第五章　心電圖診斷系統

本章主要是探討心電圖的診斷方式，首先是探討過去心電圖辨識和診斷的相關研究，第二節為本研究所提出之心電圖診斷演算法，包括了偵測其R波、病症資料的分群、特徵值擷取及特徵值的統計分析，最後為心電圖病症辨識的投票機制。

5.1　心電圖辨識相關研究

1995年時Cuiwei等人[16]就提出使用小波轉換來判斷心電圖的特徵點，在分解四階的頻帶中，其中R波含有較高的能量，可以藉由設定臨界值的方式來偵測找尋各階層中的R波位置，接著再判斷R波是否為雜訊和消除多餘的特徵極點位置，R波之後接著判斷其QRS的起點和終點，利用第一階層的最大值和最小值為判斷的依據，最後偵測P波和T波，利用第三階層和第四階層來判斷其位置。在1999年時利用小波的方法[21]，心電圖中包含了許多的資訊，其中有主要分為P、QRS、T等特徵波形，本篇要以小波轉換來分析，首先做小波四階分解，利用一階低頻頻帶做R波的偵測和QRS波的寬度，在三階和四階的低頻頻帶中做P和T波的偵測，藉由偵測的波形可以計算出包括了P-R間距、S-T間距、R、P、T波等振幅。在2003年Ranjith等人[17]，提出利用小波轉換的方式來偵測P、QRS、T等波形，其中對於小波轉換後的各個頻帶做分析，偵測R波峰值的部份，主要可以參考一階的低頻的頻帶，在此頻帶中設定一個初始值，便可以清楚偵測出峰值，另外Q、S波形都,是高頻較小振幅而且時常跟隨著R波出現，因此在出現在較小的頻帶尺度，還有T波和P波的偵測，在四階的的頻帶中T波出現於QRS之後7點的位置，同理P

波則在QRS之前，利用這樣判斷的條件對European ST-T change database做測試，偵測ST-T的改變情形。同理在2004年Martìnez等人[19]，也提出了利用小波轉換的方式來分解心電訊號的特徵點，主要分為偵測QRS波組、QRS各個獨立的波和邊界、P波和T波等四個部份，首先分解五階係數頻帶，然後設定臨界值來偵測各階層中的R波位置，接著，由於小波轉換的方式可以把特徵極點變得明顯如圖5-1所示，所以在第二個頻帶中找出最大最小值便可以判斷出QRS的邊界，由於P波和T波訊號中都是屬於較不顯著的波形，但是在第四階頻帶中會比較明顯突出，因此必須以週期為量測區域，或者設定臨界值的方式來偵測。

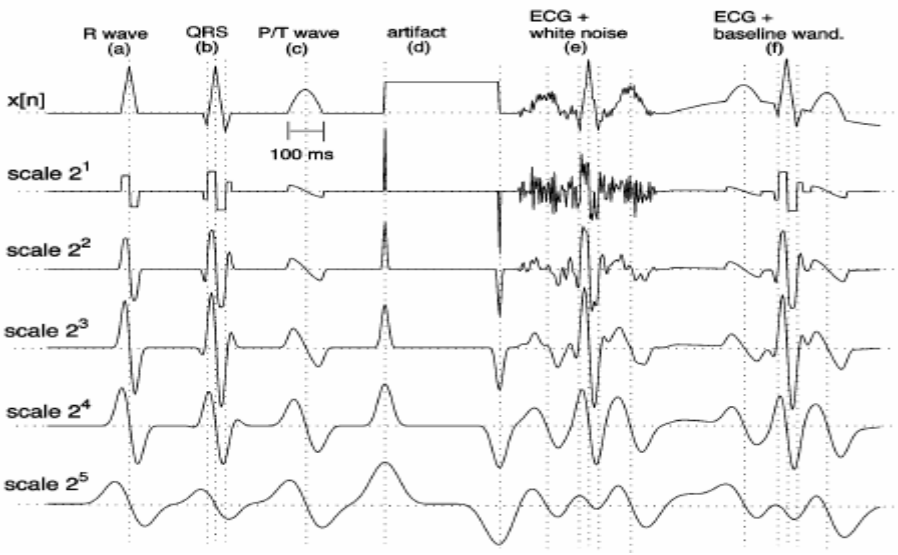

圖 5-1　　小波轉換後各種波形的變化

在1999年時Minami等學者[35]，利用區域最大值的方式偵測出R波，接著將QRS波利用快速傅立葉轉換，將信號由時域轉成頻率，再取5個頻譜成份（spectral component）加至類神經網路，其系統架構圖如圖5-2示，做三種病症辨識，辨識率達98%以上。

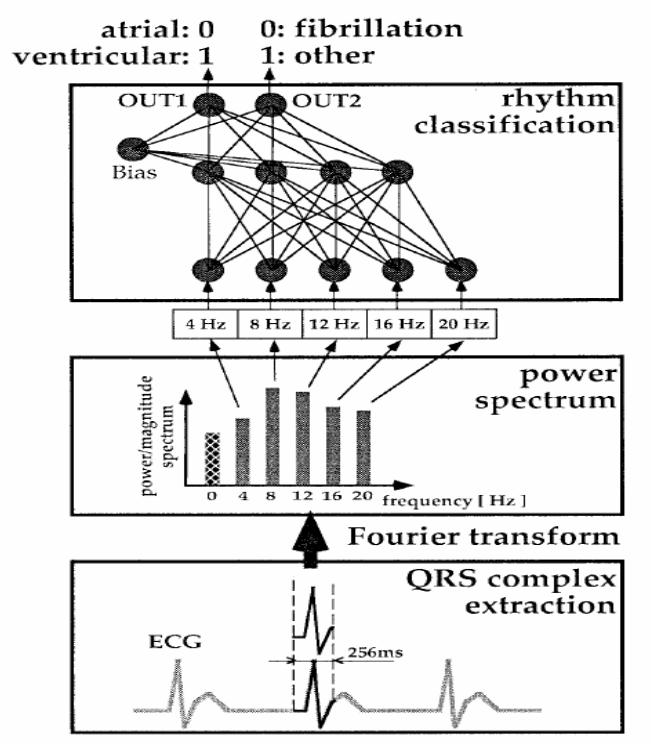

圖 5-2　　心臟病症辨識概要圖

在2001年時Osowski等學者[36]，提出用模糊混合類神經網路(Fuzzy Hybrid Neural Network)做心電圖辨識系統如圖5-3所示，在特徵擷取方面，使用高使用高階統計偵測心電圖波形的特徵，由Taylor展開式計算2階、3階和4階的cumulant係數，除了上敍所提的特徵之外，還加上峰值和峰值之間的距離和前10筆峰值的平均值、QRS波組寬和計算目前QRS波組和前後QRS波組間距離的差值。結果針對7種病症做分類其辨識率高達96.06%。

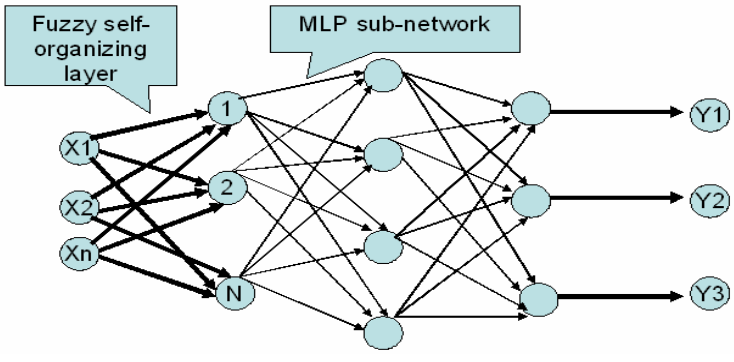

圖 5-3　　模糊混合類神經網路架構圖

在2003年時Yuan等人[37]提出利用小波轉換的方式來切割心電圖訊號，如圖5-4所示，圖(a)為原始波形；圖(b)和圖(c)為小波轉換三階和四階的高頻圖形；圖(d)取三階和四階相乘的絕對值；圖(e)為區域的取大值；圖(f)依據最大值的位置對原訊號做切割。特徵擷取部份也使用小波轉換擷取R波的相關係數，最後以四種病症做為辨識資料，其分類器使用KNN為辨識系統。

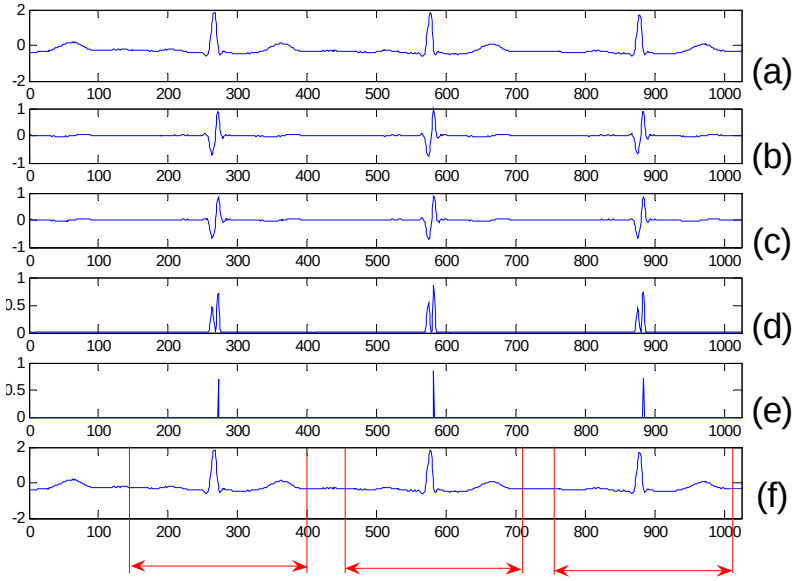

圖 5-4　　心電圖切割流程

在2004年時Güler[38]等人，提出兩種波形(normal and partial epilepsy)的辨識，在特徵擷取部份使用小波轉換分解四階頻帶，其中計算各頻帶內的最大值，其分類器採用ANFIS(adaptive neuro-fuzzy inference system)，是採取模糊if-then的規則和類神經網路的推論系統，其架構圖如圖5-5所示。

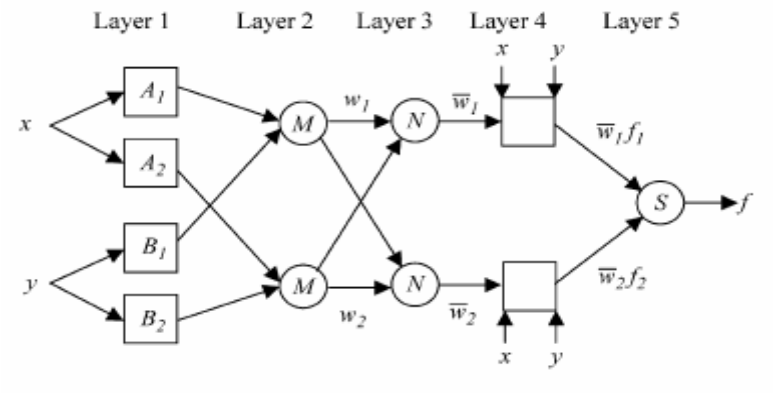

圖 5-5　　ANFIS 架構圖

在2004年時Engin等人[39]，提出模糊類神經網路的辨識，其架構流程圖如5-6所示，其中包括了R波偵測、特徵擷取和辨識系統共分為三階段，偵測R波利用濾波器和Hamming視窗，在特徵擷取部份使用三種方式，小波轉換、高階統計和自動回歸分析的方式，而辨識系統中分類器是使用模糊c-mean和MLP神經網路。

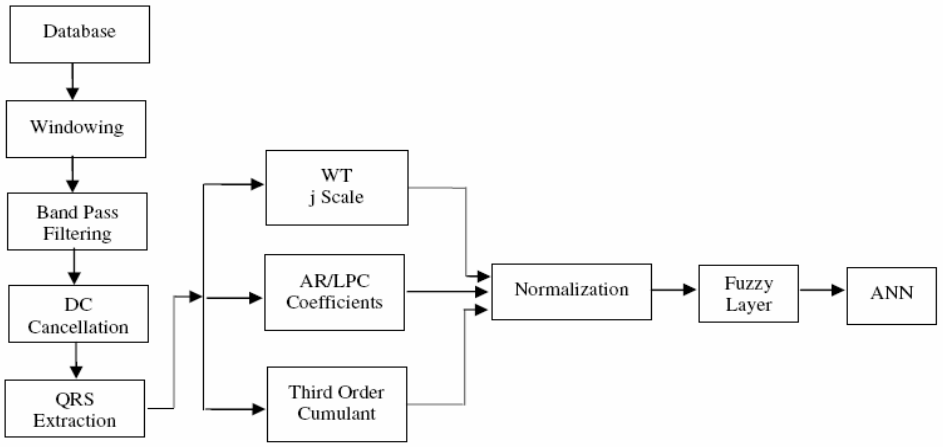

圖 5-6　　架構流程圖

其中在2004年時Osowski等人[20]，提出支持向量機為為辨識系統如圖5-7所示，特徵擷取採用Hermit序列和高階統計兩種特徵擷取的方法，其中由Hermit多項式開始展開逼近原始波形並且利用最小平方誤差求出係數，另一

方法使用高階統計偵測心電圖波形的特徵，由Taylor展開式計算2階、3階和4階的cumulant係數，除了上敍所提的特徵之外，還加上峰值和峰值之間的距離和前10筆峰值的平均值。最後把特徵向量輸入支持向量機內做辨識，但是由於各個特值有不同的重要性，因此在支持向量機的的投票處理過程中，再加一個權重的矩陣使得能得到正確的辨識結果。

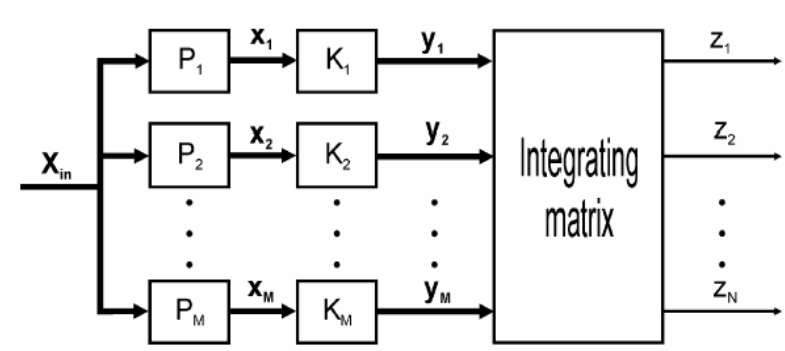

圖 5-7　　辨識系統架構圖

2005年時Ì. Güler等人[40]提出兩階層的神經網路辨識系統，首先心電圖在特徵擷取的部份是使用小波分解四階頻帶，分別統計下列特徵來表示心電圖訊號時域和頻域分佈：

1. Mean of the absolute values of the coefficients in each subband.
2. Average power of the wavelet coefficients in each subband.
3. Standard deviation of the coefficients in each subband.
4. Ratio of the absolute mean values of adjacent subbands.

特徵(1)和特徵(2)為表示訊號頻率的分佈，特徵(3)和特徵(4)表示訊號頻率的變化，上敍這些特徵向量分別計算D1、D2、D3、D4和A4等頻帶以作為辨識心電圖資訊。最後對四種心電圖病症做辨識，在二階層辨識系統中使用MLPNN型式且包含單一的隱藏層，第一層包含19個輸入和4個輸出，接著把

第一層的輸出當成第二階層的輸入，在第二層的輸入為16個輸入和4個輸出如圖5-8所示，其中輸出表示為四種病症。

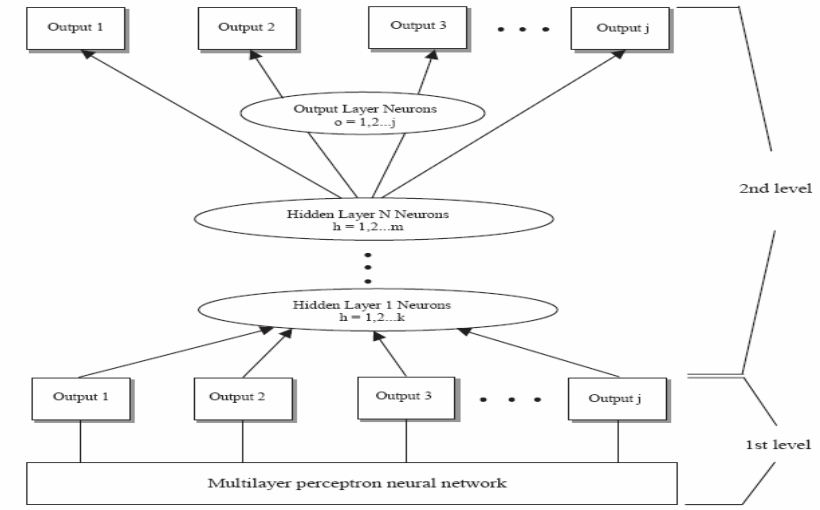

圖 5-8　　神經網路架構圖

5.2　峰值(R 波)偵測

一個心跳週期所對映的心電圖波形，以QRS波最為明顯，所以QRS波的位置除了可以提供心跳週期的資訊，且絕大部份的心電圖訊號的應用都是要先能偵測出QRS波位置，由於偵測心電圖QRS波的相關研究已經有很多的方法被提出來了，因此本研究使用一個簡單的QRS偵測方法[41]，其偵測的流程圖如圖5-9所示。

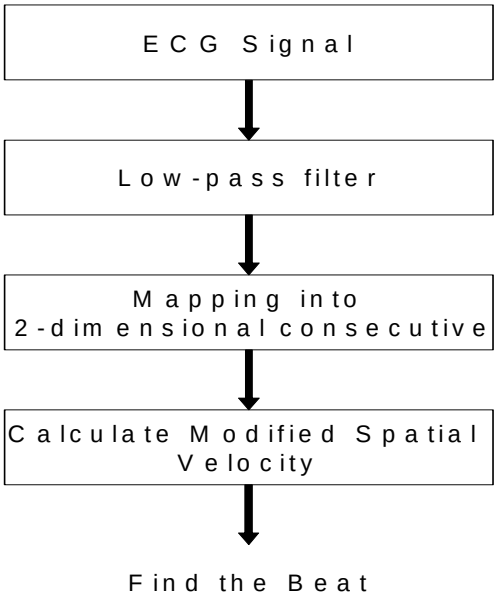

圖 5-9　　偵測峰值(R)流程圖

首先輸入心電圖連續訊號，這連續心電圖訊號中包含了許多的QRS複合波組，第二步使用低通濾波器來消除原始心電圖波中的雜訊，由於在原始訊號中因為外在的干擾，產生了許多不必要的雜訊，所以利用低通濾波器去除訊號中的高頻成份，第三步接著對通過低通濾波器的心電圖訊號作5單位的時間延遲，並且映射到二維空間判斷其訊號的相關性，使得心電圖中的各個特徵部份容易辨識出來，最後計算訊號的空間速率，也就是說計算位移速率之後的訊號和原始訊號之間的差異。依據上敍方法其偵測QRS流程圖所實現的方式如圖5-22所示，圖(a)為原始訊號，圖(b)為訊號經過低通濾波器的訊號，圖(c)表示原始和位移之後訊號的差異，在圖(c)中可以明顯看出，訊號中較突出的部份便是峰值所在的位置，於是偵測區域最大值的方式判斷出峰值位置，在其峰值的位置對映到其原始波形中的R波位置幾乎一樣。

由於心電圖中最重要的部位是在QRS複合波，但是醫護人員在辨識心電圖波形時還是會參考其它的波形如比較早出現的P波和比較晚出現的T波，這些波形也都值得作為判斷的準則，所以當偵測出R波之後，依據其位置座標，

取前後各100個資料點作為取樣的樣本，這個200點範圍可以包含了心電圖的特徵資訊。

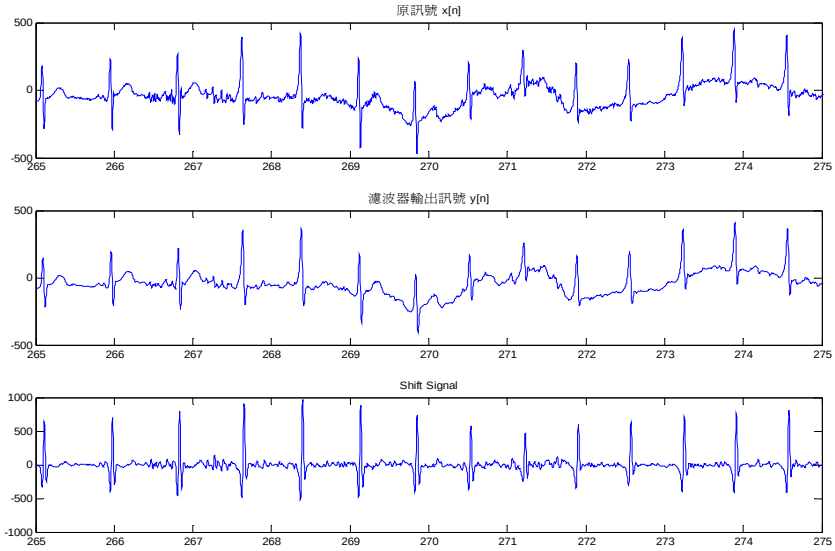

圖 5-10　　R 波偵測流程圖

5.3　k-mean 分類

當從MIT-BIH心律不整資料庫中所得到的樣本資料會有些問題，同一種類的病症會有不一樣的波形，例如病症LBBB在MIT-BIH心律不整資料庫中，就至少有四種波形用肉眼判斷就會發現不一樣形狀，還有病症RBBB在資料庫中，也有六種波形用肉眼就能發現其不同形狀，特別的是病症PVC，其中包括了許多不同的波形，尤其在些波形和Normal beat相似是，所以在細分時要注意其特徵性。因此在作為辨識的樣本資料時，並不可以把同樣的病症歸屬於同一類別去作為訓練的樣本，這樣會使得此類樣本資料發散，面對此問題，解決的方式是把同樣形狀的病症波形歸屬在同類別，對病症樣本做次級的分類，因此用k-mean的方法來對12類病症作次級分類其分類流程圖如圖5-11所示。

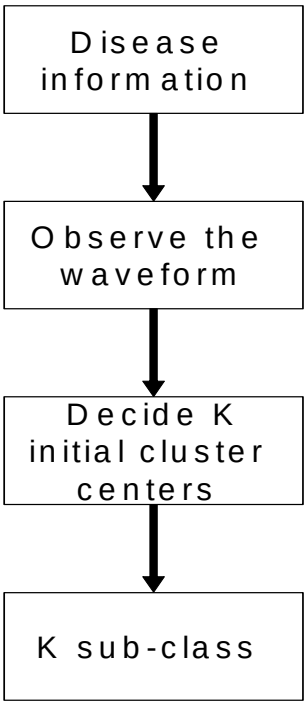

圖 5-11　　次級分類流程圖

首先把切割出的樣本資料做形狀概要分析，決定出所要的分群數目，最後依照其波形特性分群出所要的類別。

經過k-mean演算法的分類之後如表5-1所示，從原本的12類別轉變成72個次類別，依據表中所示正常波形(Normal Beat)被分為38個次類別，原因是因為心電圖資料中，Normal Beat的資料是從38個人取出來，所以在決定要取幾個次類別時，就依據這樣的方式。在k-mean過程中如果分為過多次類別時，會使得較少筆數的類別被較多資料類別給混淆；如果k-mean分群結果較少類別時，會使得資料中混沌過多的波形，而且不容易辨識。因此經過實驗模擬本研究採用72個次類別較為恰當。

表 5-1　　類病症作次級分類

MIT/BIH annotation symbol	Type of arrhythmia	Number of the Sub-class
N	Normal Beat	38
L	Left bundle branch block beat	5
R	Right bundle branch block beat	7
a	Aberrated atrial premature beat	1
V	Premature ventricular contraction	7
F	Fusion of ventricular and normal beat	2
J	Nodal (junctional) premature beat	1
A	Atrial premature Beat	4
E	Ventricular escape beat	1
j	Nodal (junctional) escape beat	1
/	paced beat	3
f	Fusion of paced and normal beat	2
Total		72

5.4　特徵值抽取

根據所分群的病症資料，做特徵的擷取，其計算特徵值的流程如圖5-24所示，主要的方法分為頻域分析和觀察病症波形等特性，針對此兩種方式分別說明：

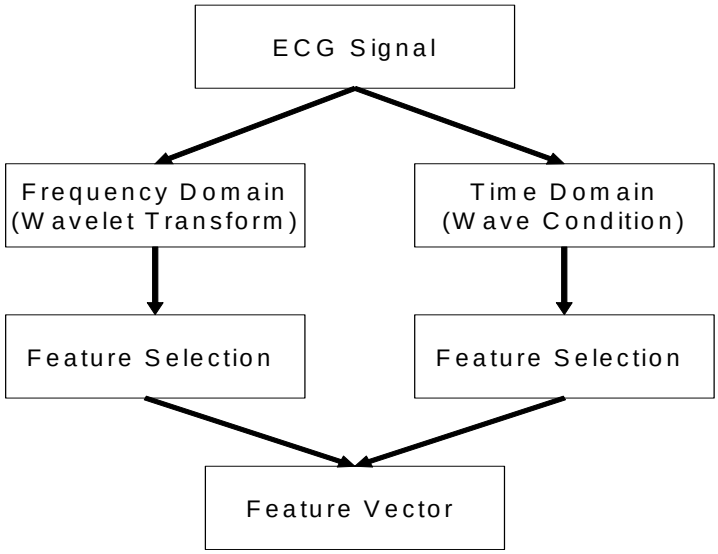

圖 5-12　　特徵擷取流程圖

1. 小波頻帶分解：

使用小波轉換做三階頻帶分解如圖5-13所示。分別取出A1、A2、A3、D1、D2、D3等頻帶係數。在心電圖的分解過程中，圖5-14分別表示其中的各個頻帶的波形。心電圖訊號中的不連續點或轉折點處經過小波轉換，能夠在多重解析度中呈現明顯且不一樣的特徵，利用這一點，對有尖銳波形的QRS波使用小波轉換，則會在多重解析中會有明顯的正負落差。圖(a)為原始波形，圖(b)、圖(d)和圖(f)分別表示一階、二階和三階的低頻的波形，圖(c)、圖(e)和圖(g)分別表示一階、二階和三階的高頻的波形。在低頻的部份，逐漸能凸顯波形中較細微的部份，而高頻部份，對變化較劇烈的特徵凸顯出來。

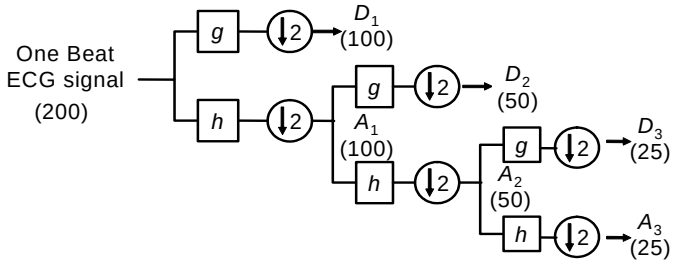

圖 5-13　　心電圖訊號的小波分解

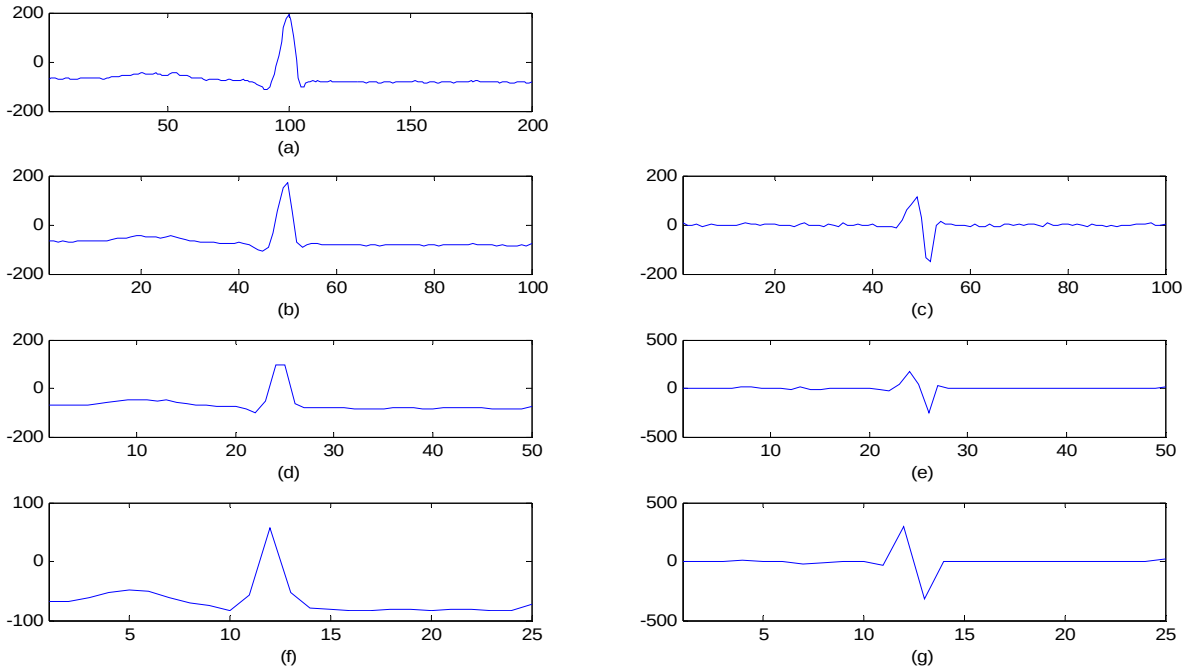

圖 5-14　　心電圖訊號的小波分解取樣圖

2. 波形的分析

依據上敍的小波轉換頻帶和波形本身的特性，計算出特別的特徵值共33個，如表5-2所示。由於心電圖做頻帶分解後，每一個頻帶中包含有其特徵性，所以除了每個頻帶的係數之外還有再擷取其每一頻帶的絕對值的平均值、最大值、平均能量值、差準差及頻帶之間平均值的比值。第一項、第二項及第三項表示訊號頻率的分佈；第四項和第五項表示訊號頻率的變化。再來討論有關心電圖中波形和波形之間的關係，其重要的包括了心電圖中週期的關連性，包括了R-R之間的距離，還有心電圖的週期是否有一致性，包括了取前五筆的週期的平均，前後距離的比值，對正常波形週期的正規化。

表 5-2　　心電圖辨識波形特徵

The feature type	**The number of feature values**
The mean values of the absolute values of the coefficients in each sub-band	6
The maximum values of the absolute values of the coefficients in each sub-band	6
The average energy of the wavelet coefficients in each sub-band	6
The standard deviation of the coefficients in each sub-band	6
The ratio of the absolute mean values of adjacent sub-bands	5
The R-R interval of the beat	1
The average R-R interval of five last beats.	1
The R-R interval ratio between the previous beat and next beat	1
The R-R interval ratio between the normal one and the current beat	1

由於使用了小波轉換分解病症訊號各個頻率的波形，利用這樣的方式擷取每個頻帶中的數值當為特徵值(350個)，除了小波轉換另外還觀察病症的特性，分別取出了頻域和週期相關的特徵值(33個)，總共383個特徵向量。如圖5-15。其中 f_i 表示特徵值，i 表示維度，一個病症的最原始被抽出的特徵向量長度為383維度。

圖 5-15　　特徵向量的示意圖

5.5　特徵值的統計分析

接下來是特徵的統計分析，由於SVM的長處在於將兩個類別的特徵映

射到高維度後，線性切割以辨認出兩個類別。所以必須先計算每個類別每個特徵維度的平均值，其中共有12類的病症，分為72個次類別，特徵向量為383。首先本研究定義一個評估特徵值方程式：

$$\sigma_{m,n}^{k} = (u_m^k - u_n^k)^2 \Big/ ((v_m^k)^2 + (v_m^k)^2), \text{ for } \quad k = 1,\cdots,383$$

$$\text{where} \qquad (1)$$

$$1 < m,n \le 72, m \ne n$$

描述如下：統計出第1類別之第1個維度的平均值u_1^1，統計出第1類別之第2個維度的平均值u_1^2，類推到第1類第383維的平均值u_1^{383}。統計出第2類別之第1個維度的平均值u_2^1，統計出第2類別之第2個維度的平均值u_2^2，類推到第2類第383維的平均值u_2^{383}。同理類推到第72類的第383維的平均值u_{72}^{383}。其中u_i^j的μ代表平均值，i代表維度，j代表類別。

計算完平均值後接著計算每個類別之特徵維度的變異數。統計出第1類別之第1個維度的變異數v_1^1，統計出第1類別之第2個維度的變異數v_1^2，類推到第1類第383維的變異數v_1^{383}。統計出第2類別之第1個維度的變異數v_2^1，統計出第2類別之第2個維度的變異數v_2^2，類推到第2類第383維的變異數v_2^{383}。同理類推到第72類的第383維的變異數v_{72}^{383}。其中v_j^i的ν代表變異數，i代表維度，j代表類別。ν代表變異數 (variations)。

當我們有了平均值與變異數後，計算同一個維度對不同類別之間的差異。利用算出的平均值來計算差異值。計算出來的差異值越大表示兩類間差別越大。$d_{m,n}^k$表示平均值相減的平方。我們會得到(72×71) / 2 = 2556個不同兩類間差異的d向量，如圖5-16所示，其中k表示所屬的特徵維度，下標的兩個

數字m、n表示所要分類的兩個類別。其中d的計算方式由公式(2)得到：

$$d_{m,n}^{k} = (u_m^k - u_n^k)^2,\ for\quad k = 1,\cdots,383$$
$$where \qquad (2)$$
$$1 < m,n \le 72, m \ne n$$

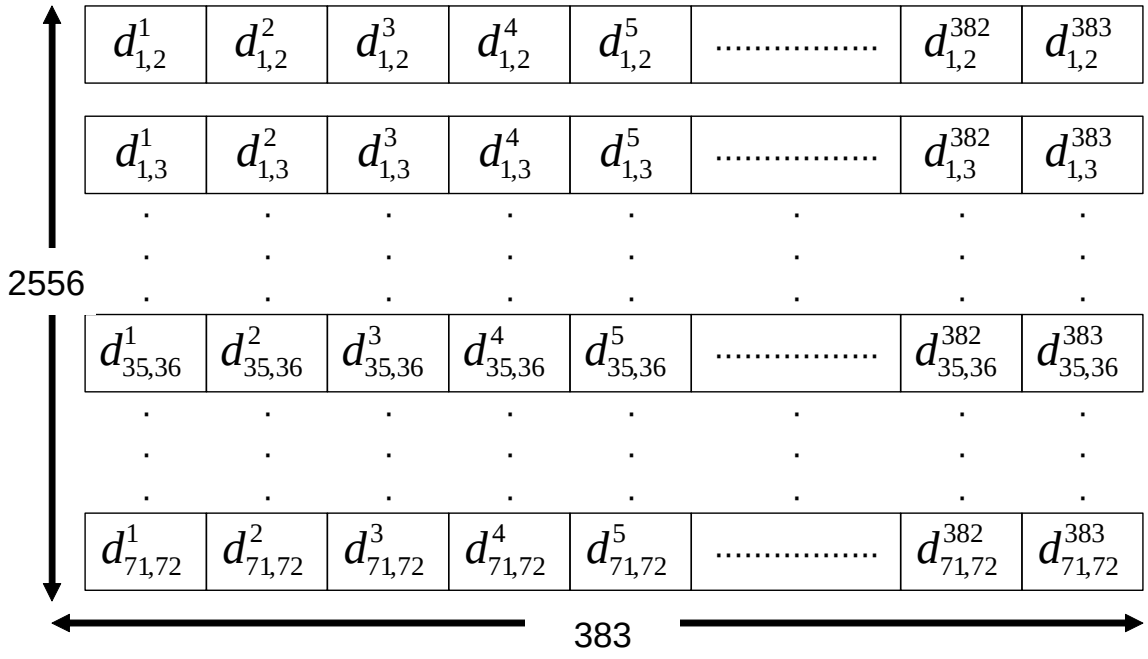

圖 5-16　　兩兩之間平均值差異的平方的向量示意圖

計算完$d_{m,n}^{k}$後，就可以利用剛剛產生的$d_{m,n}^{k}$與之前計算的變異數來計算可以用來區別兩類的特徵區別值σ。計算方法如下列公式3。根據公式來看，若是同類之間的變異數越小，表示兩類之間自己與自己類越相像。而兩類間的$d_{m,n}^{k}$越大就表示這兩類越不像。因此，若是所計算出來的σ值越大，表示這個值越可以區分出這兩類，這個特徵越重要。

$$\sigma_{m,n}^{k} = d_{m,n}^{k} \Big/ ((v_m^k)^2 + (v_n^k)^2),\ for\quad k = 1,\cdots,383$$
$$where \qquad (3)$$
$$1 < m,n \le 72, m \ne n$$

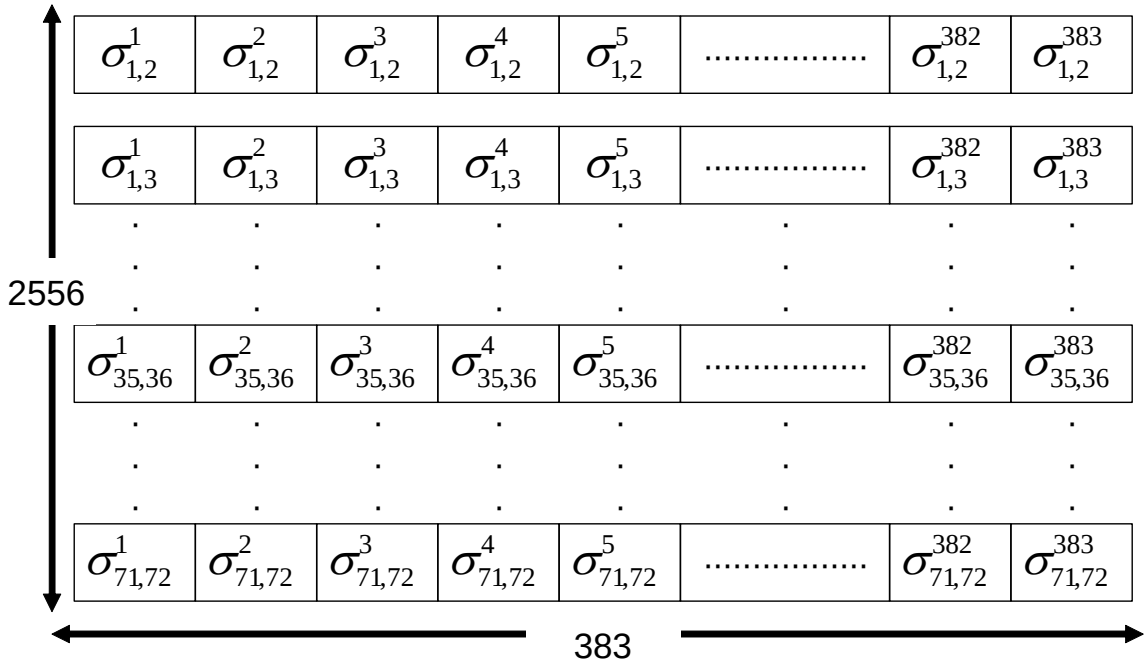

圖 5-17　　兩兩之間特徵區別值的向量示意圖

計算完兩類與兩類之間的特徵區別值σ後，我們就可以知道針對不同的兩個類別，哪一個特徵維度的特徵值是對於分辨這兩類有幫助的，值越大表示對於分類越有利。知道這個資訊後我們就做Sort 排序，經過排序後我們就可以知道，使用哪幾個特徵維度可以最佳辨識兩類所對應的兩類如圖5-17所示。

由於是兩類與兩類之間的辨識，針對不同的兩個類別取相對應此兩類的最佳分類特徵維度的做法就會比一般將所有類別一起訓練出一個分類模型的分類效果來的好，而且可以用到更少的特徵。取多少特徵維度來辨認則是取決於當初訓練時最佳的辨識率是落在哪個維度。若都很好時則取最少維度以減低計算量。下表5-3為用來分辨類別所選用的特徵維度，以第一類與其他類之分類為例。C_{i-j}表示這幾個特徵是用來分辨第i與第j類，後面的數值為特徵向量中選用的特徵值f_k，也就是f_k中的下標k。而最左邊的值表示所屬

的σ值最大值，表5-3所顯示的為σ值取前12大的特徵維度。

表 5-3　　分類所選用之維度

C1-2	66	353	232	65	357	358	338	67	315	64	279	356
C1-3	66	232	65	67	315	64	354	233	279	358	231	339
C1-4	337	275	151	66	232	338	65	67	315	64	233	277
C1-5	66	232	65	67	354	315	353	64	233	231	355	357
C1-6	66	232	65	67	315	64	233	231	338	339	279	316
C1-7	66	232	65	67	315	64	233	231	279	316	354	339
C1-8	66	232	354	356	67	357	315	355	64	358	233	353
C1-9	66	232	65	67	315	64	233	231	279	339	63	316
C1-10	66	232	65	67	315	64	233	231	316	63	279	339
C1-11	339	279	354	353	277	355	159	338	155	278	158	311
C1-12	151	275	337	66	232	65	338	67	315	64	233	231
C1-13	66	232	65	67	315	64	231	233	63	316	339	68
C1-14	151	275	337	66	232	65	67	315	279	64	233	339
C1-15	151	152	275	337	338	279	277	159	53	339	373	66
C1-16	277	338	53	155	52	225	226	339	279	312	51	159
C1-17	66	232	65	67	315	277	155	64	233	152	338	231
C1-18	337	338	154	275	277	279	152	339	159	151	357	66
C1-19	354	353	355	279	66	339	356	232	159	357	65	67
C1-20	354	353	66	357	355	232	65	376	339	276	67	358
C1-21	338	151	277	275	337	155	53	52	279	66	339	232
C1-22	66	232	65	67	315	64	233	231	316	63	357	358
C1-23	66	232	65	67	315	64	233	231	316	63	357	358
C1-24	66	232	65	67	315	357	354	64	233	356	358	231
C1-25	66	232	65	67	315	64	233	231	316	354	63	279
C1-26	66	232	65	67	315	64	233	231	339	63	316	279
C1-27	66	232	65	357	67	315	358	356	354	64	233	231
C1-28	66	232	65	339	67	279	315	64	233	159	231	278
C1-29	66	232	65	67	315	64	233	231	316	339	63	279
C1-30	66	232	338	65	67	315	277	358	64	233	357	231
C1-31	66	232	67	315	64	233	231	354	355	316	63	357
C1-32	66	232	65	67	315	64	233	231	316	63	339	68
C1-33	152	337	275	156	151	278	157	339	66	232	65	279
C1-34	66	232	65	67	315	358	357	64	233	231	356	316

C1-35	66	232	65	67	315	277	233	64	358	316	231	338
C1-36	66	232	65	67	315	64	233	231	316	63	339	68
C1-37	66	232	65	279	277	339	155	67	315	159	64	233
C1-38	66	232	339	279	65	67	315	358	159	64	233	338
C1-39	66	232	65	67	315	64	233	231	354	316	339	279
C1-40	344	66	232	67	340	65	290	345	233	278	315	289
C1-41	355	66	354	232	67	65	233	353	316	315	68	223
C1-42	66	232	65	315	67	64	231	233	63	316	62	230
C1-43	66	232	65	67	315	233	353	354	64	316	344	359
C1-44	353	66	354	232	279	65	339	67	315	64	355	357
C1-45	279	339	159	98	248	323	158	97	99	96	247	95
C1-46	66	232	339	340	65	67	279	275	53	226	151	54
C1-47	53	226	52	275	151	339	54	340	312	55	225	279
C1-48	275	151	339	340	53	226	52	54	279	66	337	312
C1-49	279	339	159	158	66	232	344	65	67	354	345	315
C1-50	66	232	67	65	233	315	316	64	68	357	231	358
C1-51	66	232	67	65	233	315	316	64	68	231	339	63
C1-52	66	232	65	67	315	64	233	231	358	316	63	357
C1-53	66	232	67	65	315	233	64	316	231	68	63	339
C1-54	66	232	65	67	315	64	233	231	344	316	68	63
C1-55	66	67	232	233	65	316	315	68	64	339	231	234
C1-56	66	232	65	67	315	64	231	233	63	344	316	68
C1-57	340	67	66	233	232	316	68	65	75	279	237	76
C1-58	321	244	89	90	88	243	91	245	87	322	92	349
C1-59	354	339	353	279	159	355	46	345	158	222	291	290
C1-60	66	232	65	315	67	64	231	233	63	316	354	62
C1-61	339	66	279	232	278	65	158	157	159	315	67	64
C1-62	279	339	159	158	344	278	345	157	354	290	355	353
C1-63	66	232	65	67	279	315	64	233	231	159	158	358
C1-64	339	53	52	279	226	54	66	159	232	312	65	225
C1-65	354	353	66	232	67	355	65	233	340	316	315	311
C1-66	66	232	65	67	315	233	64	231	316	339	63	68
C1-67	353	354	66	232	65	315	355	67	64	356	231	357
C1-68	66	232	65	354	67	315	353	64	233	279	339	231
C1-69	354	353	344	345	66	355	232	67	65	233	290	291
C1-70	66	232	65	67	315	64	231	233	63	279	339	316
C1-71	345	291	67	233	282	66	353	316	76	68	77	237

C1-72	313	57	228	56	314	58	227	229	61	60	230	59

5.6 病症辨識

最後我們將所抽取出的特徵向量放入支持向量機的分類器中訓練，而在訓練的過程中，我們比較兩類之間的hyper-plane是否為最對佳化，其流程如圖5-18所示，總共有(72×71) / 2 = 2556個hyper-plane做最佳化，我們在比較任兩類資料時，首先把資料區分為一半做訓練，另一半做測試，並且計算出辨識結果，依據上述方式分別比較不同的特徵向量所產生的辨識結果，選取最佳的辨識結果取其特徵維度為此hyper-plane的基準。

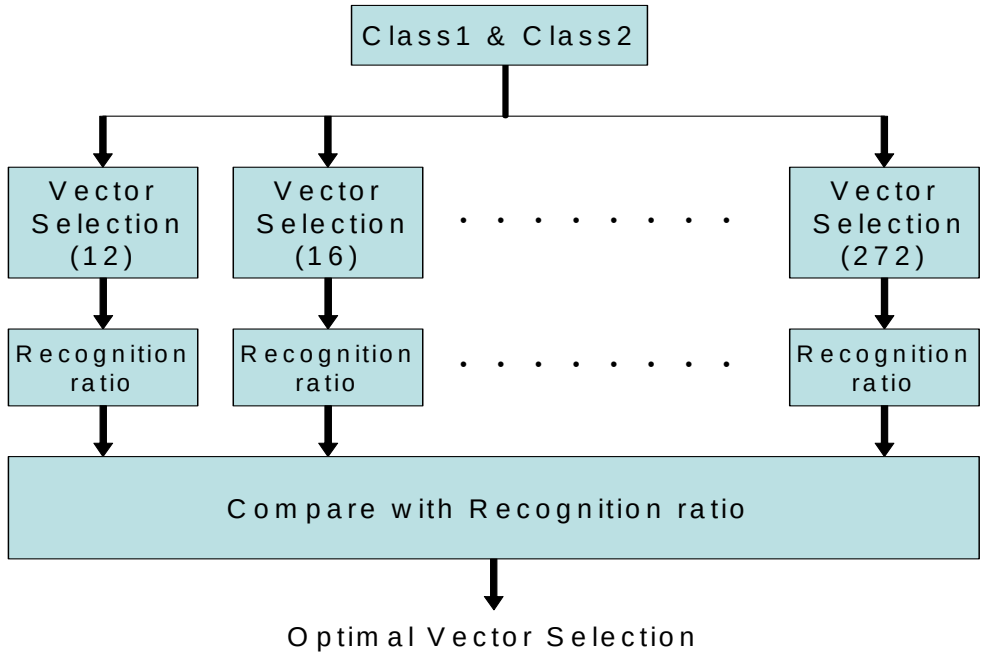

圖 5-18　心電圖最佳維度選擇流程圖

如表5-4所示以第一類與其他類之分類為例總共71個hyper-plane，每個hyper-plane選用的最佳化特徵維度值，依據表中所示並不是最少維度就一定會有較佳辨識率，也有其他的hyper-plane採用較多的特徵維度；表5-5表示最

佳化維度中各個特徵維度被使用的個數，依據我們所選取的32種的特徵維度中最小的特徵維度為12，最大的特徵維度為272，計算出每一個特徵維度中hyper-plane的辨識結果，選取最佳的辨識結果。

表 5-4　　最佳化特徵維度值

Hyper-plane	Dimension	Hyper-plane	Dimension	Hyper-plane	Dimension
1 VS 2	12	1 VS 26	12	1 VS 50	12
1 VS 3	12	1 VS 27	12	1 VS 51	12
1 VS 4	12	1 VS 28	12	1 VS 52	12
1 VS 5	116	1 VS 29	12	1 VS 53	264
1 VS 6	12	1 VS 30	12	1 VS 54	12
1 VS 7	12	1 VS 31	12	1 VS 55	132
1 VS 8	208	1 VS 32	12	1 VS 56	12
1 VS 9	12	1 VS 33	12	1 VS 57	36
1 VS 10	12	1 VS 34	12	1 VS 58	52
1 VS 11	12	1 VS 35	12	1 VS 59	16
1 VS 12	12	1 VS 36	12	1 VS 60	12
1 VS 13	92	1 VS 37	12	1 VS 61	12
1 VS 14	12	1 VS 38	12	1 VS 62	12
1 VS 15	12	1 VS 39	12	1 VS 63	12
1 VS 16	12	1 VS 40	12	1 VS 64	12
1 VS 17	12	1 VS 41	88	1 VS 65	12
1 VS 18	12	1 VS 42	12	1 VS 66	12
1 VS 19	12	1 VS 43	12	1 VS 67	12
1 VS 20	52	1 VS 44	12	1 VS 68	12
1 VS 21	12	1 VS 45	12	1 VS 69	12
1 VS 22	12	1 VS 46	12	1 VS 70	12
1 VS 23	12	1 VS 47	12	1 VS 71	172
1 VS 24	12	1 VS 48	12	1 VS 72	176
1 VS 25	12	1 VS 49	12		

依據表5-5所示可以計算出平均的特徵長度約50.78。最後我們將所抽取出的特徵向量放入支持向量機的分類器中訓練取出最佳的特徵維度，而預測辨認的部分就根據上一節所介紹的公式18來做。計算公式18求出y的數值，

判斷y值的正負就可得知分類結果。

表 5- 5　　特徵向量被選用的個數

Feature Number	Hyper-plane Number	Feature Number	Hyper-plane Number
12	1191	116	29
16	156	124	29
20	104	132	41
32	174	136	23
36	47	140	16
40	57	152	24
52	90	156	14
56	38	172	48
68	78	176	13
72	40	192	37
76	28	204	28
88	56	208	17
92	35	212	11
96	22	216	7
100	21	264	40
104	26	272	16

整個心電圖辨認的流程如圖5-19。我們使用的辨認機制為系統輸入未知的向量後，每個未知的向量就根據當初訓練分類的hyper-plane使用的特徵維度取用對應此維度的特徵值。例如輸入的未知向量要分辨第一與第二類時，就取第一與第二類的hyper-plane辨認以表5-3當初訓練出C1-2 hyper-plane的所使用的那些特徵維度的值為輸入的特徵值，然後這些值經過之前訓練的模型與支援向量的運算後，最後系統輸出為第一類或第二類。

接著我們使用一個投票機制來做為系統第二級的辨認。例如：系統在經過第一類與第二類的分類後會決定出分類結果，比較第一與第二類系統覺得

此未知向量應該是第一類則我們認為系統投給第一類一票，將第一類的堆疊票數加一票。同理比較第一與第三類後就將系統輸出的那個類別的票數加一票，最後則經過2556個hyper-plane的比較後，第一到第七十二類中都會累積一些SVM比較這2556個hyper-plane後所投出的票。在第一到七十二類中，累計票數最高的那個就是系統最後輸出的辨認結果。

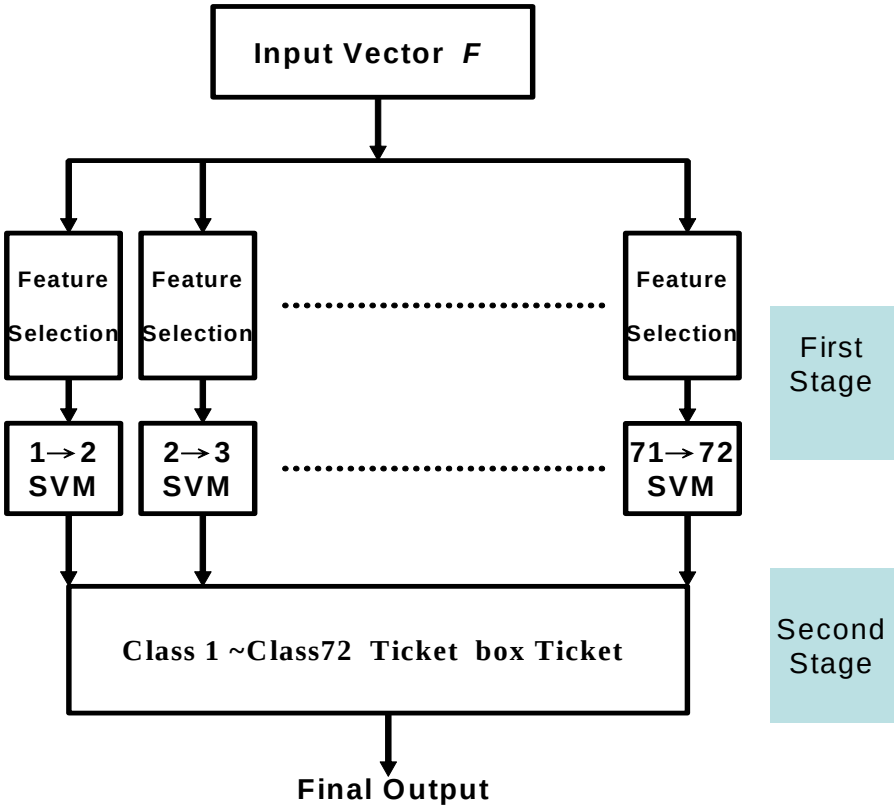

圖 5-19　　病症辨識流程圖