

行政院原子能委員會
委託研究計畫研究報告

風力發電機振動量測與分析

**Vibration measurements and analysis of wind turbine power
generator**

計畫編號：1002001INER070

受委託機關(構)：國立中央大學機械系

計畫主持人：李 雄

聯絡電話：03-4267324

E-mail address：shyong@cc.ncu.edu.tw

核研所聯絡人員：張添昌

報告日期：100 年 12 月 6 日

目 錄

目 錄.....	I
中文摘要.....	1
ABSTRACT.....	2
壹、計畫緣起與目的.....	3
一、風力發電的發展.....	3
二、風力發電原理與常面臨之問題.....	3
三、軸承振動訊號診斷.....	5
(一) 軸承振動訊號截取.....	5
(二) 軸承振動訊號分析.....	7
貳、研究方法與過程.....	8
一、滾柱軸承之理論特徵頻率.....	8
二、希爾伯特-黃轉換(HILBERT-HUANG TRANSFORM, HHT).....	11
(一) 固有模態函數(Intrinsic Mode Function, IMF).....	11
(二) 經驗模態分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)....	12
(三) 瞬時頻率(Instantaneous Frequency).....	18
(四) 希爾伯特時頻譜(Hilbert Spectrum)和邊際希爾伯特頻譜 (Marginal Hilbert Spectrum).....	19
三、多尺度熵(MULTISCALE ENTROPY).....	20
(一) 熵.....	21
(二) 取樣熵.....	21
(三)多尺度熵(Multiscale Entropy).....	22
四、轉子實驗平台試驗.....	24
(一) 目的.....	24
(二) 實驗室機台配備.....	24
(三) 實驗說明.....	25
(四) 實驗流程.....	26

(五) 實驗設備裝置與規格	27
(六) 實驗類型	33
參、主要發現與結論.....	35
一、實驗發現	35
(一) 希爾伯特-黃轉換(HHT).....	35
(二) 多尺度熵(Multiscale Entropy).....	54
二、實驗結論	57
(一) 希爾伯特-黃轉換(HHT).....	57
(二) 多尺度熵(Multiscale Entropy).....	58
肆、參考文獻.....	59

風力發電機振動量測與分析

Vibration Measurement and Analysis of Wind Turbine Power

Generator

(計畫編號：1002001INER070)

李 雄¹ 吳天堯² 賴家祥¹

¹ 中央大學機械工程學系 ² 數據分析方法研究中心

中文摘要

本研究目的是探討滾柱軸承系統於固定轉速下，量測軸承外圈、內圈及滾柱發生損壞時的振動訊號，使用希爾伯特-黃轉換方法分析以提取其故障特徵，以作為風力發電機機械部件故障診斷與定期維護之參考依據。首先將振動訊號透過經驗模態分解法分解成若干個固有模態函數，再對包含有高頻振動訊號的固有模態函數做包絡線的希爾伯特-黃轉換分析。最後，觀察不同故障類型振動訊號之希爾伯特時頻譜與希爾伯特邊際譜之能量分布，找出對應之特徵。另外，我們使用多尺度熵提取統計學上的軸承故障特徵，探討機械系統在不同運轉狀態下多尺度熵之變化，做為發展風力發電機即時監控及故障診斷之依據，並提供日益受到重視之風力發電機產業元件損傷偵測與維護工程的學理和應用手則。

關鍵詞：風力發電機、希爾伯特黃轉換、軸承故障診斷。

Abstract

The research purpose is to investigate the features of the vibration signal of roller bearing system under stable rotation speed. The vibration signals are measured in case of different fault types, such as outer race defect, inner race defect, and roller defect. The Hilbert-Huang Transform (HHT) method is utilized to analyze the vibration signals. At first, the signals are decomposed into a number of Intrinsic Mode Functions. The envelope of Intrinsic Mode Function of high frequencies is then analyzed by HHT . At last, the features of different fault types can be identified by examining the energy distribution in the time-frequency Hilbert spectrum as well as the marginal Hilbert spectrum. Additionally, the multi-scale entropy of the different bearing fault types is also discussed. The results in this study will be applied to the real-time health monitoring and fault diagnosis of wind turbine power generator.

Key words : Wind turbine, Hilbert-Huang transform, Bearing fault diagnosis.

壹、計畫緣起與目的

一、風力發電的發展

隨著人類文明的進步，各種化石能源如石油、天然氣、瓦斯、煤、鈾...等被採用，雖然這些能源的出現帶給人類物質生活上很大的享受，但是由於大量使用，這些能源即將消耗殆盡，人類生活環境亦受到嚴重的破壞，溫室效應，就是因為燃燒化石油料產生的熱與二氧化碳所引起的異常現象。為因應全球氣候變遷、地球暖化現象，為減少二氧化碳排放及近年來化石燃料價格的飆漲，全球積極開發零污染的再生能源。風能是取之不盡，用之不竭的綠色可再生能源，風能轉換為電能過程中不產生任何有害氣體和廢料，不污染環境，加上風力發電相關技術的發展使其成本與價格日趨下降，是乾淨再生能源中最具魅力且值得開發與利用的發電技術。

全球已有 50 多個國家正積極促進風能事業的發展，風力發電在新能源行業中增長最快，平均年增長達到 35%，而美國義大利和德國的年增長高達 50%以上，德國風能發電已是全國總發電量的 4.7%以上，丹麥之風能發電已超過總發電量 20% [1]。

二、風力發電原理與常面臨之問題

風力發電主要的原理是利用翼片汲取風的動能轉換成機械轉動能量，再利用發電機轉換成電能，翼片轉換成風能效率約介於 30~50%之間，經過機電設備轉換電能後的總輸出效率約 20%~45%，發電效率較高之風力發電機其經濟效益較佳。發電設備的投資與風速和風輪大小有密切相關，風速越大和風輪直

徑越大其投資經濟效益就較佳，。但是風輪直徑和塔架高度的增加，會引起風機疲勞載荷和極限載荷的增加，高容量風機維修成本高，若發生零組件損壞，需要停機，並請專業安裝隊伍及吊裝設備更換零組件，進而提高維護成本。

大型風力發電機承載大風力負荷，長期運行機械元件易故障而產生振動，機械元件產生振動問題有滾動軸承損壞、主軸載荷過重、機械元件鬆動、軸彎曲、旋轉元件不平衡、不對心及共振等問題，其他引起振動的部位依次可能是電路系統、感測器、風葉、控制、發電機等故障，因此對風力發電機振動現象進行量測、分析具有格外重要意義。總之、明顯異常振動將是故障徵兆，若能依異常振動信號源進行風力發電機預診斷，在有計畫下進行設施修護，避免元件提早失效、損壞引發風力發電機巨大經濟損失[2]。

使用風力發電機振動量測與分析技術，進行風機之故障分析診斷，可以減少排除故障時間，防止多發性故障發生次數，減少停機時間，提高設備完好率和可利用率。過去發生許多風機葉片不平衡、傳動軸對心不良、共振、軸承損壞等情形，大多也都歸咎於過度的振動。因此如何分析風機振動訊號是本實驗的重點項目。

監測的風機振動頻率主要可分為兩大類，齒輪嚙合頻率 (gear mesh frequencies) 和軸承缺陷頻率 (bearing defect frequencies)。典型的風機有齒輪嚙合頻率以及其自然頻率，源自齒輪組在運行時之嚙合過程。而連結這些齒輪的傳動軸分別會產生四個軸承缺陷頻率，源自轉動元件通過軸承缺損外圈

(roller passing outer race defect)、轉動元件通過軸承缺損內圈(roller passing inner race defect)、保持架(cage)損傷、轉動元件(roll element)損傷。如何藉由振動分析軟體，過濾和檢測這些頻率，將會是本計畫一個棘手但必須克服的難題。

風力發電機是一個複雜的整合系統，牽涉的層面、範圍很廣泛。本計畫的範圍限定在振動量測與分析。振動通常不是一個好的現象，大多數的振動是能量的損耗，往往對機械結構造成損傷，而且是隨時間累計，造成材料、結構疲勞破壞的後果；即使少數情況、無可避免的正常振動，也是儘量設法降低。當異常發生時、振動更是嚴重的警訊，應立即偵測到，並立即控制。風力發電機是旋轉的機械、發電機結合。其中，軸承雖然結構簡單，但卻是風力發電機重要支撐與運行的關鍵，也是最容易發生損壞或事故障的零組件之一，因此，本次實驗將著重在軸承部分的振動訊號量測及分析。

三、軸承振動訊號診斷

(一)軸承振動訊號截取

振動是一個各領域廣泛討論的問題，振動量測的工具也很多，其中，加速規是最常用的振動量測的元件。將加速規單點固定在軸承驅動端以及軸承非驅動端上，使用開發好的電腦軟體來擷取加速規所量測到的振動訊號。



圖 1.1 風力發電機軸承



圖 1.2 驅動端與非驅動端軸承裝置之加速規

以上是傳統檢測風機軸承所使用的方法，但由於加速規在風力發電機上的裝置不易，以及發生故障時，需要專業隊伍以及吊裝設備拆卸，提高了所需要的成本。所以，本實驗使用轉子軸承系統(PBS-5000)做為實驗平台。來模擬風力發電機之軸承組在實際運轉情況下的振動訊號。

(二)軸承振動訊號分析

傳統機械故障量測是將量測到的振動時序訊號，經由傳統傅立葉轉換訊號分析方法(Fast Fourier Transform)轉換成頻域上的特徵值，也就是所謂的頻譜分析(Frequency Spectrum Analysis)。然而風力發電機本身就會因為風速改變而使的主軸轉速改變，還有許多外在環境的影響，進而造成軸承上量測到的振動訊號為一非線性非穩態的時序訊號。傳統傅立葉方法只適用於線性、穩態的時域訊號，針對風力發電機量測到的複雜之非線性、非穩態振動訊號，其傅立葉譜上無法呈現時間的變因來反應非穩態振動行為；針對非線性振動行為，傅立葉變換方法以諧波(harmonics)之形式來合成因非線性扭曲之波形，故傅立葉頻譜上以諧波來呈現其非線性波形。

因此本實驗所使用的訊號分析方法第一種為希爾伯特黃轉換(Hilbert-Huang Transform, HHT)方法，因其自適性的特點，可以用來分析系統為線性或非線性、穩態或非穩態的訊號。透過此訊號分析方法，將可對複雜訊號提供具有物理意義解釋與分析。第二種我們利用多尺度熵提取統計學上的軸承故障特徵。多尺度熵(multi-scale entropy, MSE)是計算訊號複雜度的演算法，首先將原始訊號轉換成不同尺度的訊號之後，再經由取樣熵(Sample entropy, SE)計算出各個尺度的熵值，透過探討振動訊號在各個不同尺度下熵值的差異，來判斷機械振動訊號故障的類型及程度。

貳、研究方法與過程

一、滾柱軸承之理論特徵頻率

軸承之特徵頻率計算是根據滾柱與外圈、內圈接觸點速度相等之條件下推導出來。

$$\begin{cases} V_c + V_b = V_i \\ V_c - V_b = V_o \end{cases}$$

V_c ：保持架速度， V_b ：滾柱速度， V_i ：內圈速度， V_o ：外圈速度。

再透過速度與角速度關係，

$$V = R * \omega = D * \omega / 2$$

以及頻率與角速度關係，

$$F = 2\pi / \omega$$

來推算出各個特徵頻率之公式。

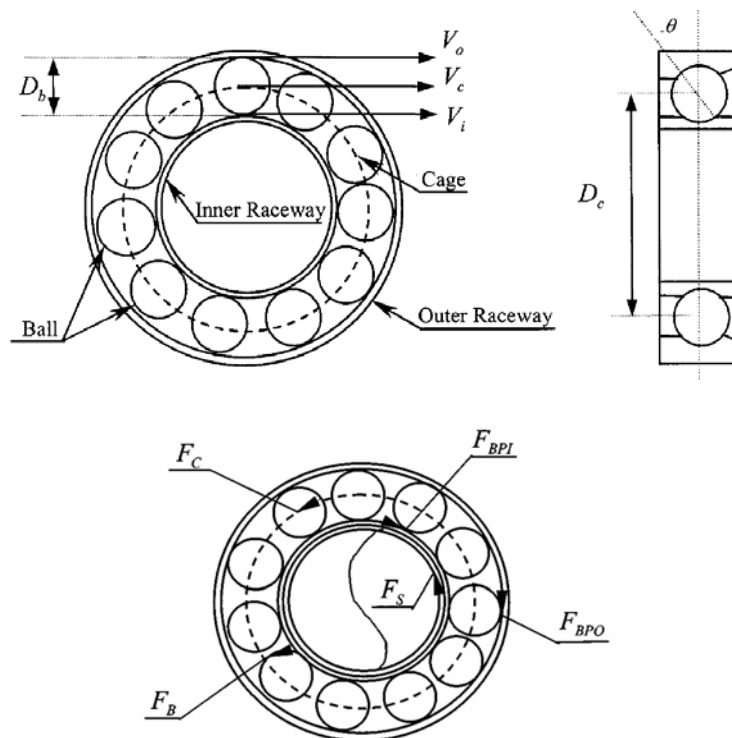


圖 2.1 滾子軸承結構及特徵頻率示意圖

在符合風力發電機上軸承的實際情形下，假設軸承不產生滑動，且外圈固定轉速為 0 rpm，內圈轉速與主軸轉速相同之條件下，所推算知各個特徵頻率公式如下：

- 主軸旋轉頻率 (F_r) :

$$\frac{N}{60}$$

- 保持架旋轉頻率 (F_c) :

$$\frac{1}{D_c} \left(F_r \left[\frac{D_c - D_b \cos \theta}{2} \right] \right)$$

- 滾柱通過內環軌道某點頻率 (F_{bpi}) :

$$\frac{N_b}{2} \left(F_r \left[1 + \frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right] \right)$$

- 滾柱通過外環軌道某點頻率 (F_{bpo}) :

$$\frac{N_b}{2} \left(F_r \left[1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right] \right)$$

- 滾柱自旋頻率 (F_{bs}) :

$$\frac{D_c}{2D_b} \left(F_r \left[1 - \frac{D_b^2 \cos^2 \theta}{D_c^2} \right] \right)$$

- 滾柱上某點經過內圈和外圈頻率 (F_{rp})

$$2 \left[\frac{D_c}{2D_b} \left(F_r \left[1 - \frac{D_b^2 \cos^2 \theta}{D_c^2} \right] \right) \right]$$

N : 主軸轉速 D_c : 保持架直徑 D_b : 滾柱直徑

N_b : 滾柱個數 θ : 滾柱與環接觸角

本次模擬實驗使用 KOYO N203 滾柱軸承在轉速 720rpm、1020rpm 下進行振動量測，表 2.1 為三個轉速的理論特徵頻率值

比較。

表 2.1 720rpm、1020rpm 特徵頻率比較

單位(Hz)	720 rpm	1020 rpm
F_r	12	17
F_{bpi}	73.6364	104.3182
F_{bpo}	46.3636	65.6818
F_{rp}	50.0727	70.9364
F_{bs}	25.0364	35.4682
F_c	4.6364	6.5682

二、希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform, HHT)

HHT理論是由台灣中央研究院黃鵬院士等人於1998年提出[3]，是一種高效率、自適應性(Adaptive)的訊號分析演算法，主要使用於非線性(Non-linear)以及非穩態(Non-stationary)之訊號分析，且增加了分析上的準確性。HHT是由經驗模態分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)及希爾伯特轉換(Hilbert Transform)所組成，將訊號拆解成若干個固有模態函數(Intrinsic Mode Functions, IMF)，這種分解訊號的流程就稱為EMD，再把得到的IMF做希爾伯特轉換，可以得到解析訊號的虛部，再計算出訊號的瞬時頻率(Instantaneous Frequency)與瞬時幅值(Instantaneous Amplitude)，進一步可以得到訊號的希爾伯特時頻譜(Hilbert Spectrum)，又依據希爾伯特時頻譜可計算出邊際頻譜(Marginal spectrum)，訊號處理與頻譜分析的主要目的就是要得到在某個時間的能量變化情形，傅立葉轉換(Fourier Transform)卻無法提供時間上的資訊，但是HHT提供了時間-振幅-頻率的分佈情形，增加了時頻分析的完整性。

(一) 固有模態函數(Intrinsic Mode Function, IMF)

固有模態函數(Intrinsic Mode Function, IMF)定義是單分量訊號，訊號分解後的IMFs都代表著不同時間尺度的分量，且彼此相互獨立，每個IMF只包含一種單一震盪函數(mono-oscillation function)，並在每個瞬間只有單一頻率成分，使得計算後的瞬時頻率具有物理意義，為了計算瞬時頻率，必須定義的條件為：

1. 訊號的跨零點數目與極值點數目最多相差一個。

2. 訊號的上包絡線(maxima envelope)與下包絡線(minima envelope)相加平均為均值包絡線(mean envelope)，其值必須為零。

(二) 經驗模態分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)

經驗模態分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)可將任一訊號利用訊號本身所產生的基底，將訊號經過篩選過程(Shifting Process)分解成自高頻到低頻若干有限個的 IMF，所以不同的訊號就會產生不同的基底、不同個數個的 IMF，而有別於傳統的傅立葉分析所選用的固定基底去分析。

假設任何一個複雜訊號是由許多 IMF 分量所組成，則在這個假設之下可以透過 EMD 方法對任何訊號 $x(t)$ 進行分解，步驟如下，並以 Length of day(LOD)當作範例說明[4]：

步驟一、將訊號的所有局部極大值點及局部極小值點及使用三次樣條線(spline)連接起來，形成上包絡線與下包絡線，上、下包絡線應該包絡了所有的數據資料點。

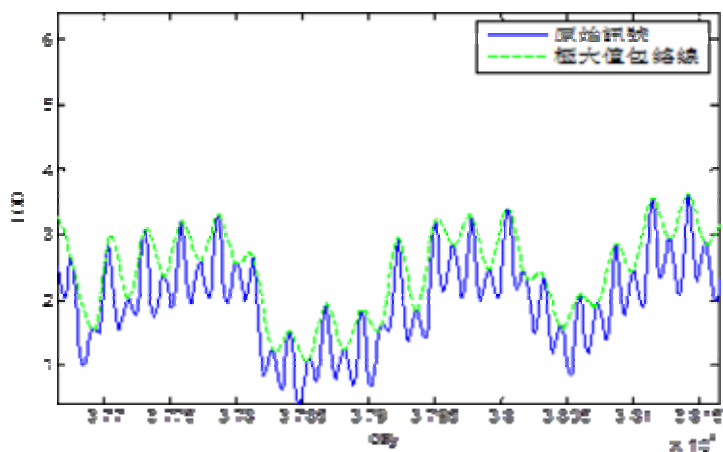


圖 2.2 原始訊號的上包絡線

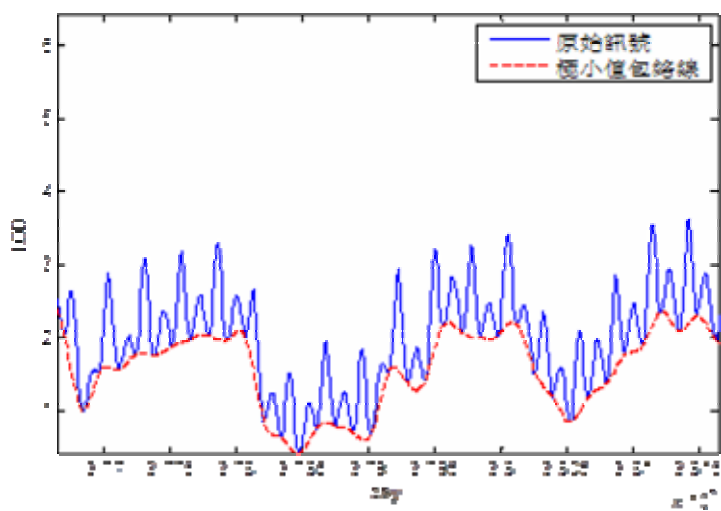


圖 2.3 原始訊號的下包絡線

步驟二、將上、下包絡線的均值記為 m_1 ，可得

$$x(t) - m_1 = h_1$$

若 h_1 滿足 IMF 所定義之條件，則 h_1 稱為 $x(t)$ 的第一個 IMF 分量。

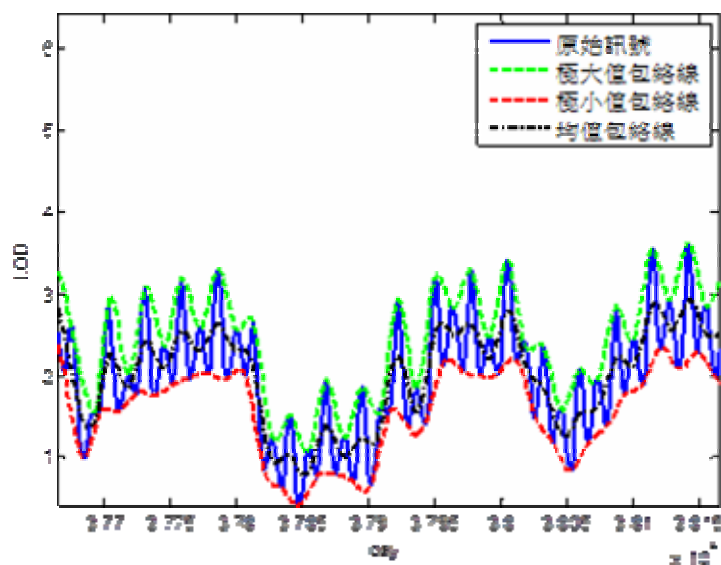


圖 2.4 均值包絡線

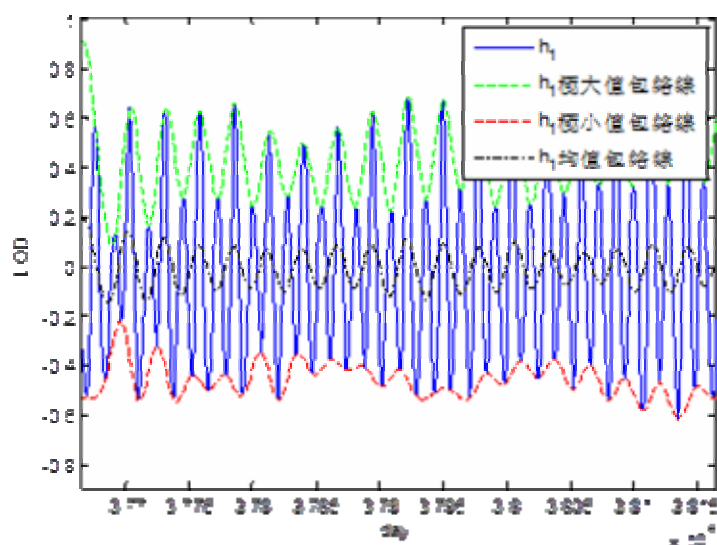


圖 2.5 第一次篩選結果 h_1

步驟三、如果上述的 h_1 不滿足 IMF 所定義之條件，則將 h_1 當作原始訊號，重覆步驟(1)~(2)，所得到的包絡線均值为 m_{11} ，再判斷 $h_1 - m_{11} = h_{11}$ 是否滿足 IMF 的條件，若不滿足，則重複此過程 k 次，可得到 $h_{(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$ ，若 h_{1k} 滿足 IMF 的條件，則記 $c_1 = h_{1k}$ ， c_1 稱為 $x(t)$ 的第一個 IMF 分量。

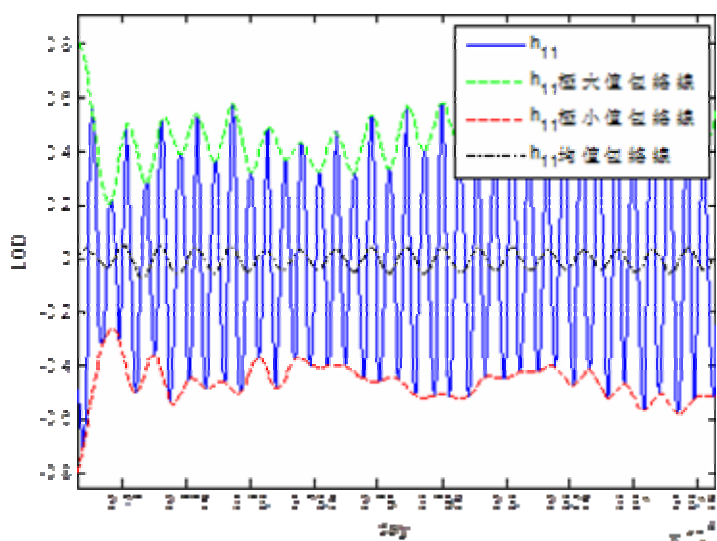


圖 2.6 第一次篩選結果 h_{11}

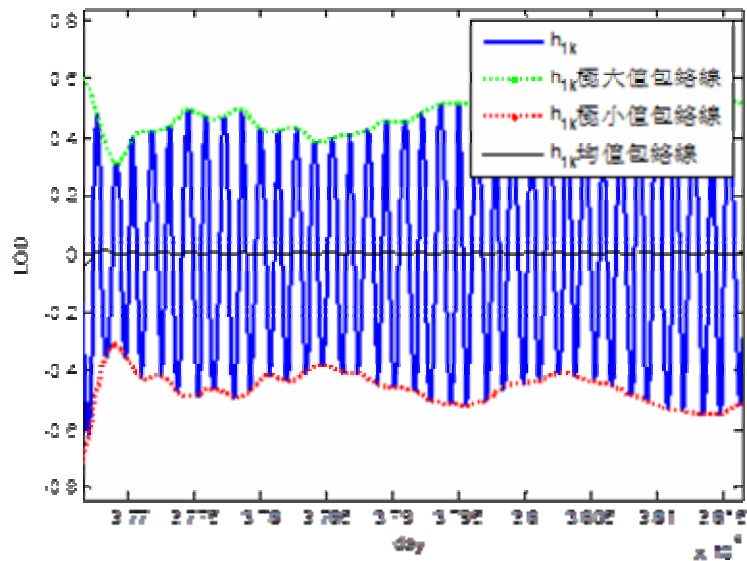


圖 2.7 第 k 次篩選結果 h_k

步驟四、將 c_1 從 $x(t)$ 中分離可得到 $r_1 = x(t) - c_1$ ，再將 r_1 當作新的原始數據重複上述步驟，得到 $x(t)$ 的第二個 IMF 分量 c_2 ，當重複 n 次時，可以得到 n 個所有滿足 $x(t)$ 的 IMF 分量：

$$\begin{cases} r_1 - c_2 = r_2 \\ r_2 - c_3 = r_3 \\ \vdots \\ r_{n-1} - c_n = r_n \end{cases}$$

當餘數 r_n 為一個單調函數時，將無法在從中分離出滿足 IMF 條件的分量時，循環結束，此時 r_n 為最後一個餘數，代表訊號 $x(t)$ 的趨勢(trend)。 $x(t)$ 可以表示為

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n$$

在 EMD 分解的過程中，將訊號由多分量訊號分解成單分量訊號，使波形為對稱於零均值線之單一震盪函數，每個 IMF 分量都具有一定的物理意義。EMD 將訊號中時間尺度最小的模

態先分離出來，然後再分離時間尺度大的模態，最後分離時間尺度最大的模態，因此可以把 EMD 視為一組高通濾波器。

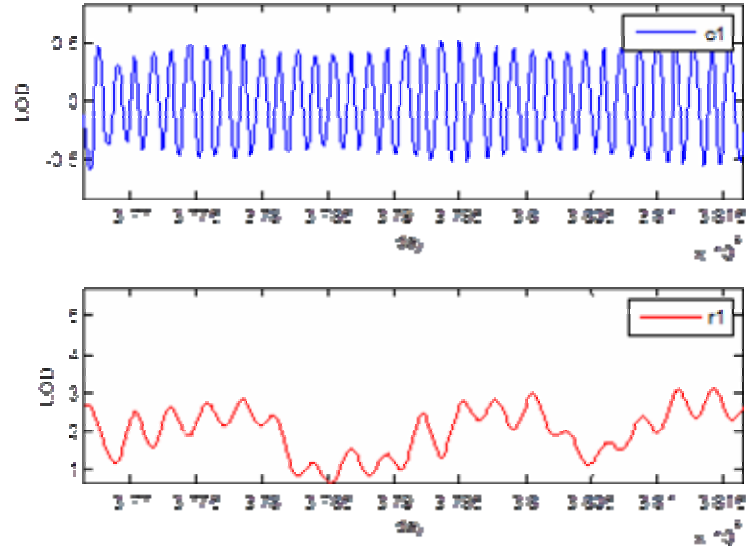


圖 2.8 第一個 IMF 分量 c_1 與殘餘量 r_1

EMD 是經由不斷的 sifting 過程來得到 IMF，使用三次樣條線來包絡訊號，若迭代的次數太多，所造成的誤差可能會變大，因此必須設定收斂條件來決定迭代次數，有兩種方法可以參考：

1. 標準差(Standard Deviation, SD)

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[\frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_{k-1}^2(t)} \right]$$

由文獻中得知，若 SD 介於 0.2~0.3 之間較為合適，當 SD 值太小時計算量將會增加，分解出的 IMF 會變成固定振幅的訊號，無法觀察到振幅調制的情況，也不能應用在非線性及非平穩的資料上；若 SD 太大，將很難得到滿足 IMF 條件的分解結果。

2. 在 sifting 的過程中，如果局部極值點的數目與跨零點的目相同時，迭代便結束。

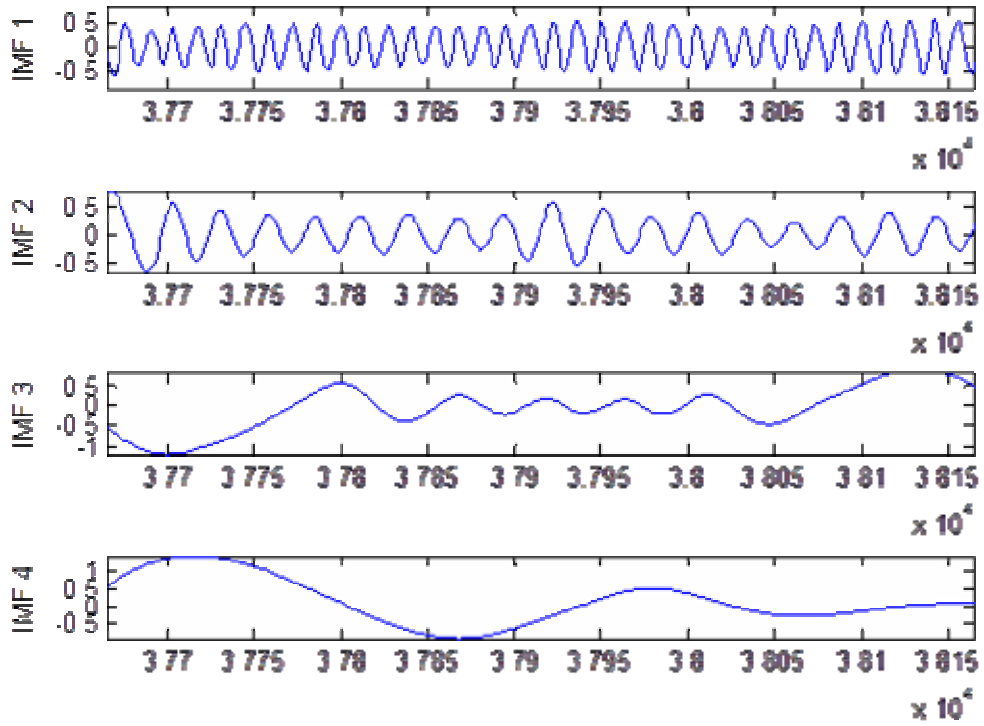


圖 2.9 LOD 所有 IMF 分量(IMF1~4)

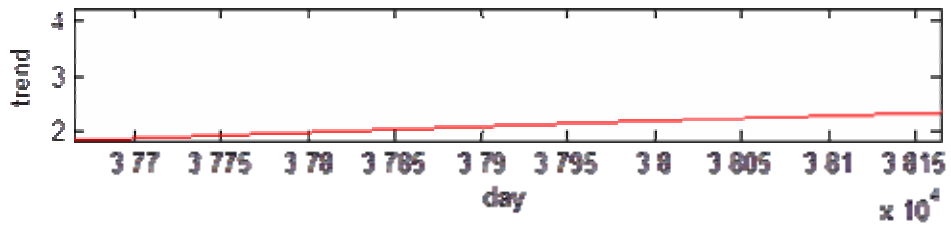


圖 2.10 LOD 殘餘趨勢項

(三) 瞬時頻率(Instantaneous Frequency)

對於任何的訊號 $x(t)$ 進行時頻分析前，常需要將實數訊號 $x(t)$ 轉變為複數訊號 $z(t)$ 的形式，利用希爾伯特轉換的特性，將 $x(t)$ 當作實部，經轉換後可以得到虛部 $y(t)$ ，建構一個解析訊號 (Analytic Signal) $z(t)$ ， $z(t)$ 可以表示為：

$$z(t) = x(t) + iy(t)$$

其中

$$y(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

虛部 $y(t)$ 為實 $x(t)$ 的希爾伯特轉換，滿足 Cauchy-Riemann 可微分條件，可稱為解析函數 (Analytic Function)，將 $z(t)$ 改寫成極座標形式：

$$z(t) = a(t)e^{i\theta(t)}$$

可得到實訊號 $x(t)$ 的瞬時幅值 $a(t)$ ：

$$a(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)}$$

與瞬時相位 $\theta(t)$ ：

$$\theta(t) = \tan^{-1} \frac{y(t)}{x(t)}$$

而瞬時頻率 (ω) 可由相位微分得到：

$$\omega = \frac{d\theta(t)}{dt}$$

(四) 希爾伯特時頻譜(Hilbert Spectrum)和邊際希爾伯特頻譜
(Marginal Hilbert Spectrum)

經過瞬時頻率計算方法後將分別得到每個 IMF 瞬時頻率 $\omega(t)$ 及瞬時振幅 $a(t)$ ，其時間-頻率-能量分布圖，即為希爾伯特時頻譜(Hilbert Spectrum)，因此可將分析後的 n 個 IMFs 表達為：

$$H(\omega, t) = \sum_{j=1}^n a_j(t) e^{i \int \omega_j(t) dt}$$

在此省略趨勢項 r_n ，因為趨勢項通常為常數或單調函數，不具週期震盪之特質。

將希爾伯特時頻譜對時間積分：

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt$$

得到頻率-能量關係作圖，即邊際希爾伯特頻譜(Marginal Hilbert Spectrum)。

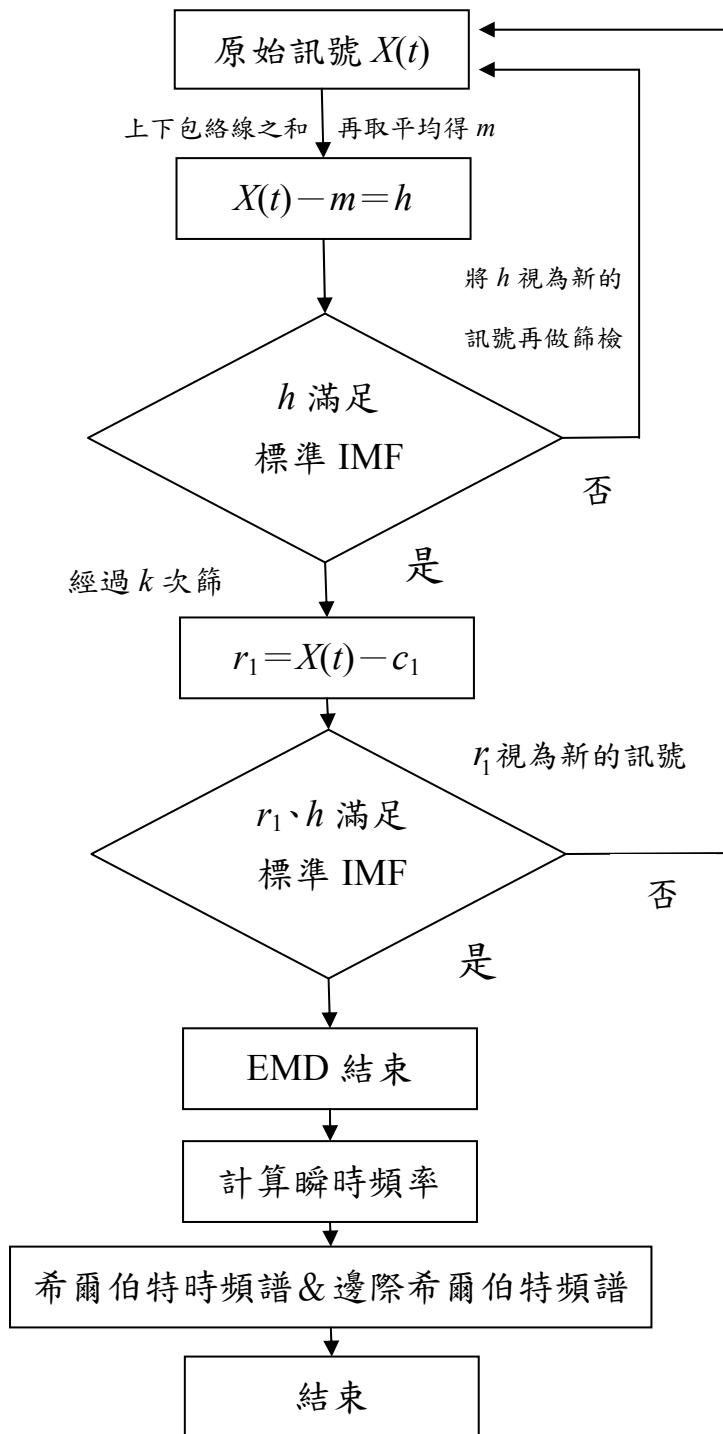


圖 2.11 HHT 流程圖

三、多尺度熵(Multiscale Entropy)

(一) 熵

將 S 定義為一隨機變數，而 $f(s_i)$ 是 s 的機率密度函數 (Probability density function, PDF)， \log 是以 2 或是自然對數 e 為底的對數。則我們可以定義熵 $H(S)$ 的公式為

$$H(S) = - \sum f(s_i) \log(f(s_i))$$

在訊號處理領域中，我們將時序訊號當成隨機變數來處理，其中，熵是一種很常被用來當作判斷隨機變數之複雜程度的指標。另外，熵也常被用來度量時序訊號的複雜程度，並推估產生這些時序訊號之系統行為。

熵有許多不同的計算方法，其中 Richman 及 Moorman 在 2000 年所提出的取樣熵 (Sample Entropy, SE) [6] 因為計算結果較不受訊號長度的影響，因此相關的研究與應用也比較多。

(二) 取樣熵

Richman 及 Moorman 在 2000 年提出 SE 之算法[6]。考慮一個長度 N 的時序訊號 x_1, x_2, \dots, x_n ，若將連續 m 個點組合成一樣板 (Pattern)，例如 $[x_i \ x_{i+1} \ \dots \ x_{i+m-1}]$ 代表第 i 個樣版。則這個時序信號可以組成 $N-m+1$ 個不同的樣板，表示如下：

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_m \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N-m+1} & x_{N-m+2} & \dots & x_N \end{bmatrix}$$

其中， X 稱為樣板空間(Pattern Space)，時序訊號之取樣熵之計算步驟如下：

- (1) 計算長度為 τ 的樣板的平均自我相似度 $\phi_m(r)$ 。 d_{ij} 代表第 i 個樣板與第 j 個樣板之間的距離，透過一個非線性函數 $G(\cdot)$ ，可將距離 d_{ij} 轉換成兩樣板的相似度(Similarity) D_{ij} 。在本研究中，我們使用 Heaviside 函數來當作此計算方法之非線性函數 $G(\cdot)$ ，其定義如下：

$$G(d_{ij}) = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq r \\ 0, & d_{ij} > r \end{cases}$$

因此，當 $d_{ij} \leq r$ 時，也就是當兩個樣板(i 樣板與 j 樣板)之間距離小於一個閾值時，第 i 個樣板與第 j 個樣板之相似度等於 1；而當 $d_{ij} > r$ 時，兩者之相似度等於 0。 $G(d_{ij})$ 代表第 i 個樣板與其他樣板之平均相似度， $\phi_m(r)$ 則代表在樣板空間 X 中，所有樣板之平均自我相似度。

- (2) 將樣板長度加 1，利用步驟一之算法，計算 $\phi_{m+1}(r)$ 。
 (3) 計算 SE 值

$$SE(m, r) = -\log \frac{\phi_{m+1}(r)}{\phi_m(r)}$$

(三) 多尺度熵(Multiscale Entropy)

Costa[5] 透過粗粒化(Coarse-grained)將原始訊號轉換成“不同尺度”之訊號後再計算其 SE 值，可以有效分辨出常人(Noraml)與充血性心力衰竭(Congestive Heart Fail, CHF)病人的心律時序訊號(interbeat interval time series)差異，Costa 將此新方法稱為多尺度熵(Multiscale Entropy, MSE)。

給定時序訊號 x_1, x_2, \dots, x_N ，將訊號分割為數個長度 τ 之資料組，然後再利用公式把各資料組的資料值平均，建構新的時間序列 $y_j^{(\tau)}$ ， τ 稱之為尺度因子(Scale factor)。

$$y_{(i+1)/2}^{(2)} = \frac{x_i + x_{i+1}}{2}$$

上述步驟稱之為粗粒化，如圖 2.12。

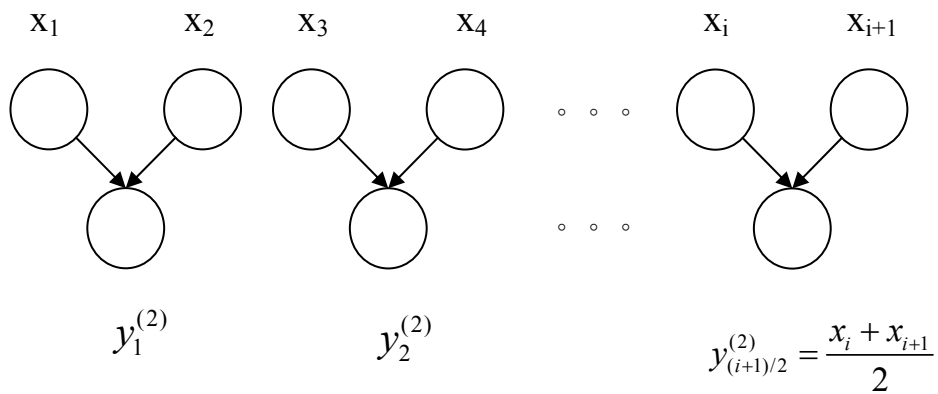


圖 2.12 Coarse grain 示意圖

接續對每一個尺度的時間序列 $y_j^{(\tau)}$ 進行 SE 計算，即可求得時序訊號 x_1, x_2, \dots, x_N 的多尺度熵。

四、轉子實驗平台試驗

(一) 目的

因為風力發電機之訊號實際量測費時，從上次擷取後，風力發電機拆卸下來調整需要很長一段時間，下次裝置於塔架上時間並無法確定，且風力發電機在實際運作時，從正常運作至發生故障的時間可能要很久。因此，實驗室針對風力發電機軸承損壞的部分進行轉子平台試驗，使用轉子軸承系統模擬風力發電機軸承發生損壞時所量測到的振動訊號，並使用 MATLAB 軟體透過 HHT 分析方法進行分析。

(二) 實驗室機台配備

- | | | |
|-------------------------|-------|-----------|
| 1.擾動馬達控制器 | 2.軸承座 | 3.3/8 吋軸棒 |
| 4.質量大小圓盤 | 5.聯結器 | 6.系統基座 |
| 7.轉速檢知器 | 8.變頻器 | |
| 9.NI DAQ 擷取卡 9234 | | |
| 10.KOYO N203 滾柱軸承(正常) | | |
| 11.KOYO N203 滾柱軸承(內圈損壞) | | |
| 12.KOYO N203 滾柱軸承(外圈損壞) | | |
| 13.KOYO N203 滾柱軸承(滾柱損壞) | | |

(三) 實驗說明

實驗室機台使用轉子軸承系統(PBS-5000)做為實驗平台。其中，使用變頻器(VS 606 V7)控制馬達，馬達連接聯軸器驅動主軸，軸上有一個轉盤增加負載，模擬實際風力發電機的輸出。軸承方面，使用 KOYO 公司 N203 滾柱軸承進行放電加工，以人為的方式模擬軸承故障，在內外圈得到分別為寬 0.4mm，深 0.3mm、寬 0.8mm 深 0.3mm 二種程度的損壞刻痕，在滾柱上取得寬 0.4mm，深 0.3mm 的損壞刻痕，以此來模擬損壞程度的不同對風力發電機振動訊號的影響。左右兩組滾柱軸承用來支撐旋轉主軸，並可進行替換已進行軸承故障診斷。使用 PCB352C33 加速規以及 NI 公司之 DAQ 訊號擷取卡(NI 9234)擷取軸承振動訊號，透過電腦端 LabVIEW 軟體來得到量測振動訊號的資料。

(四) 實驗流程

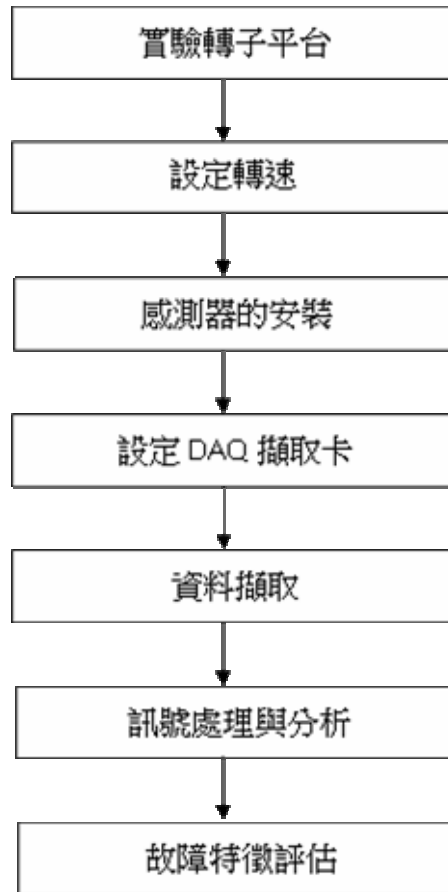


圖 2.13 實驗流程示意圖

(五) 實驗設備裝置與規格

1. 實驗平台

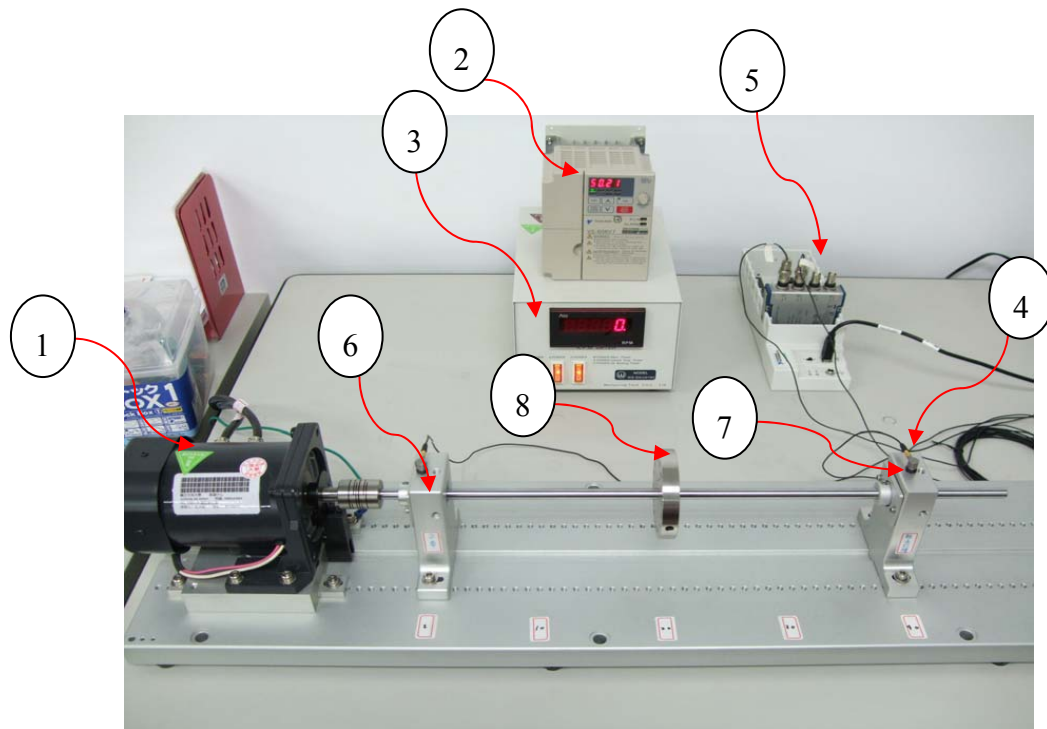


圖 2.14 實驗平台

- (1)馬達
- (2)變頻器
- (3)轉速檢測器
- (4)PCB 352C33 加速規
- (5)NI 9234 擷取卡
- (6)軸承及軸承座 1
- (7)軸承及軸承座 2
- (8)負載

2. 馬達：馬力為 160W，轉速 200-12000RPM，用以驅動整個轉子系統。



圖 2.15 馬達

3. 變頻器：馬達轉速控制器，用以控制馬達之轉速、減速度、加速度、升速或降速。



圖 2.16 變頻器

4. 轉速感測器：用以偵測轉軸之轉速。



圖 2. 17 轉速感測器

5. 加速規:用以量測加速度的感測器，其規格如表 2.2



圖 2. 18 PCB 352C33 加速規

表 2. 2 PSB 352C33 加速規規格

	ENGLISH	SI
Performance		
Sensitivity ($\pm 10\%$)	100 mV/g	10.2 mV/(m/s ²)
Measurement Range	± 50 g pk	± 490 m/s ² pk
Frequency Range ($\pm 5\%$)	0.5 to 10000 Hz	0.5 to 10000 Hz
Frequency Range ($\pm 10\%$)	0.3 to 15000 Hz	0.3 to 15000 Hz
Resonant Frequency	≥ 50 kHz	≥ 50 kHz
Broadband Resolution (1 to 10000 Hz)	0.00015 g rms	0.0015 m/s ² rms
Non-Linearity	$\leq 1\%$	$\leq 1\%$
Transverse Sensitivity	$\leq 5\%$	$\leq 5\%$
Environmental		
Overload Limit (Shock)	± 5000 g pk	± 49000 m/s ² pk
Temperature Range (Operating)	-65 to +200 °F	-54 to +93 °C
Temperature Response	See Graph	See Graph
Base Strain Sensitivity	0.003 g/ $\mu\epsilon$	0.029 (m/s ²)/ $\mu\epsilon$

6. NI 擷取卡 9234

表 2.3 NI 9234 擷取卡 規格

通道數量	4 A I/O	輸入阻抗	305 <i>kOhm</i>
取樣速率	51.2k Sample/s • channel	訊號處理	抗拒齒濾波器 電流激力
頻寬	23.04 <i>kHz</i>	尺寸(cm)	長:9 寬:2.3 高:2
解析度	24 bit	I/O 接頭	BNC 接頭
同步取樣	是	作業溫度	-40 ~ 70 °C
最大頻寬	23.04 <i>kHz</i>	儲存溫度	-40 ~ 85 °C



圖 2.19 NI 9234 擷取卡

7. 軸承與軸承座

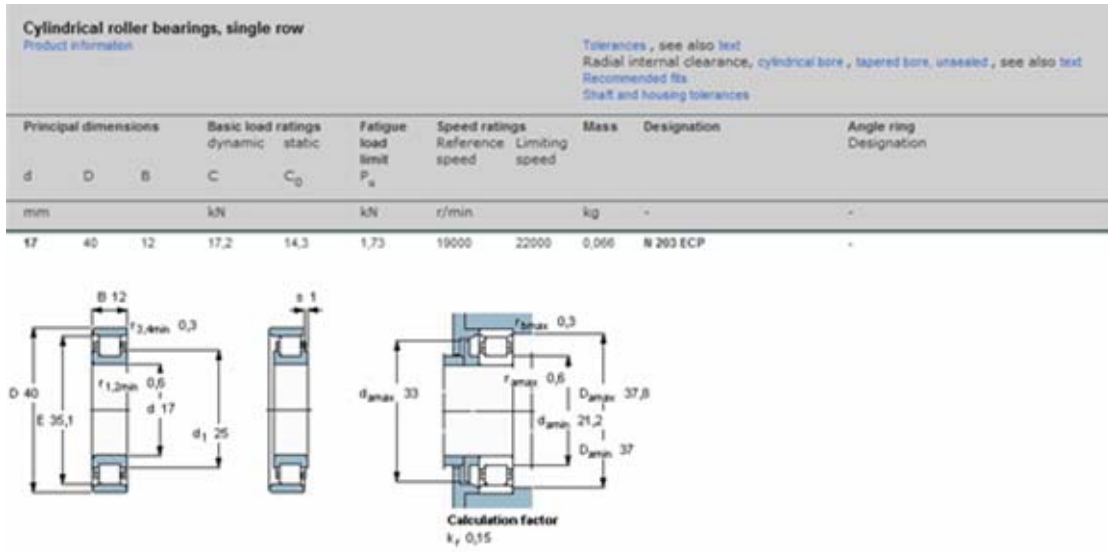


圖 2.20 N203 軸承規格

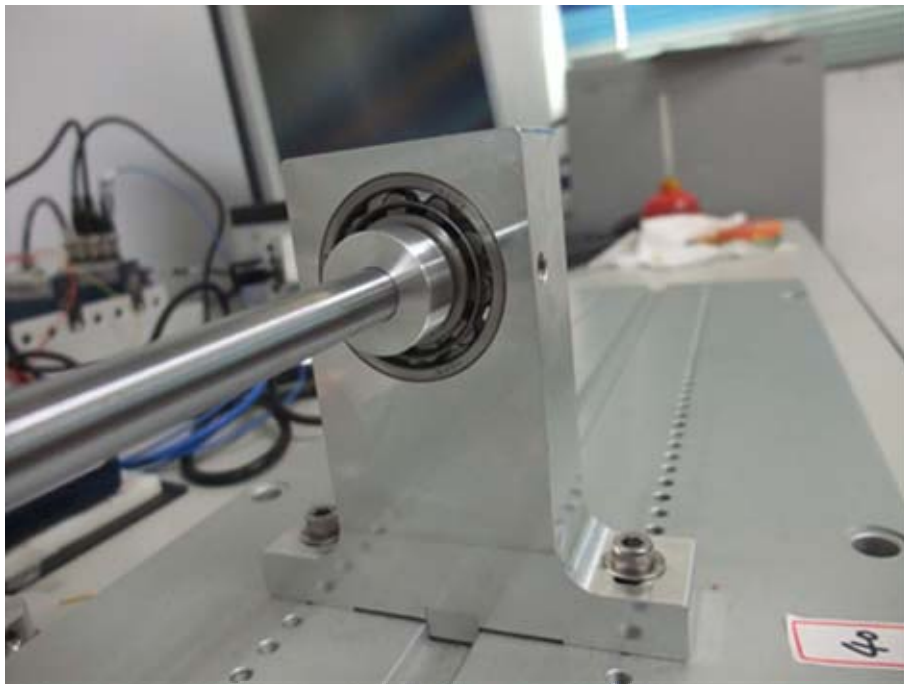


圖 2.21 軸承與軸承座

(六) 實驗類型

- 1.正常軸承：使用 KOYO N203 滾柱軸承軸承內徑 17mm 外徑 40mm 厚度 12mm。



圖 2.22 N203 正常軸承

- 2.內圈損壞軸承：在內圈上進行放電加工在內圈上產生一寬 0.8mm 深 0.3mm(嚴重)，寬 0.4mm 深 0.3mm (輕微)的損壞。



圖 2.23 N203 內圈損壞軸承

3.外圈損壞軸承：在外圈上進行放電加工在外圈上產生寬 0.8mm 深 0.3mm(嚴重)，寬 0.4mm 深 0.3mm (輕微)的損壞。



圖 2. 24 N203 外圈損壞軸承

4.滾柱損壞軸承：在其中一個滾柱上(下圖藍色處)進行放電加工產生寬 0.4mm 深 0.3mm 損壞。



圖 2. 25 N203 滾柱損壞軸承

參、主要發現與結論

本次實驗進行了三種軸承故障類型、兩種損壞程度上的差異和兩種不同轉速的設計來探討軸承振動訊號對於故障診斷的分析。軸承故障類型分別是軸承外圈部分損壞、內圈部分損壞以及滾柱部分損壞，兩種損壞程度則分別是寬度 0.4mm 以及 0.8mm 的損壞刻痕來代表嚴重和輕微的差別，轉速設計為 720rpm 以及 1020rpm。在 720rpm 轉速下，軸承故障特徵損壞頻率理論值分別為主軸轉速頻率 12Hz、外圈損壞頻率 46Hz、內圈損壞頻率 73Hz、滾柱損壞頻率 50Hz、保持架旋轉頻率 4.6Hz 和滾柱自轉頻率 25Hz。而在 1020rpm 轉速下，軸承故障特徵損壞頻率理論值則為主軸轉速頻率 17Hz、外圈損壞頻率 66Hz、內圈損壞頻率 104Hz、滾柱損壞頻率 70Hz、保持架旋轉頻率 6.6Hz 和滾柱自轉頻率 35Hz。對於周期性的衝擊訊號，我們將使用包絡線分析將與故障有關訊息從調制訊號中提取出來，以利有效判斷故障發生的部位。

一、實驗發現

(一) 希爾伯特-黃轉換(HHT)

透過 EMD 訊號分解方法，將軸承的振動訊號分解成若干個 IMF，在所有的 IMF 中，IMF1 的振幅調制現象最為明顯，因此我們選擇對 IMF1 作包絡線，並再對其包絡線做一次 HHT 分析，從分析出的希爾伯特時頻譜與邊際希爾伯特譜結果，針對計算出軸承特徵頻率處作觀察，來得到軸承發生損壞時所表現出的特徵。

從轉速為 720rpm(12Hz)六種不同狀況類型的軸承來觀察。正常軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.1 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯的能量帶；於圖 3.1 b 上觀察，主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值且為次高，並且於軸承損壞頻率上並無觀察明顯峰值，因此得知正常軸承的特徵主要表現於轉速頻率及滾柱自轉頻率上。外圈損壞輕微軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.2 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯的能量帶，另外於外圈損壞頻率 46Hz 處也能看到能量帶；於圖 3.2 b 上觀察，主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值為次高，並且於外圈損壞頻率 46Hz 處有峰值為第三高，因此得知外圈損壞輕微軸承的特徵主要表現於轉速頻率、滾柱自轉頻率及外圈損壞頻率上。外圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.3 a 上觀察，可以發現外圈損壞頻率 46Hz 處有明顯的能量帶；於圖 3.3 b 上觀察，外圈損壞頻率 46Hz 處有明顯峰值且最高，主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯之峰值為次高，及滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值為第三高，因此得知外圈損壞嚴重軸承的特徵主要表現於轉速頻率、滾柱自轉頻率及外圈損壞頻率上。外圈損壞輕微軸承及外圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果作程度上的比較，於圖 3.2 b 及圖 3.3 b 上觀察並比較，觀察到於外圈損壞頻率 46Hz 處，輕微損壞軸承峰值較嚴重損壞軸承的峰值小，因此得知外圈損壞軸承的損壞程度所表現出的特徵主要於外圈損壞頻率上，損壞程度越嚴重，於外圈損壞頻率

處的峰值就越高。內圈損壞輕微軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.4 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 12Hz 上有明顯的能量帶，但於內圈損壞頻率 73Hz 處沒有觀察到能量帶；於圖 3.4 b 上觀察，主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值為次高，但於內圈損壞頻率 73Hz 處沒有觀察到明顯峰值，不過從圖 3.4 a 上有觀察到頻率從 40Hz 以上其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為主軸轉速頻率 12Hz，推測其原因為內圈隨著主軸轉動，滾柱撞擊內圈損壞處的程度隨著內圈損壞處的位置不同而有不同，其撞擊程度的變化剛好為主軸的轉速頻率，因此得知內圈損壞輕微軸承特徵主要表現於主軸轉速頻率及滾柱自轉頻率上，而在內圈損壞頻率上就較不明顯。內圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.5 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯的能量帶，且於內圈損壞頻率 73Hz 處有觀察到能量帶，並且如同內圈損壞輕微軸承的情形，可以觀察到頻率從 40Hz 以上其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為主軸轉速頻率 12Hz；於圖 3.5 b 上觀察，主軸轉速頻率 12Hz 處有明顯之峰值且最高，滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值為次高，並且於內圈損壞頻率 73Hz 處有峰值，因此得知內圈損壞嚴重軸承特徵主要表現於主軸轉速頻率、滾柱自轉頻率及內圈損壞頻率上。內圈損壞輕微軸承及內圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果作程度上的比較，於圖 3.4 b 及圖 3.5 b 上觀察並比較，觀察到於內圈損壞頻率 73Hz 處，輕微損壞軸承峰值較嚴重損壞軸承的峰值小，並且於主軸轉速頻率 12Hz

處，輕微損壞軸承峰值也較嚴重損壞軸承的峰值小，因此得知內圈損壞軸承的損壞程度所表現出的特徵主要於內圈損壞頻率及主軸轉速頻率上，損壞程度越嚴重，於內圈損壞頻率處及主軸轉速頻率處的峰值就越高。滾柱損壞軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.6 a 上觀察，可以觀察到保持架轉動頻率 4.6Hz 處有明顯能量帶，滾柱自轉頻率 25Hz 處有能量帶，滾柱損壞頻率 50Hz 處有能量帶，並且可以觀察到滾柱損壞頻率 50Hz 處其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為保持架轉動頻率 4.6Hz，推測其原因為損壞滾柱的缺陷處撞擊軸承的內圈及外圈位置隨著保持架的轉動而改變，所以撞擊位置的不同，撞擊的程度也不同；於圖 3.6 b 上觀察，保持架轉動頻率 4.6Hz 處有明顯之峰值且最高，滾柱自轉頻率 25Hz 處有峰值為次高，並且於滾柱損壞頻率 50Hz 處有峰值為第三高，因此得知滾柱損壞軸承的特徵主要表現於保持架轉動頻率、滾柱自轉頻率及滾柱損壞頻率上。

接下來從轉速為 1020rpm(17Hz)六種不同狀況類型的軸承來觀察。正常軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.7 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯的能量帶；於圖 3.7 b 上觀察，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值且為次高，並且於軸承損壞頻率上並無觀察明顯峰值，因此得知正常軸承的特徵主要表現於轉速頻率及滾柱自轉頻率上。外圈損壞輕微軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.8 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯的能量帶，滾柱自轉頻率 35Hz 處有能量帶，外圈損

壞頻率 66Hz 處也能看到能量帶，不過滾柱自轉的能量帶與外圈損壞的能量帶有些許重疊的現象；於圖 3.8 b 上觀察，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值為次高，並且於外圈損壞頻率 66Hz 處有峰值為第三高，並且可以看到如於希爾伯特時頻譜上觀察之結果，滾柱自轉的能量帶與外圈損壞的能量帶有部分重疊的現象，最後得知外圈損壞輕微軸承的特徵主要表現於轉速頻率、滾柱自轉頻率及外圈損壞頻率上。外圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.9 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯的能量帶，滾柱自轉頻率 35Hz 處有能量帶，外圈損壞頻率 66Hz 處也有明顯的能量帶；於圖 3.9 b 上觀察，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯峰值且最高，外圈損壞頻率 66Hz 處有明顯之峰值為次高，及滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值為第三高，因此得知外圈損壞嚴重軸承的特徵主要表現於轉速頻率、滾柱自轉頻率及外圈損壞頻率上。外圈損壞輕微軸承及外圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果作程度上的比較，於圖 3.8 b 及圖 3.9 b 上觀察並比較，觀察到於外圈損壞頻率 66Hz 處，輕微損壞軸承峰值較嚴重損壞軸承的峰值小，因此得知外圈損壞軸承的損壞程度所表現出的特徵主要於外圈損壞頻率上，損壞程度越嚴重，於外圈損壞頻率處的峰值就越高。內圈損壞輕微軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.10 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 17Hz 上有明顯的能量帶，滾柱自轉頻率 35Hz 上有明顯的能量帶，但於內圈損壞頻率 104Hz 處沒有觀察到能量帶，並且有觀察到如同內圈損壞輕

微軸承的振動訊號於轉速為 720rpm(12Hz)的現象，頻率從 60Hz 以上其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為主軸轉速頻率 17Hz；於圖 3.10 b 上觀察，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯之峰值且最高，以及滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值為次高，但於內圈損壞頻率 104Hz 處沒有觀察到明顯峰值，其結果如同內圈損壞輕微軸承的振動訊號於轉速為 720rpm(12Hz)，得知內圈損壞輕微軸承特徵主要表現於主軸轉速頻率及滾柱自轉頻率上，而在內圈損壞頻率上就較不明顯。內圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.11 a 上觀察，可以發現於主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯的能量帶，且於內圈損壞頻率 104Hz 處有觀察到能量帶，並且如同內圈損壞輕微軸承的情形，可以觀察到頻率從 60Hz 以上其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為主軸轉速頻率 17Hz；於圖 3.11 b 上觀察，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯之峰值且最高，滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值為次高，並且於內圈損壞頻率 104Hz 處有峰值，因此得知內圈損壞嚴重軸承特徵主要表現於主軸轉速頻率、滾柱自轉頻率及內圈損壞頻率上。內圈損壞輕微軸承及內圈損壞嚴重軸承的振動訊號分析結果作程度上的比較，於圖 3.10 b 及圖 3.11 b 上觀察並比較，觀察到於內圈損壞頻率 104Hz 處，輕微損壞軸承峰值較嚴重損壞軸承的峰值小，並且於主軸轉速頻率 17Hz 處，輕微損壞軸承峰值也較嚴重損壞軸承的峰值小，因此得知內圈損壞軸承的損壞程度所表現出的特徵主要於內圈損壞頻率及主軸轉速頻率上，損壞程度越嚴重，於內圈損壞頻率處及主軸轉速頻率處的峰

值就越高。滾柱損壞軸承的振動訊號分析結果，從圖 3.12 a 上觀察，可以觀察到保持架轉動頻率 6.6Hz 處有明顯能量帶，滾柱自轉頻率 35Hz 處有能量帶，滾柱損壞頻率 70Hz 處有能量帶，並且可以觀察到滾柱損壞頻率 70Hz 處其能量分布有隨時間變化，其變化的頻率為保持架轉動頻率 6.6Hz；於圖 3.6 b 上觀察，保持架轉動頻率 6.6Hz 處有明顯之峰值且最高，主軸轉速頻率 17Hz 處有明顯之峰值為次高，滾柱自轉頻率 35Hz 處有峰值為第三高，並且於滾柱損壞頻率 70Hz 處有峰值為第四高，因此得知滾柱損壞軸承的特徵主要還是表現於保持架轉動頻率、滾柱自轉頻率及滾柱損壞頻率上。

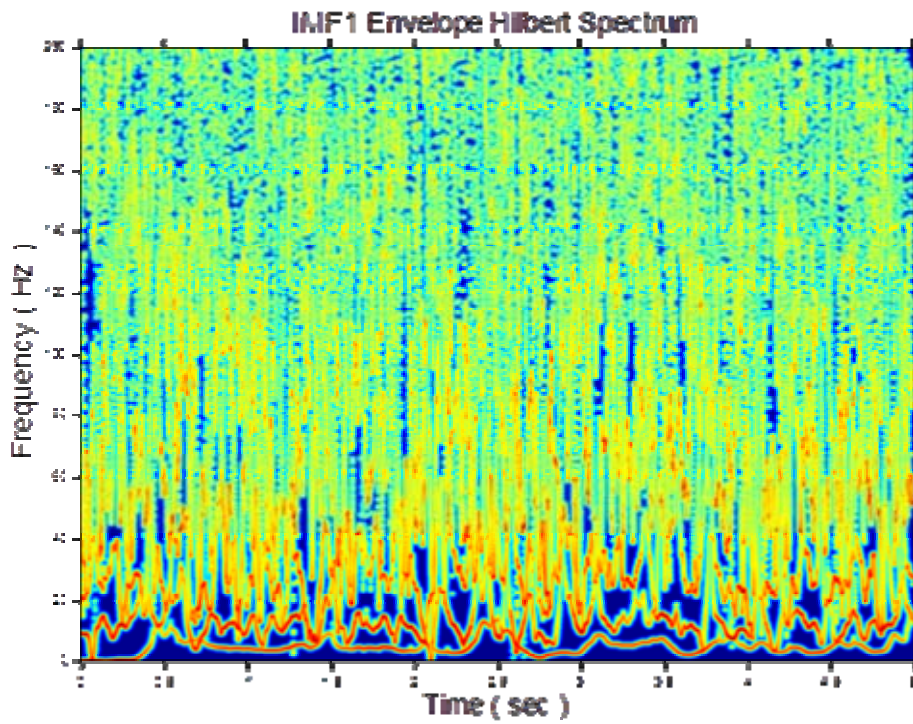


圖 3.1 a 轉速 720rpm 下，正常軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

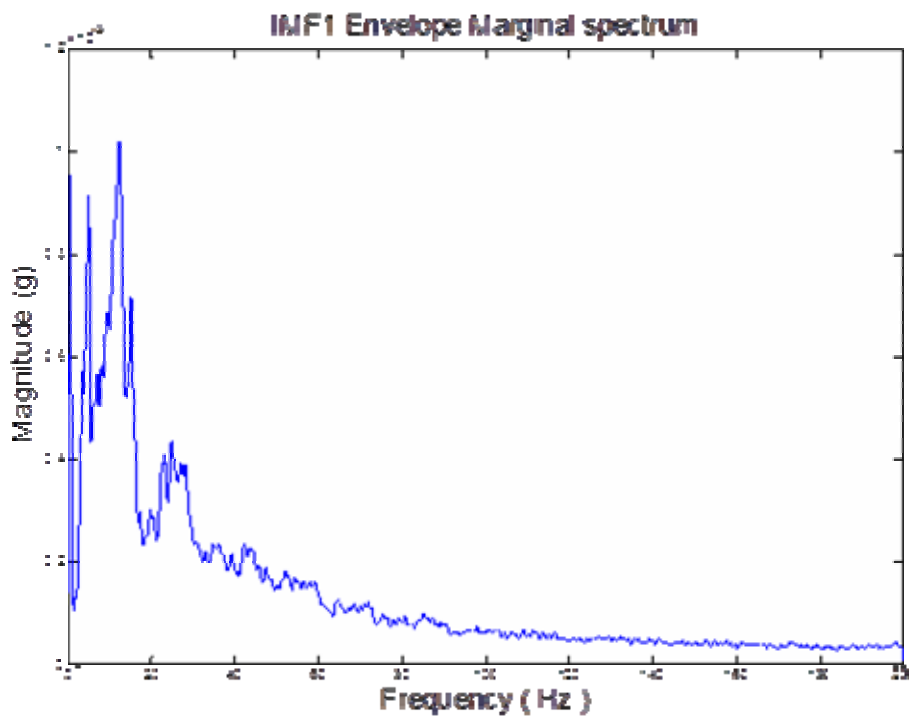


圖 3.1 b 轉速 720rpm 下，正常軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

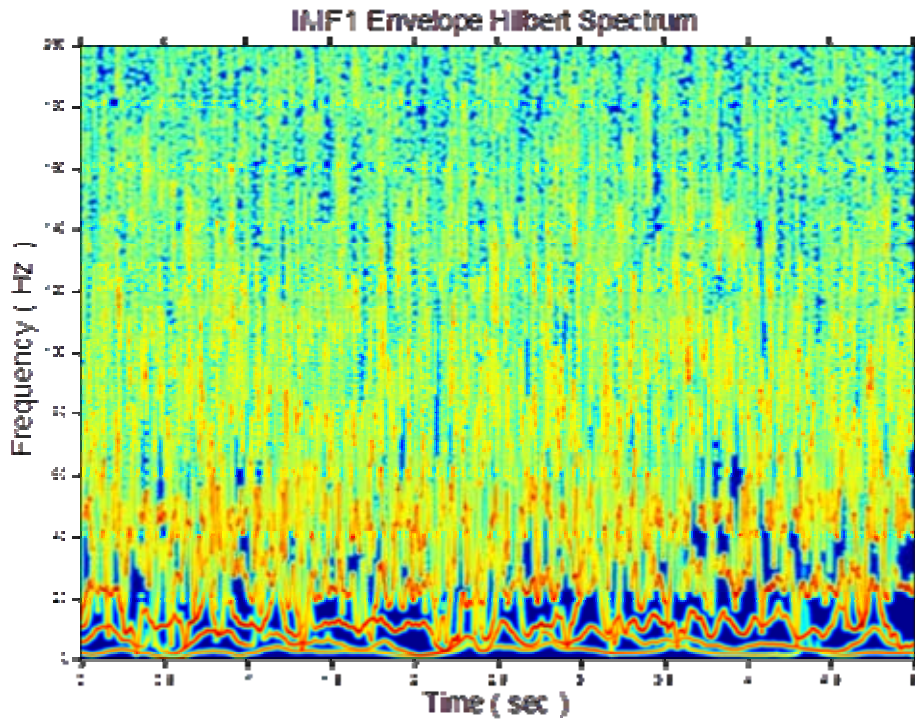


圖 3.2 a 轉速 720rpm 下，外圈損壞輕微軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

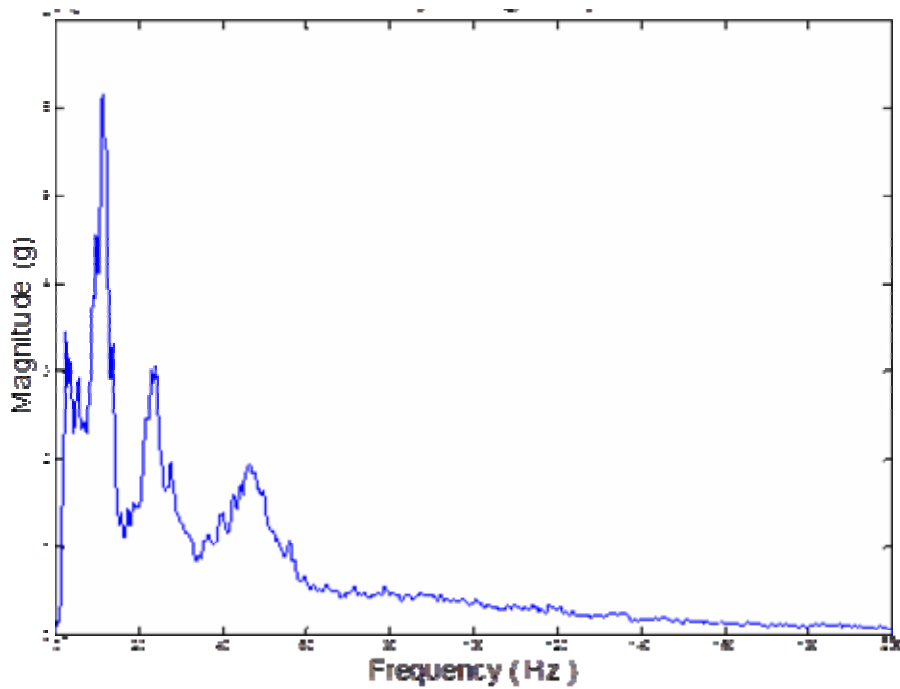


圖 3.2 b 轉速 720rpm 下，外圈損壞輕微軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

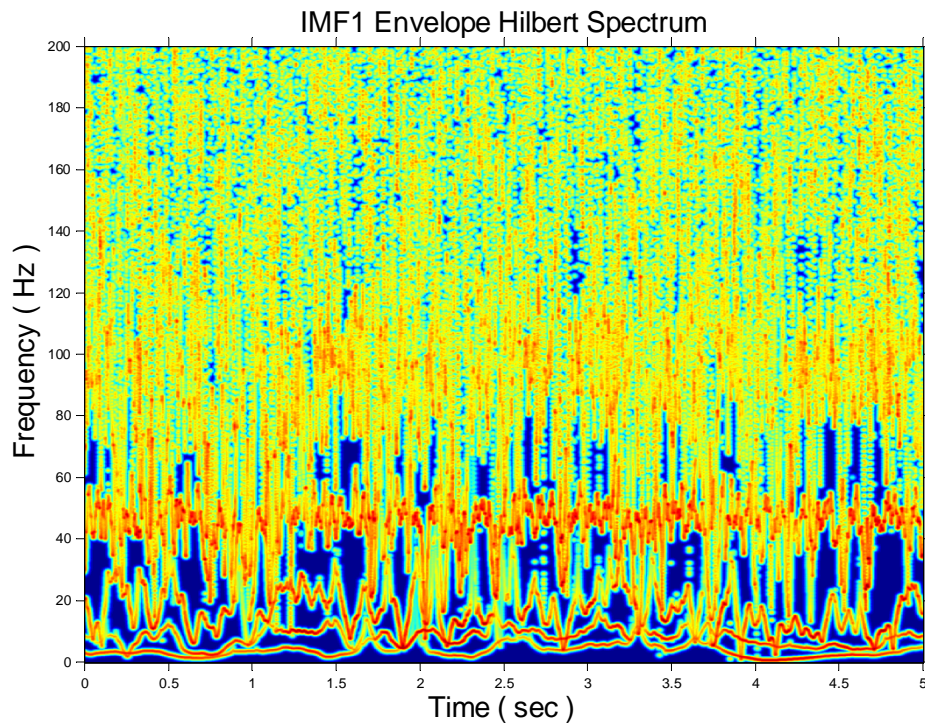


圖 3.3 a 轉速 720rpm 下，外圈損壞嚴重軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

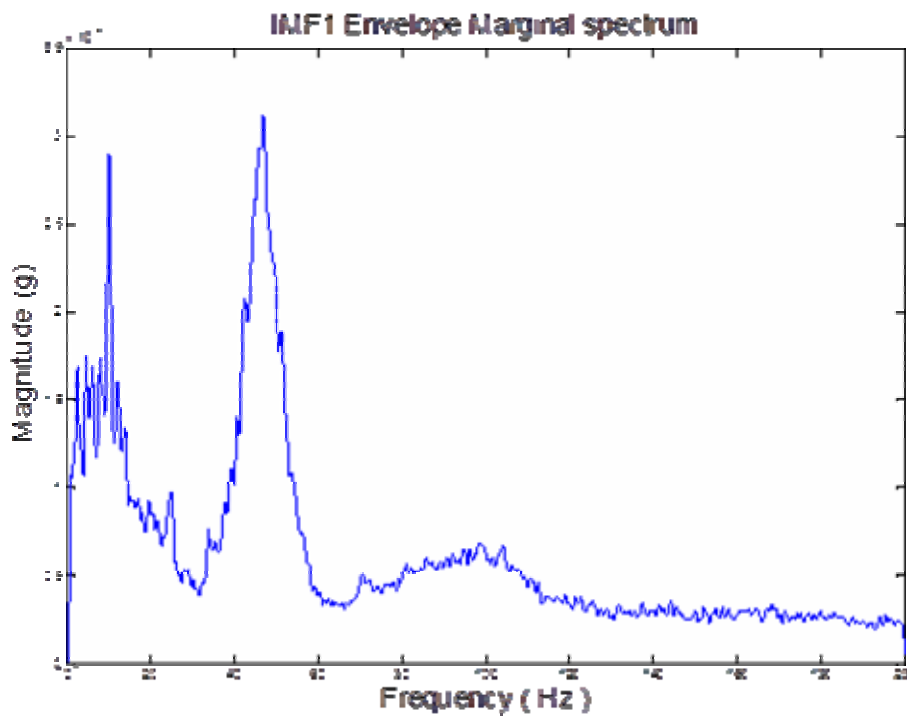


圖 3.3 b 轉速 720rpm 下，外圈損壞嚴重軸承振動訊號之邊際希爾伯特時頻譜

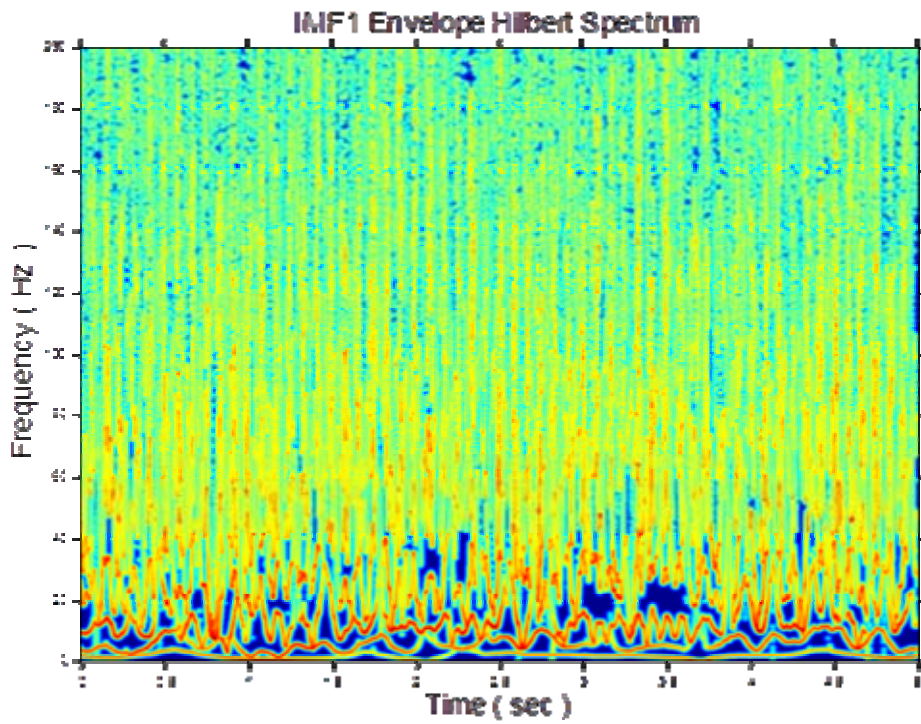


圖 3.4 a 轉速 720rpm 下，內圈損壞輕微軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

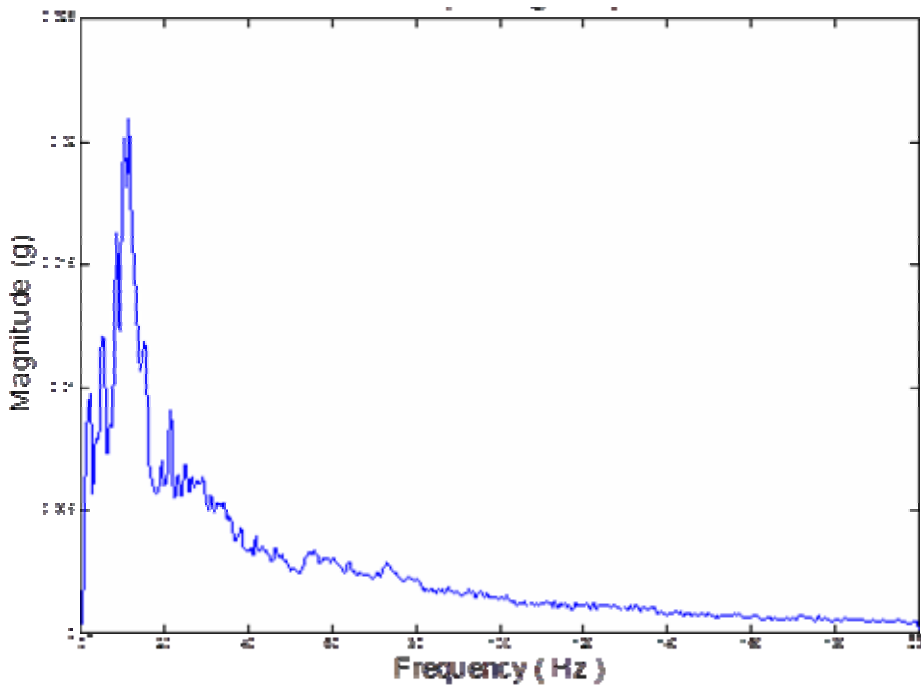


圖 3.4 b 轉速 720rpm 下，內圈損壞輕微軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

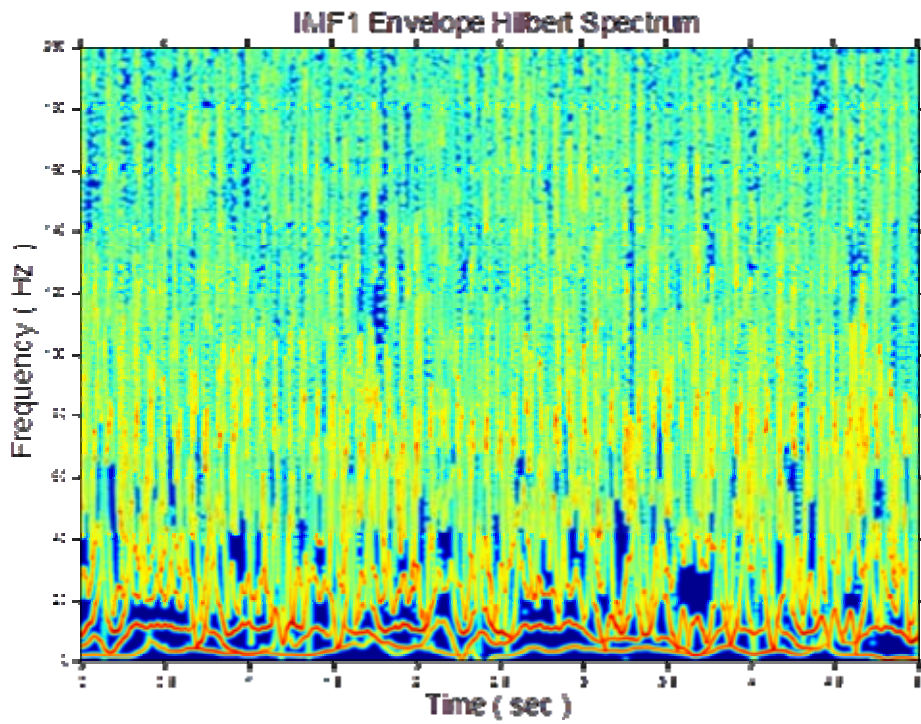


圖 3.5 a 轉速 720rpm 下，內圈損壞嚴重軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

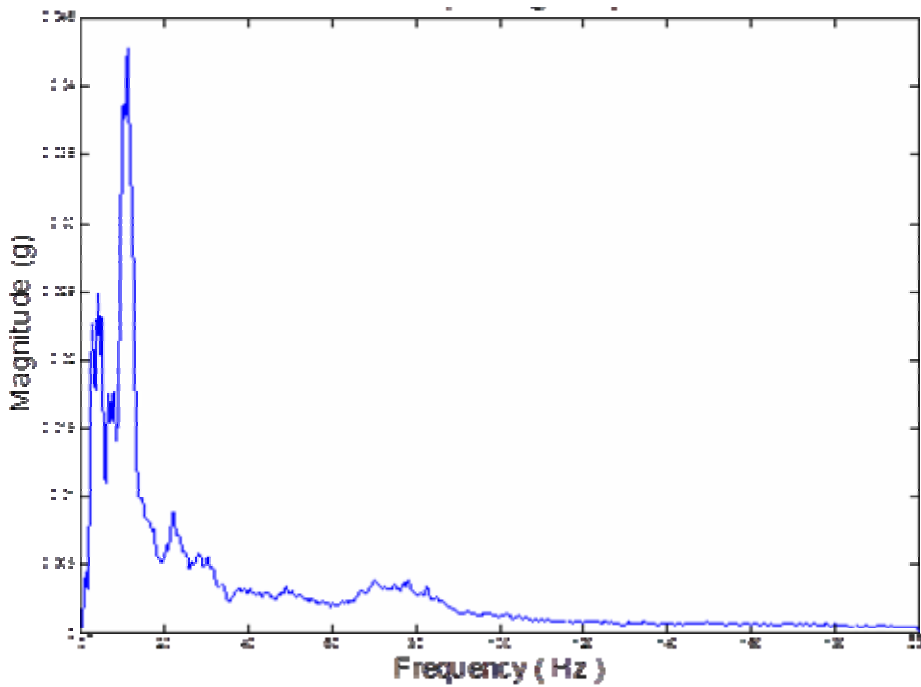


圖 3.5 b 轉速 720rpm 下，內圈損壞嚴重軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

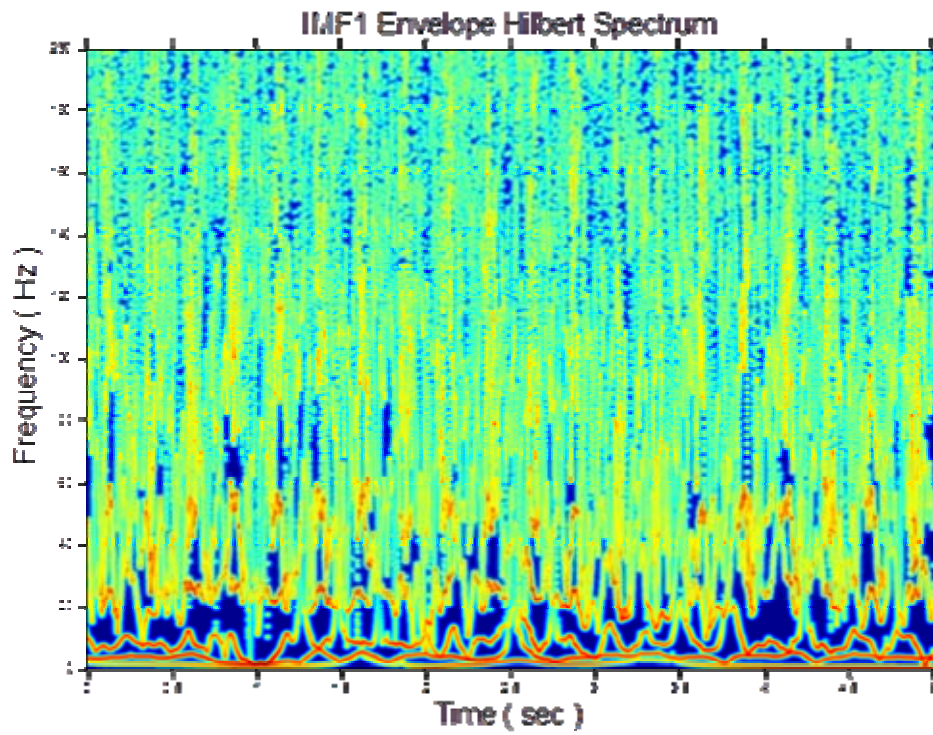


圖 3.6 a 轉速 720rpm 下，滾柱損壞軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

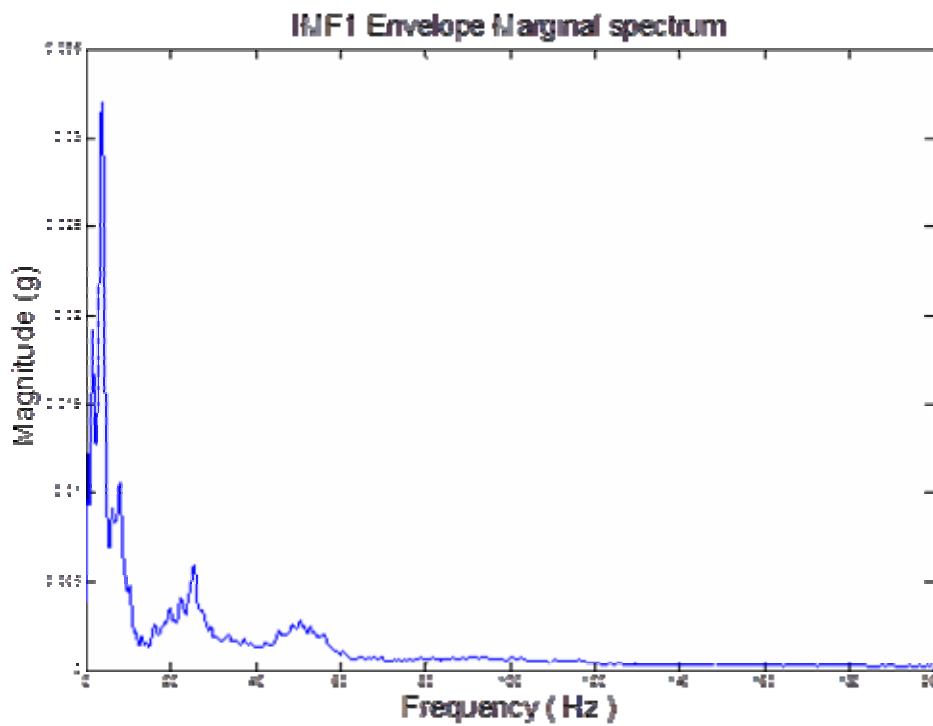


圖 3.6 b 轉速 720rpm 下，滾柱損壞軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

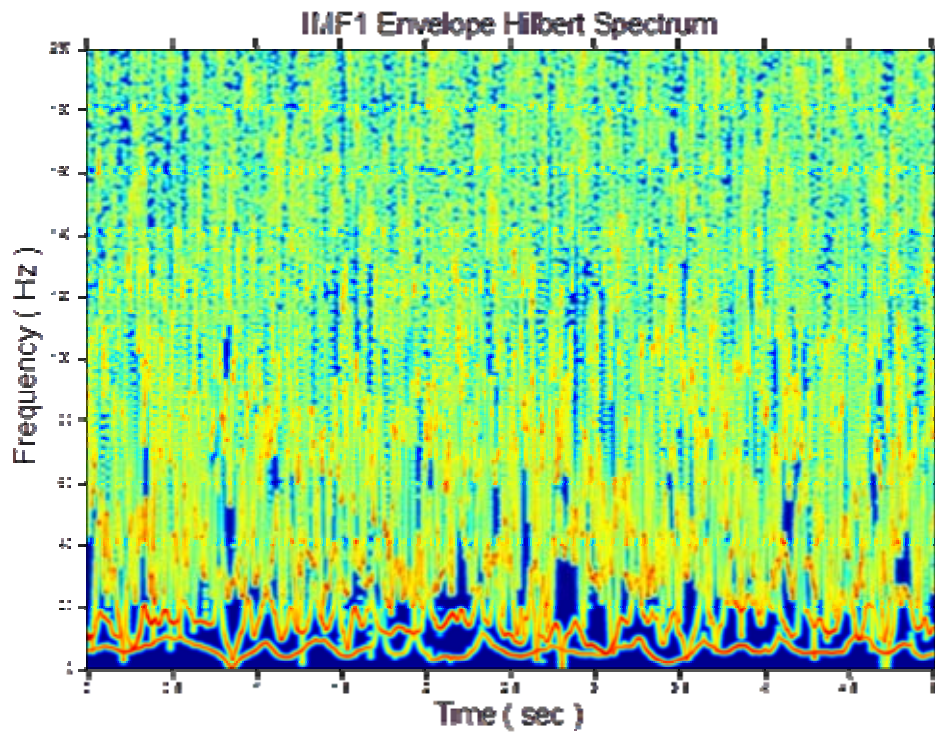


圖 3.7 a 轉速 1020rpm 下，正常軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

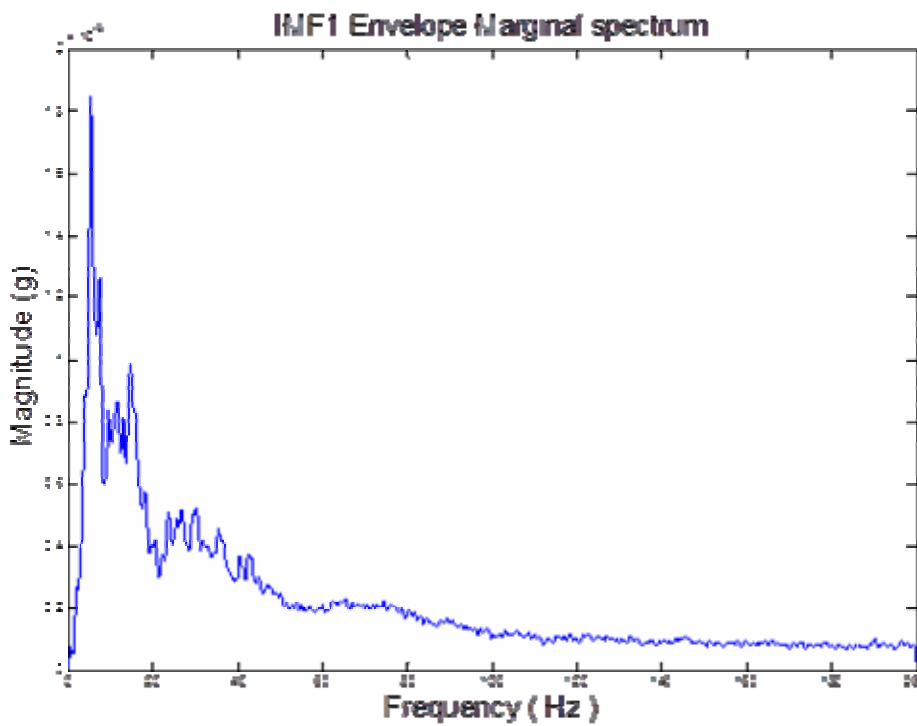


圖 3.7 b 轉速 1020rpm 下，正常軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

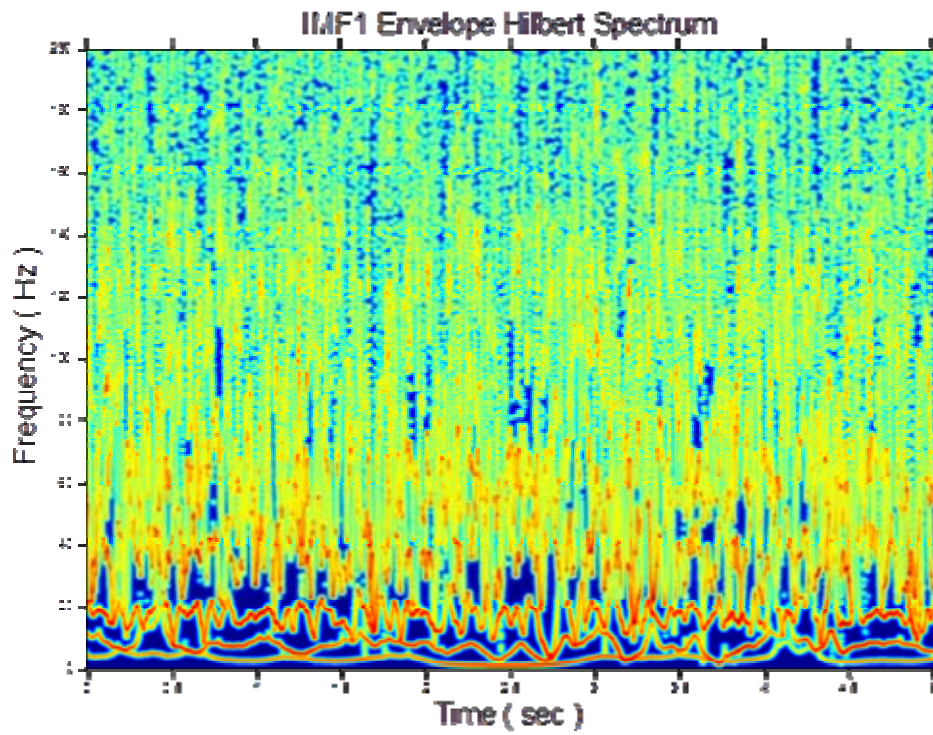


圖 3.8 a 轉速 1020rpm 下，外圈損壞輕微軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

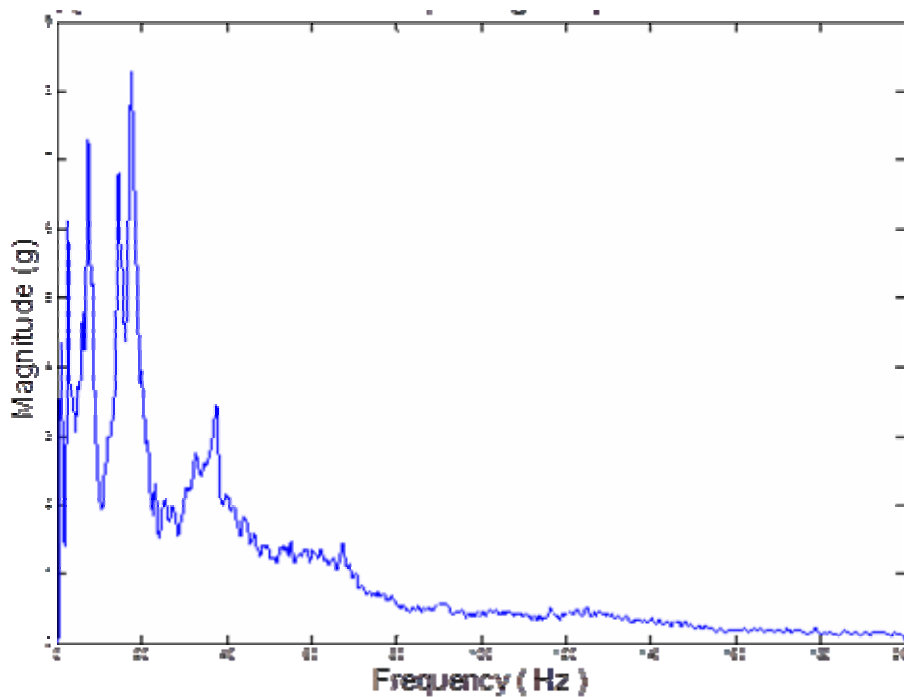


圖 3.8 b 轉速 1020rpm 下，外圈損壞輕微軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

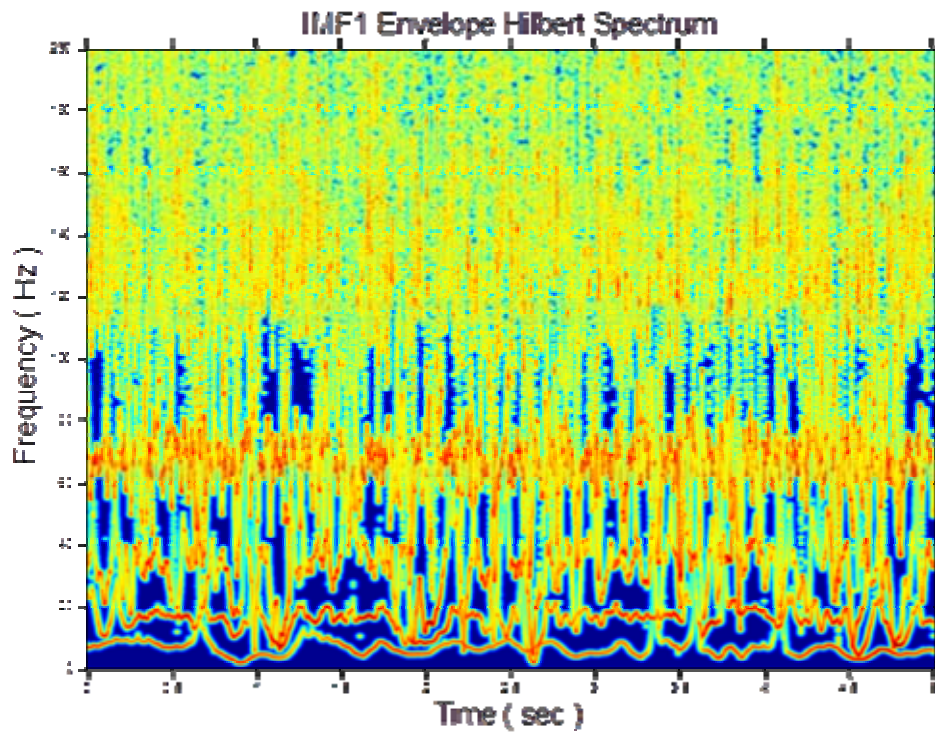


圖 3.9 a 轉速 1020rpm 下，外圈損壞嚴重軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

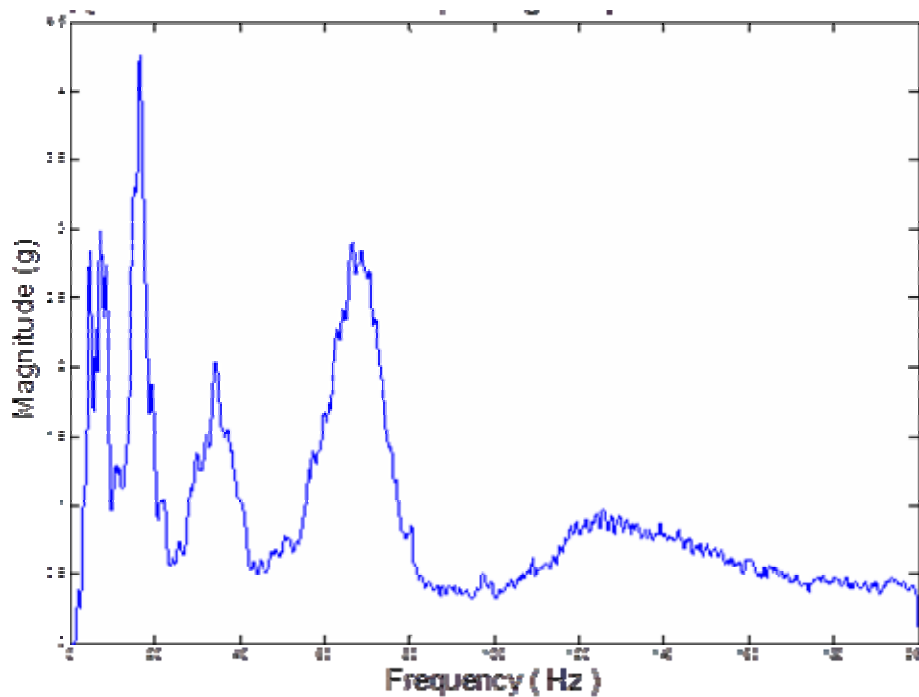


圖 3.9 b 轉速 1020rpm 下，外圈損壞嚴重軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

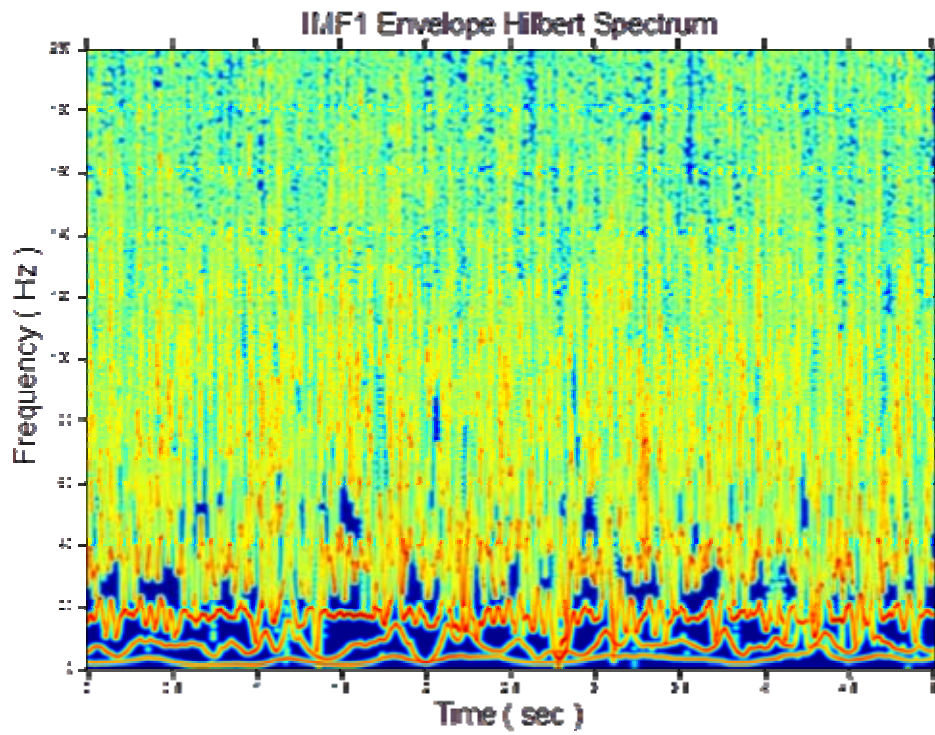


圖 3.10 a 轉速 1020rpm 下，內圈損壞輕微軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

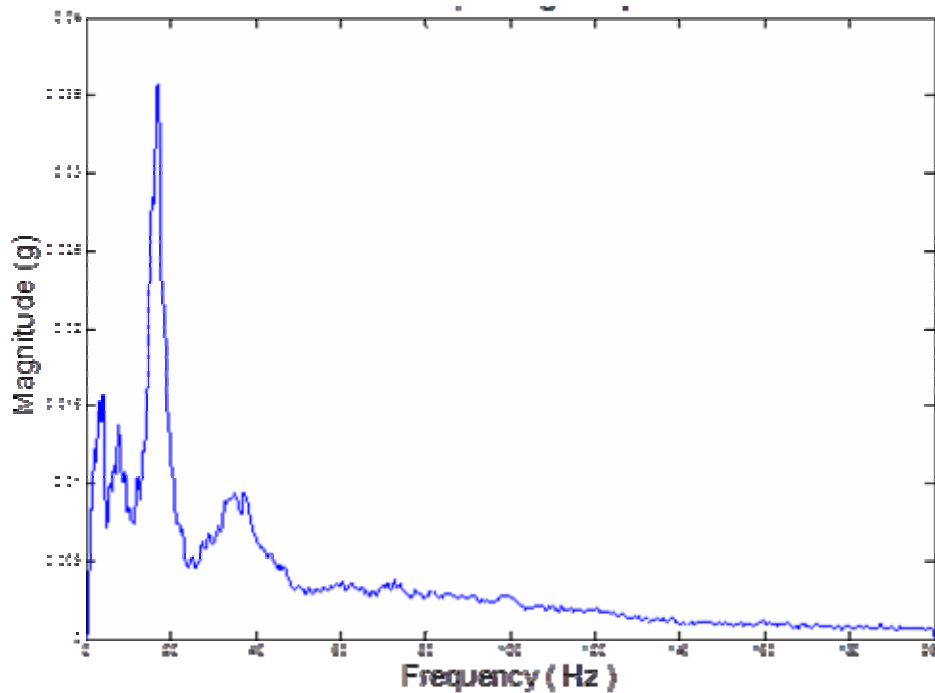


圖 3.10 b 轉速 1020rpm 下，內圈損壞輕微軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

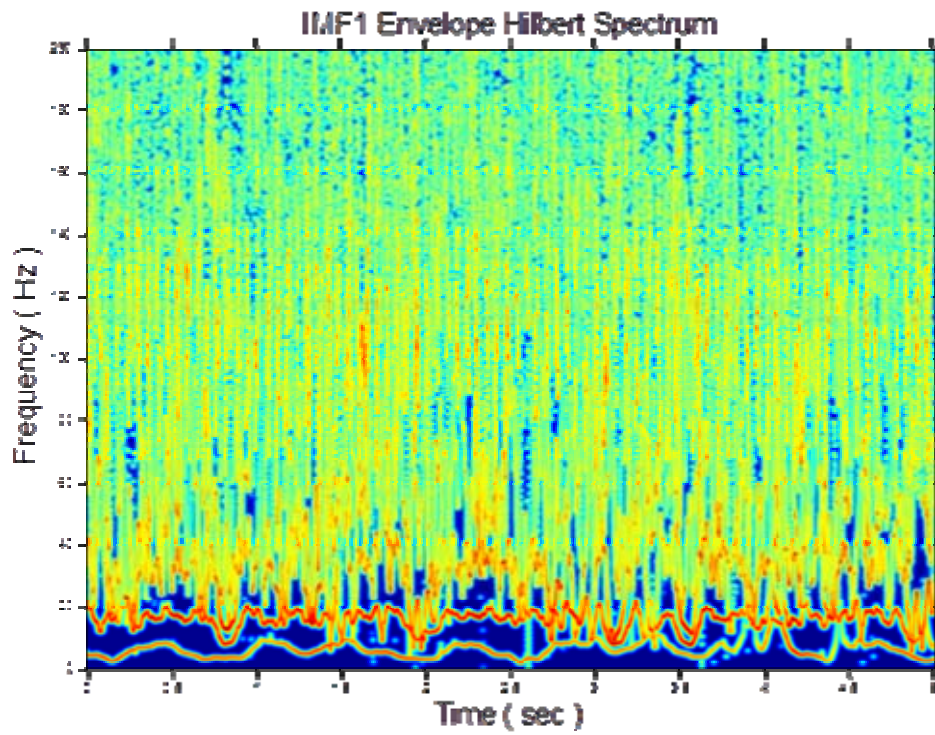


圖 3.11 a 轉速 1020rpm 下，內圈損壞嚴重軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

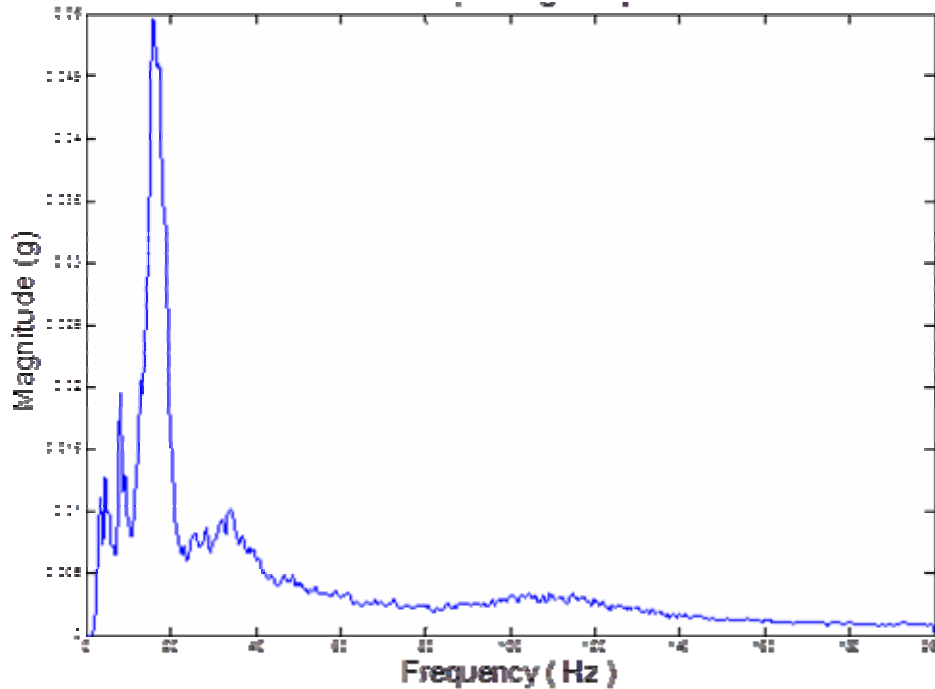


圖 3.11 b 轉速 1020rpm 下，內圈損壞嚴重軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

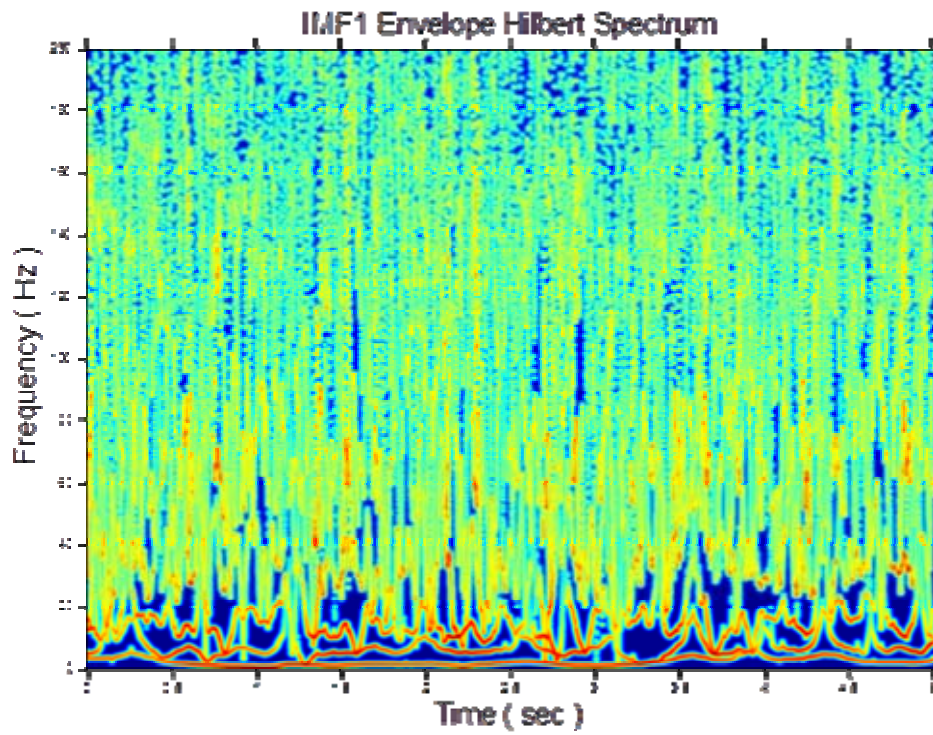


圖 3.12 a 轉速 1020rpm 下，滾柱損壞軸承振動訊號之希爾伯特時頻譜

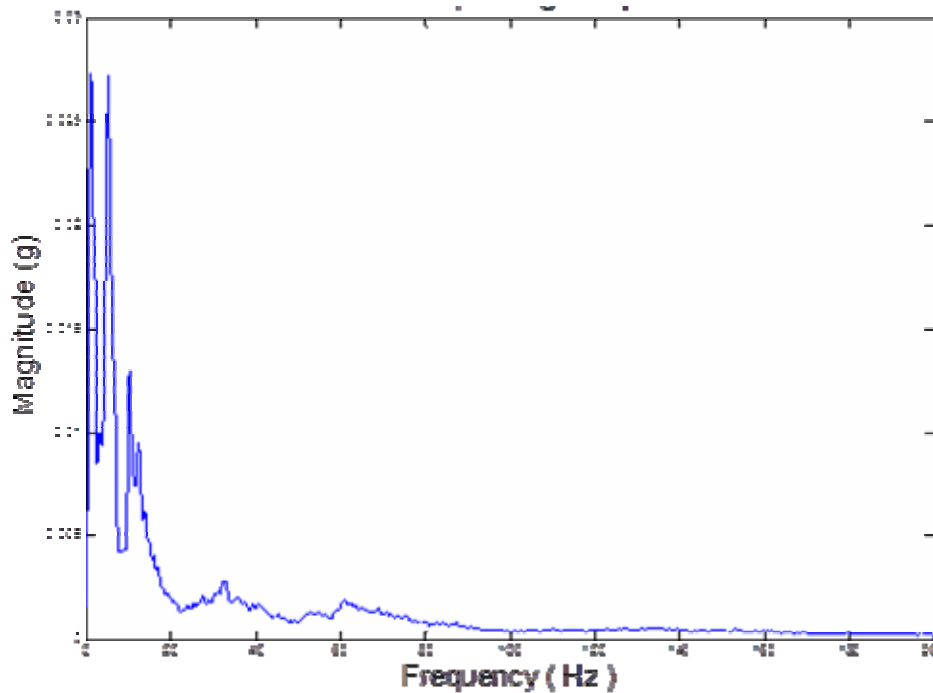


圖 3.12 b 轉速 1020rpm 下，滾柱損壞軸承振動訊號之邊際希爾伯特頻譜

(二) 多尺度熵(Multiscale Entropy)

我們將加速規量測到的故障振動訊號，進行 MSE 值的計算，將計算出來之 MSE 值進行不同轉速、不同類型的比較，探討各種情況下 MSE 值的變化，用來進行轉子軸承的故障訊號診斷。

在不同轉速的情況下，同一種損傷類型的振動訊號計算之 MSE 值相差不大，如圖 3.13 a~d。所以我們可以藉由 MSE 方法有效的分辨不同類型的軸承故障，而不受到轉速的影響。

圖 3.14 可以發現在轉速 720rpm 運轉時，量測到的振動訊號計算出的 MSE 值中，正常軸承之 MSE 值在同轉速的情況下是所有其他軸承部件故障類型中的最大值，其次是外圈缺陷損傷軸承、滾柱缺陷損傷軸承而最小值則為內圈缺陷損傷軸承；在圖 3.15 也可以發現在轉速 1020rpm 運轉情況下的 MSE 值，有著與轉速 720rpm 一樣的大小分布，依序為正常軸承、外圈缺陷損傷軸承、滾柱缺陷損傷、內圈缺陷損傷軸承。因此，我們可以得知 MSE 方法可以有效的分辨出在同轉速情況下，各種不同損傷類型的故障振動訊號。

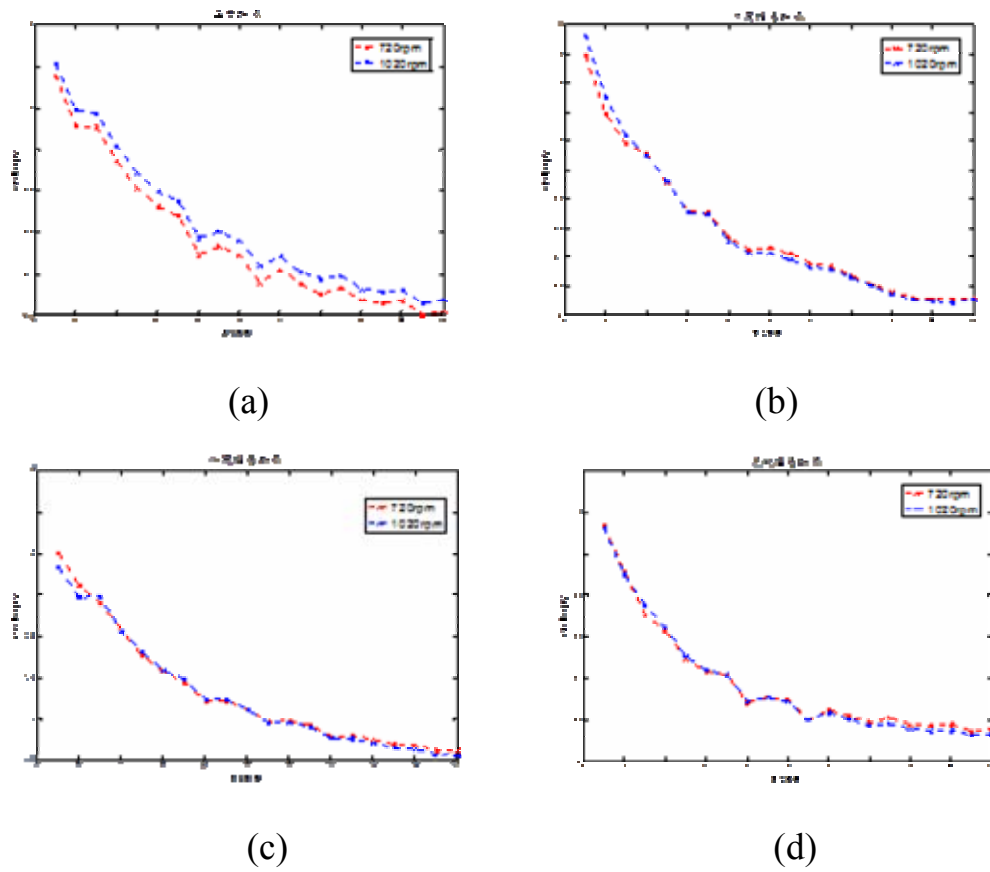


圖 3.13 (a)~(d) 四種類型 720rpm 與 1020rpm 比較圖

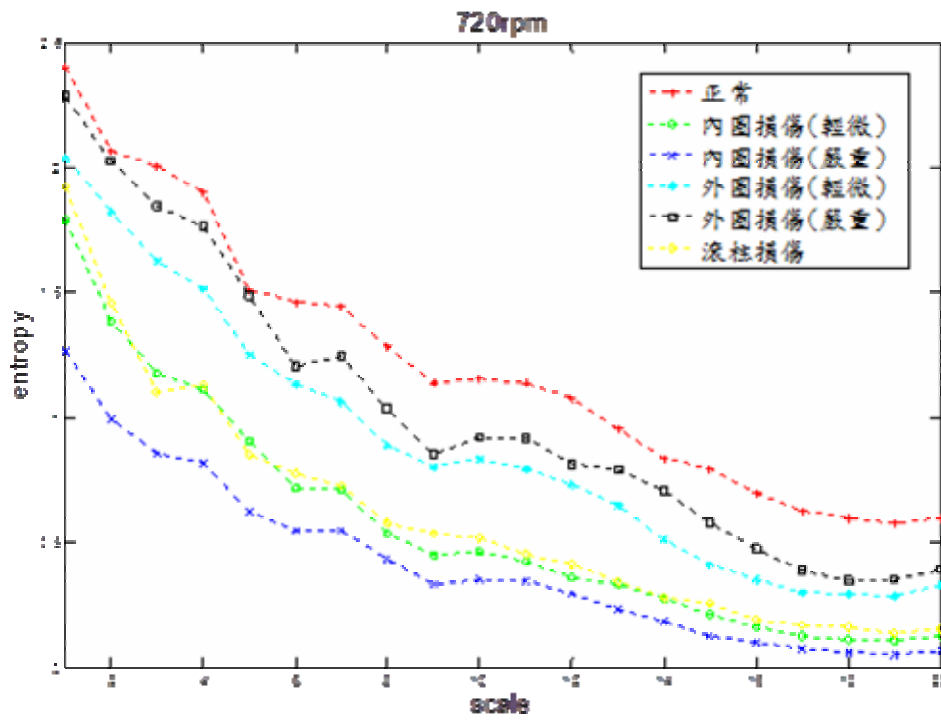


圖 3.14 720rpm 各種類型比較圖

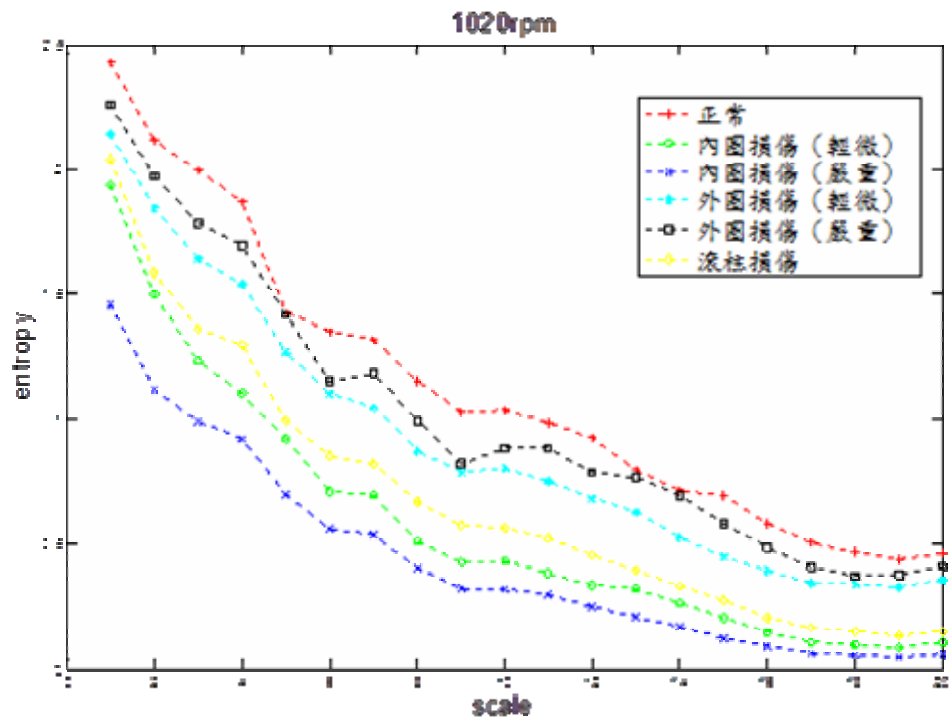


圖 3.15 1020rpm 各種類型比較圖

二、實驗結論

(一) 希爾伯特-黃轉換(HHT)

- 1.從希爾伯特時頻譜上可明顯觀察到，在故障特徵頻率處，嚴重損壞之軸承振動訊號比輕微損壞之軸承振動訊號的能量帶相對集中。另一方面，從邊際希爾伯特頻譜上觀察，亦可明顯發現，嚴重損壞之軸承振動訊號比輕微損壞之軸承振動訊號於故障損壞頻率處的峰值相對較大。
- 2.由外圈損壞軸承的邊際希爾伯特頻譜上觀察，在外圈故障損壞特徵頻率處以及主軸轉速頻率處皆有明顯的峰值。
- 3.由內圈損壞軸承的邊際希爾伯特頻譜上則觀察到，在內圈故障損壞特徵頻率處之峰值，明顯小於主軸轉速頻率處之峰值，其原因推測為滾柱撞擊內圈損壞處的程度隨著內圈損壞處的位置不同而有不同，其撞擊程度的變化剛好為主軸的轉速頻率。
- 4.由滾柱損壞軸承的邊際希爾伯特頻譜上觀察，雖然於滾柱損壞特徵頻率處可觀察到峰值，但在保持架旋轉特徵頻率處有著較大的峰值，其原因為損壞滾柱的缺陷處撞擊軸承的內圈及外圈位置隨著保持架的轉動而改變，撞擊位置的不同，撞擊的程度也不同，其撞擊程度的變化為保持架旋轉頻率，因此在保持架旋轉特徵頻率處有著較大的峰值。
- 5.藉由 HHT 以及包絡譜分析我們可以清楚地從邊際希爾伯特頻譜以及希爾伯特時頻譜上判斷出軸承故障的類型以及損壞程度。

(二) 多尺度熵(Multiscale Entropy)

- 1.正常軸承之振動訊號的 MSE 值於同轉速情況下，較其他故障類型之軸承振動訊號的 MSE 值大，推測是因為正常軸承之振動訊號複雜度較高，計算出來 MSE 值也較高。損壞的軸承因為軸承部件週期性地撞擊損壞部分，造成振動訊號的複雜度較低，計算出的 MSE 值也較低。因此透過訊號之 MSE 值比較可以分辨出軸承不同的損壞類型。
- 2.不同轉速的情況下，同一損壞類型之軸承的振動訊號計算出的 MSE 值相差不大。因此使用 MSE 值分析進行軸承故障診斷，不會因為轉速的變化而有太大的差別。

肆、參考文獻

1. Y. Amirat, M.E.H. Benbouzid, E. Al-Ahmar, B. Bensaker, S. Turri, “A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol.13, Issue 9, pp.2629-2636, 2009.
2. A. Kusiak, W. Li, “The prediction and diagnosis of wind turbine faults”, *Renewable Energy*, Vol.36, pp.16-23, 2011.
3. Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung, C. C. and Liu, H. H., 1998, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” *Proceedings of Royal Society London.A*, No. 454, pp. 903-995.
4. Wu, T. Y., Chung Y. L., Hong, H. C., “Application of Post-Processing of Ensemble Empirical Mode Decomposition and Autoregressive Modeling for Identifying Looseness Fault of Rotating Machinery,” *Journal of Vibration and Acoustics*, 2010
5. M. Costa, A. L. Goldberger and C. K. Peng, “Multiscale Entropy Analysis of Complex Physiologic Time Series,” *Physical Review Letters*, Vol. 89, No.6, pp. 068102-1 - 068102-4, 2002
6. J. S. Richman and J. R. Moorman, “Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy,” *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, 278, pp. H2039-H2049, 2000.