System投影片," 輔英科技大學, 2008  
<http://www.iportal.tw/fy105/doc/5766>

# 附錄A.

## A.1 MIT-BIH心律不整資料庫簡介

### 起源

從1980年以來，關於心律不整偵測方面的問題陸陸續續的被提出，其偵測結果強健性大部份均依賴於MIT(Massachusetts Institute of Technology, 麻省理工學院)-BIH(Beth Israel Hospital, 現為Beth Israel Deaconess Medical Center)心律不整資料庫。資料庫中現存48筆資料，每筆資料均有兩組不同導極(大部分為MII及V1, 依照對象不同而有MII配上V2、V4或V5)的心電圖訊號，取樣頻率為360HZ，時間長度為30分鐘。

### 解讀MIT-BIH心律不整資料庫心電圖訊號

我們參考[7]中的網站以及[16]的說明，我們擷取記錄205中五分至五分十秒的心電圖來做說明。如圖A.1，其中上圖為導極MII所測得的結果，而下圖為V1導極所測得的結果，而圖片中央所標示的符號即為醫生所下註解，其中“A”、“F”、“V”以及“ ”為心搏註解的縮寫。而“(VT)”及“(N)”為該段心搏的節律(rhythm)，例如“(VT)”表示該段心電圖訊號呈現心室頻脈(ventricular tachycardia)，而“(N)”表示該段心電圖訊號呈現正常竇性心律(normal sinus rhythm)。

關於心搏的符號註解，我們將以條列式來說明如下：

1. 正常心搏(“N”或“ ”)。
2. 左分支束阻斷(“L”)。
3. 右分支束阻斷(“R”)。
4. 心房期外收縮(“A”)。
5. 變形心房期外收縮(“a”)。
6. 心室期外收縮(“V”)。
7. 心室融合心搏(“F”)。
8. 房室交界跳脫心搏(“j”)。
9. 心室跳脫心搏(“E”)。
10. Paced Beat (“/”)。
11. Fusion of paced and normal beat (“f”)。



圖A.1 記錄205 五分至五分十秒心電圖