

2018 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 180013
參展科別 地球與環境科學
作品名稱 多尺度熵用於地震後結構物之診察
得獎獎項 大會獎：三等獎
美國 ISEF 正選代表

就讀學校 國立科學工業園區實驗高級中學
指導教師 李欣珮
作者姓名 楊凱恩

關鍵詞 多尺度熵、結構物診察

作者簡介



Hello, my name is Kyan Yang. I'm studying at National Experimental High School (NEHS). I have been doing science fair since I was in fifth grade, and till now I still have the passion to do science fair. I want to continue to do this in the future; I believe that even though our knowledge might not be enough to change the world, we still can improve our lives by using scientific methods as well as finding new discoveries. Taiwan is located where many earthquakes occur, so the study of earthquakes is extremely important for our country, and that is why we are doing this research on earthquake; we want to apply our abilities into this to help our home.

I like to see phenomenon from the perspective of science because that is the only reliable reason to explain things in my opinion. Besides studying science, I also enjoy hiking to challenge my limitations and jogging to maintain fit and healthy.

摘要

台灣位於太平洋地震帶，80%強震發生於此處，且台灣老舊建築為數甚多，因此震後結構物之健康診斷相當重要。

本研究為解決目視監測之侷限與實驗模態分析面臨邊界與縮尺效應等問題，基於操作模態分析，發展一套快速、方便與準確之結構物健康診斷系統。

使用地震儀量測結構物之速度訊號，透過區域基線修正與極端值修剪等訊號前處理，再利用 Lo et al (2015) 提出之 Multiscale Symbolic Entropy (MSSE) 計算不同尺度之熵值，以建立結構物於健康狀態下之模型，地震發生後以相同之方式量測、分析多尺度熵趨勢，並比對地震前後之模型是否改變，藉以判斷結構物是否受損。

經過十九次於兩座橋、五個測站之測量，再經過數據前處理後，利用 MSSE 計算多尺度下之熵，而多尺度熵之趨勢有高度之一致性，證明此方法適合用於結構物健康診斷。

應用層面來說，此方法不需耗費長時間來完成，只需要幾次之測量來確定其數據之一致性，並於地震後再進行另外幾次的測量，此方法即可判斷該結構物是否受到地震之影響。

Abstract

Taiwan is located on the Pacific seismic belt, 80% of the strong-motion earthquakes occur here, therefore the structural health monitoring system (SHM) is extremely critical.

This research aims to solve boundary and scale effect of Experimental Modal Analysis and the limitations of visual inspection. Based on the Operational Modal Analysis, thereby developing a fast, convenient and accurate structural monitoring system.

A seismogram is utilized to measure the velocity signal of structures. By applying the partial detrend and outlier trimming algorithm to process the signal, and applying Multiscale Symbolic Entropy (MSSE) proposed by Lo et al (2015), which evaluates the entropy over scales, the model of the structure under healthy condition can be built. After an earthquake occurs, by using the same method as stated to conduct measurements, analyzing the multiscale entropy model, and comparing whether the model is similar, an examination of the structural damage may be done.

After the measurements of five stations on two bridges, in total of 19 times within a year, then apply the signal pre-processing. Lastly, utilizes MSSE to calculate the entropy of different scales. The trends of the same station have high consistency, proving that it is suitable for SHM.

Areas of application, this method does not require a long time to complete, only needs few times of experiments to make sure the consistency of the measure for building the healthy model, and another few times after earthquake, then the method can determine if the structure is affected by the earthquake.

壹、前言

一、研究動機

台灣位於太平洋地震帶（Pacific seismic belt）上，全世界 90%地震與 80%強震發生於此處，因此經常面臨突如其來之地震的威脅，如 1999 集集地震、2016 美濃地震為近年來造成死傷最嚴重的地震，而這些傷亡大多發生於結構物內。

從以前之研究可知不同結構物會有不同的地震波振幅放大倍率，因此除了現行之大區域地震預警系統外，應建立結構物地震預警系統，可個別預估不同結構物之震度，在地震波到達前，依此預警系統之發布內容疏散結構物內人員，避免傷亡。另外，在地震發生後，應進行結構物健康診斷（structural health monitoring, SHM），避免因結構物受到地震損壞而無察覺，造成後續之人員傷亡。

結構物地震預警系統部分：

筆者曾於 2016 年利用地震儀測量結構物速度訊號，利用量測之資料與歷史地震參數以隨機式點震源法模擬地震波傳達至結構物時之地震波振幅，發現結構物之地震波振幅放大倍率普遍為 2 至 3 倍，一般而言放大倍率會隨著樓層遞增而增加，且連接教室大樓橋樑之放大倍率（PGA ratio）大於同樓層教室（Fig.1）。另用上述之量測、模擬資料以統計迴歸分析，預先建立放大模型，當地震發生，地震波尚未傳到結構物前，利用預報資訊輸入模型，即可發布不同結構物內之地震預警（Earthquake Early Warning, EEW）資訊，其作法如 Fig.2。

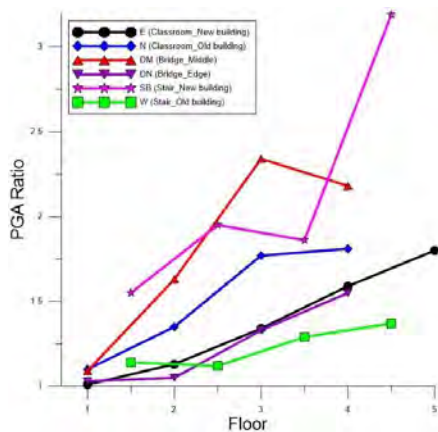


Fig.1 樓層與放大倍率之關係

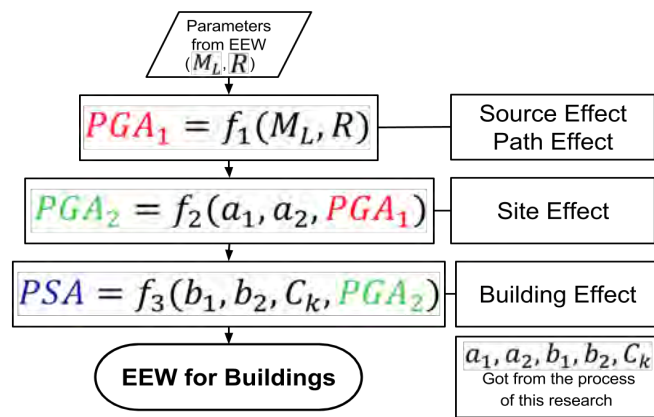


Fig.2 結構物地震預警系統

結構物健康診斷部分：

結構物健康診斷之方法分為人為目視監測（visual inspection）、實驗模態分析（Experimental Modal Analysis, EMA）與操作模態分析（Operational Modal Analysis, OMA）。許多損毀之處隱藏在結構物中或土層之下，無法利用目視監測觀察到。而實驗模態分析為最

常被使用之方法，其主要依振動台實驗，以輸入與輸出數據推估各項結構參數與動態特性，例如模態（mode shape）、頻率（fundamental frequency）、阻尼比（damping ratio）等，雖然此方法發展較為完善，不過進行此種分析時仍有限制，此方法之分析主要於實驗室中振動台為主，而實驗室與現地之條件不同，造成利用實驗模態分析之結果與實際結構物有所差異。較大之結構物如要進行分析需考慮到模擬該結構時之邊界效應（boundary effect）與縮尺效應（scale effect）等複雜問題。

本研究為解決目視監測之限制與實驗模態分析面臨邊界效應與縮尺效應之問題，基於操作模態分析方法，利用地震儀量測結構物時域速度訊號，透過數值分析建立結構物於健康狀態下之模型，以利日後量測診斷，判斷是否與健康模型有所差異。

利用地震儀測量結構物時域速度訊號，經由不同之模擬、統計與迴歸分析，分別建立結構物放大模型與健康模型，藉以建立結構物地震預警系統（已於之前研究完成）與結構物健康診斷系統，防止地震發生時與震後結構物損壞所造成之人員傷亡。

二、研究目的

為解決現有之目視監測，無法觀察到隱藏在結構物中之問題及實驗模態分析所面臨之邊界效應與縮尺效應等問題，使用操作模態分析來診斷結構物之方式，發展一套快速、方便與準確之結構物健康診斷系統。利用一組攜帶式地震儀收集數據，透過數值分析建立結構物多尺度熵模型,以利後續量測分析多尺度熵是否與模型有所差異，藉以判斷結構物是否受到損壞。

貳、研究方法或過程

我們看到在生醫領域藉由量測人體之各種生理訊號，再利用多尺度熵分析，以判斷不同的生理機能是否受到損傷，例如：

Costa et al (2002) [1]發現人體心臟生理訊號 RR interval 利用熵值於多尺度下之趨勢可辨認出健康、心房顫動 (Atrial Fibrillation, AF) 與充血性心臟衰竭 (Congestive Heart Failure, CHF)，如 Fig.3。

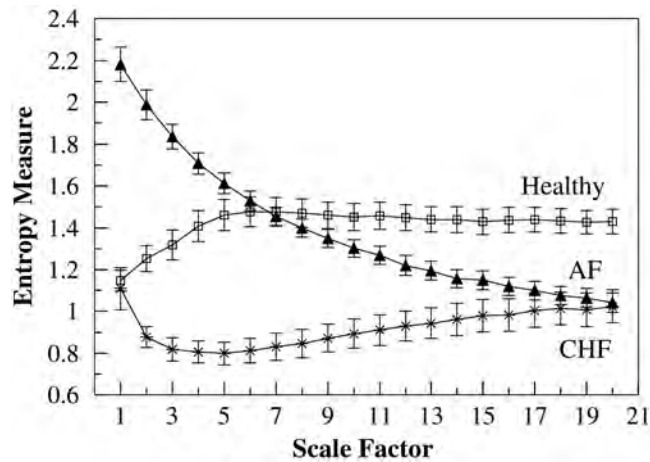


Fig.3 多尺度熵分析法計算不同心臟狀態於多尺度下之變化

Hussain et al (2017) [2]利用多尺度熵分析與 K-d tree algorithm 分析個別案例之腦電圖 (electroencephalographic, EEG)，發現可利用此方法分辨出個案有無酗酒習慣。

所以我們認為也許可以同樣的利用地震儀量測結構物之時域速度訊號（自然頻率），並利用多尺度熵分析判斷結構物是否有損壞。

因此為了建立一套快速、方便與準確之結構物健康診斷系統。透過一組攜帶式地震儀量測結構物之速度訊號，並利用多尺度熵進行數值分析，從不同尺度熵之趨勢建立一個結構物在健康狀態之模型，以利後續定期或災後檢查時，只需以該次測量之多尺度熵與模型比較趨勢是否一致，藉以判斷結構物是否有損壞。

近年來學校剛好在進行新校區之擴建，由於新舊校區之間的游泳池在新校區擴建完成後，要進行拆除改建，本來想在拆除前與部分拆除後分別量測分析多尺度熵之變化，但因安全之顧慮，本研究改為針對游泳池附近新建之橋樑進行量測分析，希望觀察施工前、中、後，因改建工程造成之振動是否改變橋樑多尺度熵模型，以監測結構物之狀況。

首先，於新校區挑選二個橋樑（Fig.4a），五個測量點作為持續監測之測站，為了減少人為造成之震動於每隔週之週六，利用地震儀（Fig.4b）至各點量測結構物之時域速度訊號，共十九次測量，每次紀錄檔案之長度皆為 18 分鐘，取樣率 200 赫茲。

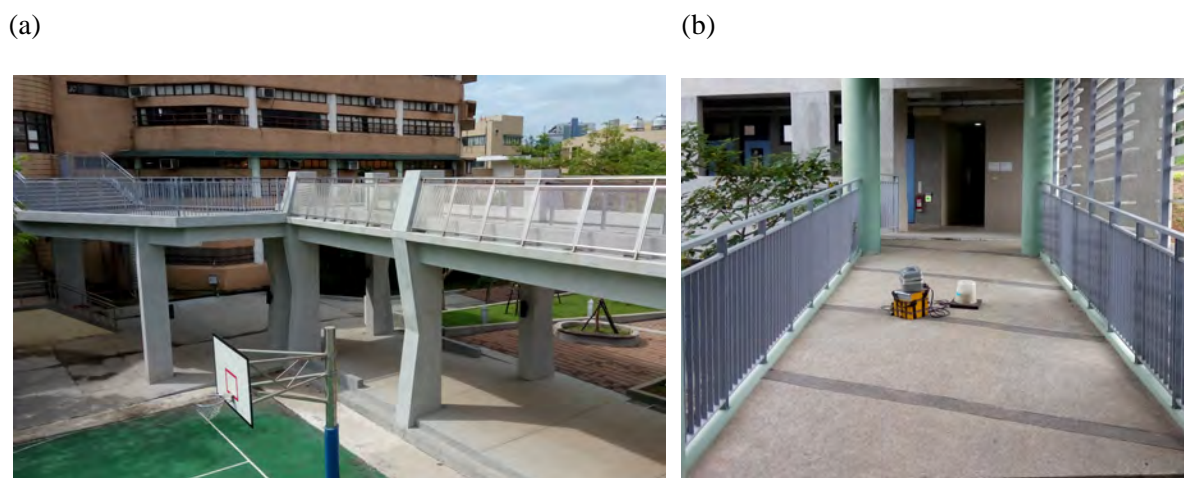


Fig.4 a 校園中的橋樑 b 地震儀測量中之實況

研究需要之數據收集完後，利用 Rickman et al 於 2000 年提出之取樣熵（sample entropy）[5]搭配粗粒化（coarse grain）來進行多尺度熵分析，結果顯示此方法計算出之熵值會於高尺度飽和（saturation），經過分析原始量測訊號後發現兩問題，其一為人為因素，即使在假日進行結構物訊號之量測，但仍會遇到學校舉辦活動或到校自修的同儕行經測站附近，造成人為極端值（outlier）；另一為使用之地震儀有長週期（低頻）基線變動之問題。

為了去除這些影響，本研究利用區域基線修正（partial detrend）與極端值修剪（outlier trimming）作為訊號分析前處理。經過前處理後之熵值不會於高尺度飽和，但其熵值隨尺度升高遞減，研判處理後之訊號仍過於複雜，取樣熵演算法無法處理此複雜之訊號。因此本研究修正計算熵之演算法，將訊號數位化（digitize）後再計算多尺度取樣熵，希望降低原量測訊號之複雜度。經過數位化後熵值不會隨尺度升高遞減，但其趨勢過於離散，判斷此方法對自我相似度(self-similarity)之定義過於嚴格，需要在對此問題進行修正。

最後使用 Lo et al (2015) [3]提出之 multiscale symbolic entropy (MSSE)，其概念與前方法相似，唯一差別在於該研究將含有相同訊息量之數位樣板皆定義為相互相似，自我相似之定義經過歸類較適合處理複雜之訊號，此方法最適合結構物健康診斷之多尺度熵運算。

上述之研究設備、前處理演算法、各種多尺度熵之計算方法與電腦數值分析，詳細介紹如下：

一、研究設備

本研究使用日本東京測振株式會社之六頻道攜帶式中長週期地震儀 VSE-311C 感應器、SAMTAC-801B 記錄器，此地震儀可測量六個頻道之波形，分別為速度（velocity）與加速

度 (acceleration) 之東西向、南北向、垂直向。取樣率 (sampling frequency) 可選擇 25、50、100、200、400 赫茲，儀器內有精密之水晶時鐘，並可利用 GPS 校正時間。

量測收集之訊號使用個人電腦來儲存、處理及分析，其中央處理器 (CPU) 為 Intel Core i5-6400，動態隨機存取記憶體為 DDR4 2133 MHz 8GB*2，並安裝工作站繪圖卡 nVIDIA Quadro K620 作為 General-purpose computing on graphics processing units (GPGPU)，即不做顯示輸出功能，專門做為多尺度熵之運算，其內含 384 個 CUDA Core。程式軟體使用 MATLAB R2013a 及 Visual Studio 2015，由於用於控制繪圖卡之 CUDA code 為 C++ extend 之語言，因此於 Visual Studio 內使用的語言為 C++，並安裝用於編譯 CUDA code 之 NVCC 編譯器。

二、訊號處理

(一) 區域基線修正

本研究中測量到之訊號會有基線變動問題，且無法使用傳統之線性修正來處理，因此本研究提出區域基線修正；此方法與線性基線修正之概念相同，不過將每個修正方法之應用範圍縮小，即將一個完整之訊號 ($S(t)$) 切成多個視窗 ($W_j(t, \tau)$) 後 (如式一)，再分別進行處理。

$$W_j(t, \tau_j) = S(t) \times H(t, \tau_j) \quad (一)$$

式一中 $W_j(t, \tau_j)$ 為分割後之小視窗，而 $H(t, \tau_j)$ 為 window function，作用為利用 τ_j 平移以分割出個視窗。

而分別處理之方法有許多，例如利用線性、二次函數、三次函數或正弦函數為模型進行迴歸分析，不過經過測試過後發現分割視窗後，每個視窗中之趨勢大致為線性趨勢，因此本研究在處理每個視窗中之訊號時皆為使用線性趨勢為迴歸模型 (式二)。

$$f_j(a, b) = \sum_{i=1}^n [W_{j,i} - (a \times t_i + b)]^2 \quad (二)$$

式二中 n 為該視窗訊號 W_j 之點數， a, b 為 W_j 之線性迴歸係數。

計算完各視窗內之線性趨勢後，將原訊號減去各趨勢，即可得到修正後之訊號 (如式三)。

$$W'_{j,i}(t, \tau_j) = W_{j,i}(t, \tau_j) - (a \times t_i + b) \quad (三)$$

其中 $W'(t, \tau)$ 為完成修正後之新視窗， $S'(t)$ 為修正後之新訊號，如式四。

$$S'(t) = \sum_{j=1}^{\tau} W'_j(t, \tau_j) \quad (四)$$

(二) 極端值修剪

本研究使用之地震儀相當精密，施測期間有人行經實驗場域與附近道路之行車，皆為無法避免之人為振動，這些人為訊號必須去除，以利後續之分析。由於不同地點或時間所測量到之振幅可能不同，因此無法明確定義一個閾值超過一定振幅之訊號皆需去除，而大部分之統計方法會因為極端值之數目遠小於整體訊號數目，導致統計值顯得不明顯，如峰度(kurtosis)，所以此研究用於判斷極端值之方法為先統計該訊號各振幅分布，而該振幅之分布機率小於一閾值之振幅皆須去除。

從量測訊號中觀察到，無人為造成極端值之量測訊號，若對其振幅統計，畫出梯級頻率圖，發現其為常態分布。

所以本演算法為了將訊號整理成穩定、無極端值之狀態，而假設測量之訊號在穩定正常狀況下振幅分布為常態分布，再利用不同判斷方式將該訊號之梯級頻率圖(histogram)調整成常態分布。此方法大致分成兩個階段 (Fig.5)，以下分段說明。

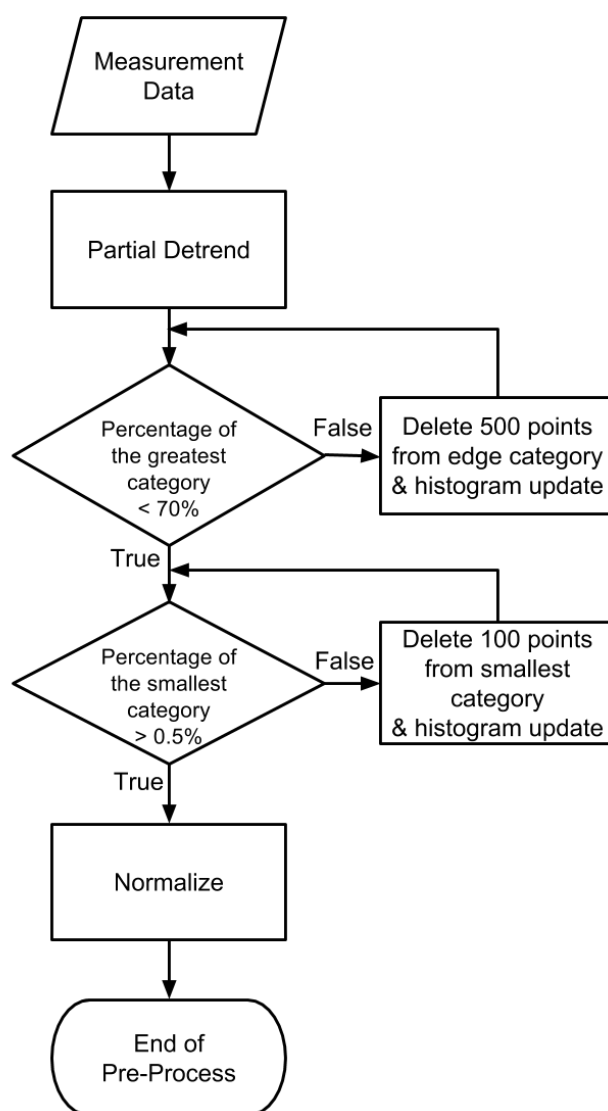


Fig.5 訊號前處理流程 (含極端值修剪)

1.第一階段

此研究所有梯級頻率圖之類別依經驗皆設定為 9 個，只經過區域基線趨勢的訊號梯級頻率圖，其大部份之振幅皆在包含 0 的類別內，而剩下少部分的分布在其他類別內 (Fig.6a)，原因為各圖皆將振幅分成九個類別，原始訊號內若有極端值，會使每個類別之組距變大，因此有 0 的類別幾乎包含了所有整個穩定狀態下的訊號，此類別之數量若大於全部之 70%，即會從邊緣之類別開始每次刪除 500 點，再重新統計振幅分布，直到小於 70% 為止。

2.第二階段

去掉大部分極端值後有些因前一個步驟在處理較大之極值，因此並未處理到較小的區域中相對較大的值，發現這些值皆被包括在小於某比例之類別中 (Fig.6b)，因此此步驟與前一階段相似，唯一不同在於將小於一定比例 (本研究使用 0.5%) 之資料點刪除 100 點，並重新統計振幅分布，直到最小之類別比例大於 0.5% 為止；完成此步驟後可將訊號處理成常態分布 (Fig.6c)。

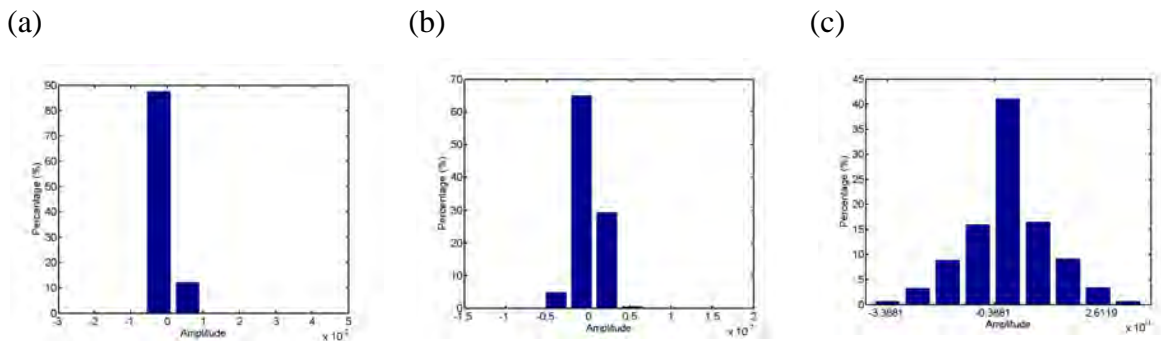


Fig.6 各處理階段之梯級頻率圖

(三) 正規化 (normalization)

在進行多尺度熵分析前，為了使每次量測後續熵分析之結果不受訊號之振幅影響，會做正規化之動作，使平均值趨近於 0，且標準差 (standard deviation, SD) 為 1。正規化將一訊號 ($g(t)$) 振減去振幅之平均值，並除以該訊號之標準差，如下式五。

$$y(t) = \frac{g(t) - [n^{-1} \times \sum_{j=1}^t g(t)]}{S_D(g)} \quad (五)$$

三、多尺度熵分析

熵 (entropy) 的概念最早被德國物理學家克勞修斯 (Clausius) 在 1865 年提出，用於解釋熱力學第二定律 (second law of thermodynamic)，將一個系統在某一狀態作功能力的物理量稱為熵；之後 Shannon 在 1949 年將熵引進資訊理論 (information theory) 中，提出

Shannon entropy[6]。以下分段介紹本研究使用之熵分析法。

(一) 粗粒化

粗粒化在許多研究中扮演著將一訊號轉換成各尺度訊號之方法，此方法將原始訊號以尺度之數目分割成數個不重複（non-overlap）之視窗，並以不同之統計方法來粗粒視窗。

1. 平均粗粒化

Costa et al 認為熵會因尺度而變化，於 2002 年提出多尺度熵分析法（Multiscale Entropy），用於人體心臟之 RR interval 訊號，發現一個正常、健康心臟所測量到之訊號經過多尺度熵分析後會發現熵值於多尺度下趨近於常數函數，而一個患有心房顫動心臟的訊號於多尺度下熵會持續下降，即可在多尺度之下看出熵之變化。

假設一欲分析之訊號為 $\{Y_g\} = \{y_1, y_2 \dots y_n\}$ ，則其粗粒化之方法如式六。

$$R_j^\tau = \tau^{-1} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} Y_i \quad (六)$$

R_j^τ 為原始訊號於尺度 τ 下之訊號，也就是在將第 $(j-1)\tau + 1$ 到 $j\tau$ 的資料點作平均（Fig.7）。

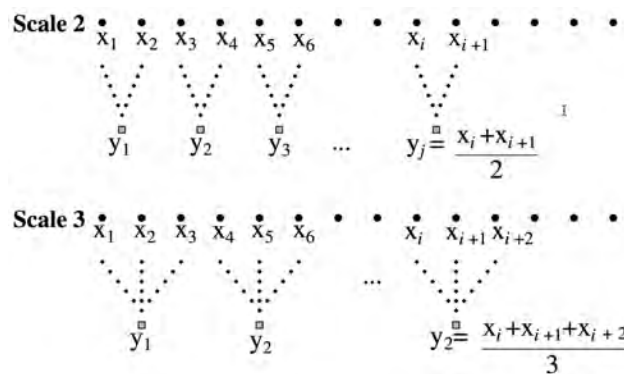


Fig.7 平均粗粒化之示範

2. 中間數粗粒化

利用平均數作為粗粒化流程中之統計模型容易受到極端值之影響，解決方法是將此平均數之方法替換為中間數（median）。如式七。

$$M_j^\tau = \text{median} \left[\sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} Y_i \right] \quad (七)$$

M_j^τ 為原始訊號於尺度 τ 下之訊號，也就是在將第 $(j-1)\tau + 1$ 到 $j\tau$ 的資料點作中間數。

(二) 取樣熵

在訊號領域裡，時序可作為隨機變數之輸出，因此熵也可用於表示時序之複雜程度（complexity）；而用於計算熵之方法極多，而其中較有名之方法莫過於近似熵（approximate entropy）與取樣熵。近似熵由 Pincus 在 1991 年[4]提出，而此方法適用於真實世界之時間序列（time-series），是對規律性（regularity）之統計，較高之值代表較不規則，反之亦然，現今廣泛於醫學；取樣熵由 Rickman et al 在 2000 年提出，而此方法優於近似熵在於它較不會受到時序長度之影響，對於不同之參數也有較高之一致性（consistency）。

此方法假設一欲分析之訊號為 $\{W_n\} = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$ ，長度為 N ，長度之定義為 $F_s \times S_e$ ， F_s 為取樣率，即為一秒儀器取樣之次數， S_e 為測量時間，單位為秒；由於欲計算訊號於多個尺度下之熵，因此需在計算熵前進行平均粗粒化，而粗粒化後之長度為 N' ；再將該訊號分成數個樣板（ $P_i^{m,\tau} = \{v_i^\tau, v_{i+1}^\tau \dots v_{i+m-1}^\tau\}$ ），而樣板長度 m 在本研究中定義為 2，樣板長度即為一個樣板裡的資料點數目，可組成 $N' - m + 1$ 個樣板，並組成樣板空間 T^τ ，如式八。

$$T^\tau = \begin{bmatrix} v_1^\tau & \dots & v_m^\tau \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{i+m-1}^\tau & \dots & v_{N'}^\tau \end{bmatrix} \quad (八)$$

即為將樣板長度 m 的第 i 個樣板定義為 $P_i^{m,\tau} = [v_i^\tau, v_{i+1}^\tau \dots v_{i+m-1}^\tau]$ ，例如 $P_4^{m,\tau} = [v_4^\tau, v_{4+1}^\tau \dots v_{4+2-1}^\tau]$ ，驗證該樣板之資料數目為 2 (v_4^τ, v_5^τ)。當 $P_i^{m,\tau}$ 為該次計算之樣本時， $P_j^{m,\tau}$ 即為除了 $P_i^{m,\tau}$ 以外之所有樣板，用來比較該訊號之複雜度。在此方法中辨識是否相似之方法是將該次比較之樣板之 m 個資料點數值加上閾值（threshold） r ， r 定義為 $\pm c \times \sigma$ ， c 為常數，此參數之決定會因計算數據之不同而變化，一般設為 10% 到 20%， σ 為波形 $\{W_n\}$ 之標準差； $G^\tau(d_{i,j}, r)$ 為兩樣板 $u_m^\tau(i), u_m^\tau(j)$ 相似之數量，而用於計算兩式是否相似之公式如式九。

$$G^\tau(d_{i,j}^\tau, r) = \begin{cases} 1, & d_{i,j}^\tau \leq r \\ 0, & d_{i,j}^\tau > r \end{cases} \quad (九)$$

其中 $d_{i,j}^\tau$ 為 $u_m^\tau(i), u_m^\tau(j)$ 之距離，定義如下式十。

$$d_{i,j}^\tau = \max[|u_m^\tau(i+k) - u_m^\tau(j+k)|] \quad (十)$$

如果 $P_j^{m,\tau}$ 內之所有連續資料點皆在 $P_i^{m,\tau}$ 之閾值區間內即可定義為相似，並計算相似數據之數量，再取平均（ $U_i^{m,\tau}(r)$ ），如式十一。

$$U_i^{m,\tau}(r) = (N' - m - 1)^{-1} \sum_{j=1}^{N'-m} G^\tau(d_{i,j}^\tau, r) \quad (十一)$$

將所有樣板輪流作為樣本，並加總所有符合以上條件之次數，在取平均，即可得到樣板長度為 m 之自我相似度，式十二。

$$U^{m,\tau}(r) = (N' - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N'-m} U_i^{m,\tau}(r) \quad (十二)$$

完成以上步驟後將樣板長度更改為 $m + 1$ ，並進行同樣步驟，計算樣板長度為 $m + 1$ 之自我相似度 ($U^{(m+1),\tau}(r)$)。最後計算連續 m 點相似， $m + 1$ 點亦相似之機率自然對數，如下式十三。取樣熵之示範如 Fig.8。

$$S_E^{\tau}(m, r, N') = -\ln \frac{U^{(m+1),\tau}(r)}{U^{m,\tau}(r)} \quad (十三)$$

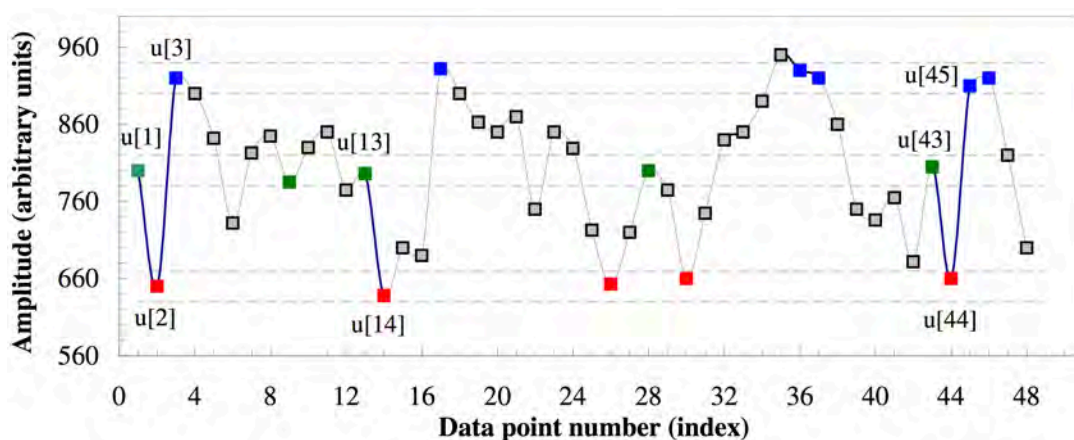


Fig.8 取樣熵之示範

假設此次設定之樣板長度為 2，並示範之樣本由 $u[1]$ 、 $u[2]$ 所組成，而可見此二點於圖中之上下各有一虛線，表示該點之相似區域，若比較樣板時有連續兩點之值分別落在 $u[1]$ 、 $u[2]$ 兩點之相似區域內，即判斷此二樣板相似，例如 $u[13]$ 、 $u[14]$ 即與樣本相似。

(三) 數位熵

極端值對取樣熵之準確度有極大之影響，由於其對於自我相似之定義是使用樣板之值再加上一個標準差，而標準差容易受到極端值之影響，使得較多實質上不相似之樣板被判斷為相似，而取樣熵則會顯得較小，造成分析上之困難；為了解決此問題，本研究提出一套計算熵之方法，稱為數位熵。而數位熵與取樣熵之差別在於取樣熵之輸入訊號為類比訊號，而數位熵如名所示，需求的為數位訊號，不過本研究使用之地震儀紀錄之訊號皆為類比訊號，因此這方訪需要一個可將類比訊號數位化之轉換器 (analog to digital converter, ADC)。

此方法假設一欲分析之訊號為 $\{W_n\} = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$ ，長度為 N ，長度之定義為 $F_s \times S_e$ ， F_s 為取樣率，即為一秒儀器取樣之次數， S_e 為測量時間，單位為秒；由於欲計算訊號於多個尺度下之熵，因此需在數位化前進行中間數粗粒化；本研究大致定義兩資料點知變化量為正則其轉換為 1，反之亦然，如式十四。

$$D_i^\tau = \begin{cases} 1, & v_{i+1}^\tau - v_i^\tau \leq 0 \\ 0, & v_{i+1}^\tau - v_i^\tau > 0 \end{cases} \quad (十四)$$

D_i^τ 為訊號於尺度 τ 下數位化後之訊號。

但進行數位化仍須有量化誤差，而量化誤差定義為前文提到之極端值修剪方法處理訊號後，在訊號穩定之狀態下 (A^τ) 最大與最小振幅差之 2^{-p} 倍，此 p 值可由經驗或不同數據而定 (如式十五)。

$$D_i^{\tau'} = \begin{cases} 1, & v_{i+1}^\tau - v_i^\tau \leq A^\tau \cdot 2^{-p} \\ 0, & v_{i+1}^\tau - v_i^\tau > A^\tau \cdot 2^{-p} \end{cases} \quad (十五)$$

$D_i^{\tau'}$ 為訊號於尺度 τ 下數位化後之訊號。

數位化與粗粒化後之長度為 N' ，再將該訊號分成數個樣板 ($P_i^{m,\tau} = \{v_i^\tau, v_{i+1}^\tau \dots v_{i+m-1}^\tau\}$)，而樣板長度 m 在本研究中定義為 8，樣板長度之定義方式於下文提及；可組成 $N' - m + 1$ 個樣板，並組成樣板空間 T^τ ，如式十六。

$$T^\tau = \begin{bmatrix} v_1^\tau & \dots & v_m^\tau \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{i+m-1}^\tau & \dots & v_N^\tau \end{bmatrix} \quad (十六)$$

即為將樣板長度 m 的第 i 個樣板定義為 $P_i^{m,\tau} = [v_i^\tau, v_{i+1}^\tau \dots v_{i+m-1}^\tau]$ ，例如 $P_4^{8,\tau} = [v_4^\tau, v_{4+1}^\tau \dots v_{4+8-1}^\tau]$ ，驗證該樣板之資料數目為 8。當 $P_i^{m,\tau}$ 為該次計算之樣本時， $P_j^{m,\tau}$ 即為除了 $P_i^{m,\tau}$ 以外之所有樣板，用來比較該訊號之複雜度。由於此方法之訊號無法使用樣板之值加標準差來定義是否自我相似，因此本研究定義兩樣板之間之相似為完全相同 (如式十七)。

$$G^\tau(d_{i,j}^\tau) = \begin{cases} 1, & d_{i,j}^\tau = 1 \\ 0, & d_{i,j}^\tau = 0 \end{cases} \quad (十七)$$

其中 $d_{i,j}^\tau$ 為 $u_m^\tau(i), u_m^\tau(j)$ 之距離，定義如式十， $G^\tau(d_{i,j}^\tau)$ 為兩樣板 $u_m^\tau(i), u_m^\tau(j)$ 相似之數量。

如果 $P_j^{m,\tau}$ 內之所有連續資料點皆在 $P_i^{m,\tau}$ 之閾值區間內即可定義為相似，並計算相似數據之數量，再取平均 ($U_i^{m,\tau}(r)$)，如式十八。

$$U_i^{m,\tau}(r) = (N' - m - 1)^{-1} \sum_{j=1}^{N'-m} G^\tau(d_{i,j}^\tau) \quad (十八)$$

將所有樣板輪流作為樣本，並加總所有符合以上條件之次數，在取平均，即可得到樣板長度為 m 之自我相似度，式十九。

$$U^{m,\tau}(r) = (N' - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N'-m} U_i^{m,\tau}(r) \quad (十九)$$

完成以上步驟後將樣板長度更改為 $m + 1$ ，並進行同樣步驟，計算樣板長度為 $m + 1$ 之自我相似度 ($U^{(m+1),\tau}(r)$)。最後計算連續 m 點相似， $m + 1$ 點亦相似之機率自然對數，如下式二十。

$$DS_E^{\tau}(m, N') = -\ln \frac{U^{(m+1),\tau}(r)}{U^{m,\tau}(r)} \quad (二十)$$

取樣熵之樣板長度之選擇為參考前人之研究，而在提出數位熵前進行參數最佳化時發現樣板長度於 2 至 8 之間之結果皆十分相似，因此於此處使用 8，其原因為樣板長度越高，計算之速度越快，以下示範。

假設一訊號為 $\{W_n\} = \{v_1, v_2 \dots v_N\}$ ，長度為 N ， m 為樣板長度，此處設定為 8；將該訊號分成數個樣板 ($P_i^m = \{q_i, q_{i+1} \dots q_{i+m-1}\}$)，可組成 $N - m + 1$ 個樣板，並組成樣板空間 Q ，如式二一。

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & \dots & q_m \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{i+m-1} & \dots & q_N \end{bmatrix} \quad (二一)$$

即為將樣板長度 m 的第 i 個樣板定義為 $P_i^m = [q_i, q_{i+1} \dots q_{i+m-1}]$ ，當 P_i^m 為該次計算之樣本時， P_j^m 即為除了 P_i^m 以外之所有樣板，在此方法比較兩樣板是否相似時有個可較快完成之方法，由於數位熵之輸入訊號為數位訊號，比起利用程式來設計比較兩樣板中各個元素是否皆相同，將每個樣板中的元素作為位元，並此八位元序列轉換成十進位，此十進位與序列為單射關係 (injection)，故兩轉換後十進位之值相等，即可判斷兩樣板相似，利用此方法於實際應用可加速五至六倍。

(四) MSSE

此方法之概念與數位熵有些相似，皆先將測量到之類比訊號轉為數位訊號，而此方法用於定義兩樣板相似之方法與數位熵不同，為了避免將相似之樣板判斷為不相似，此處提到之相似樣板意指含有相同訊息量的樣板，例如此方法認為 $z_1 = [1,1,1,1,1,1,1,1]$ 與 $z_2 = [0,0,0,0,0,0,0,0]$ 相似，而定義是否有相同訊息量之方法如 Fig.9a，該研究將 8 個位元 256 種組合統整成 13 個類別 (Fig.9b)。

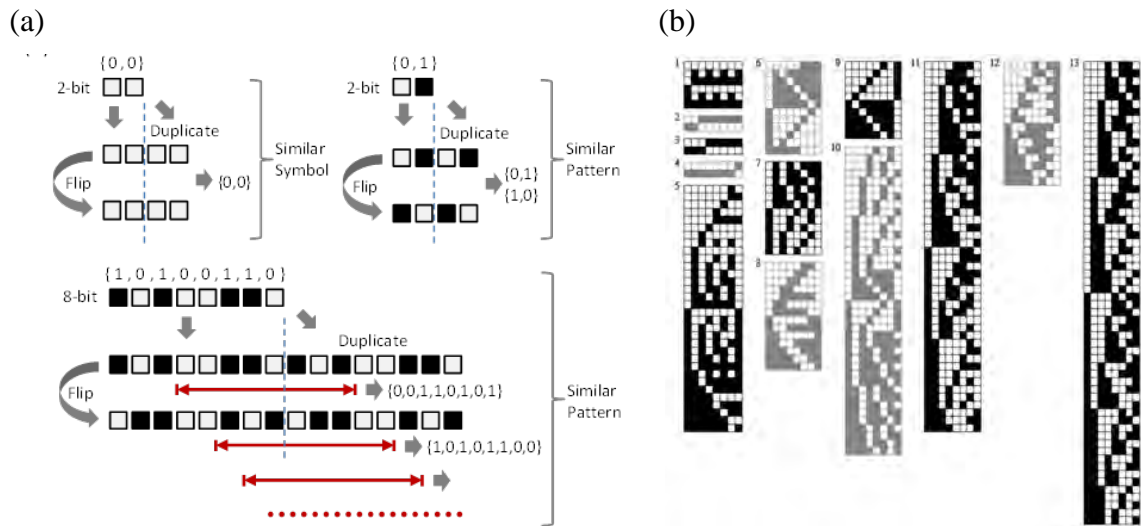


Fig.9 a 分類樣板之方法 b 將 256 種樣板組合分類知結果

四、電腦數值分析

訊號前處理及多尺度熵分析仰賴大量之電腦運算，本研究依照其演算法之資料結構與硬體需求使用不同之程式語言。研發訊號前處理之演算法、呈現研究數據及結果之圖表，使用的是較適合運作數據分析且有完備函數庫，且 GUI (Graphical User Interface) 設計完善之 MATLAB。

開發完訊號前處理之演算法後，自行將程式翻譯成 C++，其一原因為收集到之訊號數量龐大，為解決程式處理時間過長之問題，可利用 OpenMP (Open Multi-Processing) 進行平行運算 (parallel computing)，理論上可達到最高四倍之加速，實際應用上至少可達三倍；另一原因為計算取樣熵之過程需比較樣板上百億次，其資料結構可平行化 (parallelization)，因此適合使用繪圖卡來做運算，而在控制繪圖卡運算前之 IO 皆以 C++ 完成。

參、研究結果與討論

一、訊號前處理

以下利用二實例說明訊號前處理，如 Fig.10、Fig.11。

(一) 由原始訊號之波形（如 Fig.10a、Fig.11a）可發現測量有兩個問題待解決，其一為人為因素，即測量期間有人經過測站造成之極端值；另一為使用之地震儀本身的長週期（低頻）基線變動問題。

(二) Fig.10b、Fig.11b 為原始訊號經過區域趨勢修正後之結果，可明顯看出原始訊號中長週期基線變動已被有效修正。

(三) 如 Fig.10c、Fig.11c，發現僅經過區域趨勢修正之訊號，在梯階頻率圖中呈單一類別特別突出。

(四) Fig.10d、Fig.11d 為區域趨勢修正後經過第一階段極端值修剪之訊號，而紅色線代表被此階段偵測為極端值並刪除之處，由紅線可得知此階段處理之範圍為較大之極端值，而刪除後之訊號如 Fig.10e、Fig.11e。

(五) 梯階頻率圖中顯示經過第一階段修正後之訊號，相對較小的極端值存在，而此些極端值分布於較小比例之類別中（比例之小，甚不可從圖中觀察到），如 Fig.10f、Fig.11f。

(六) Fig.10g、Fig.11g 為第一階段極端值修剪後經過第二階段極端值修剪之訊號，而紅色線代表被此階段偵測為極端值並刪除之處，由紅線可得知此階段處理為相對較小之極端值，而刪除後之訊號如 Fig.10h、Fig.11h。

(七) Fig.10i、Fig.11i 為經過整套訊號前處理後之梯階頻率圖，圖中顯示此訊號已被修正為常態分布，即達成此演算法之目的。

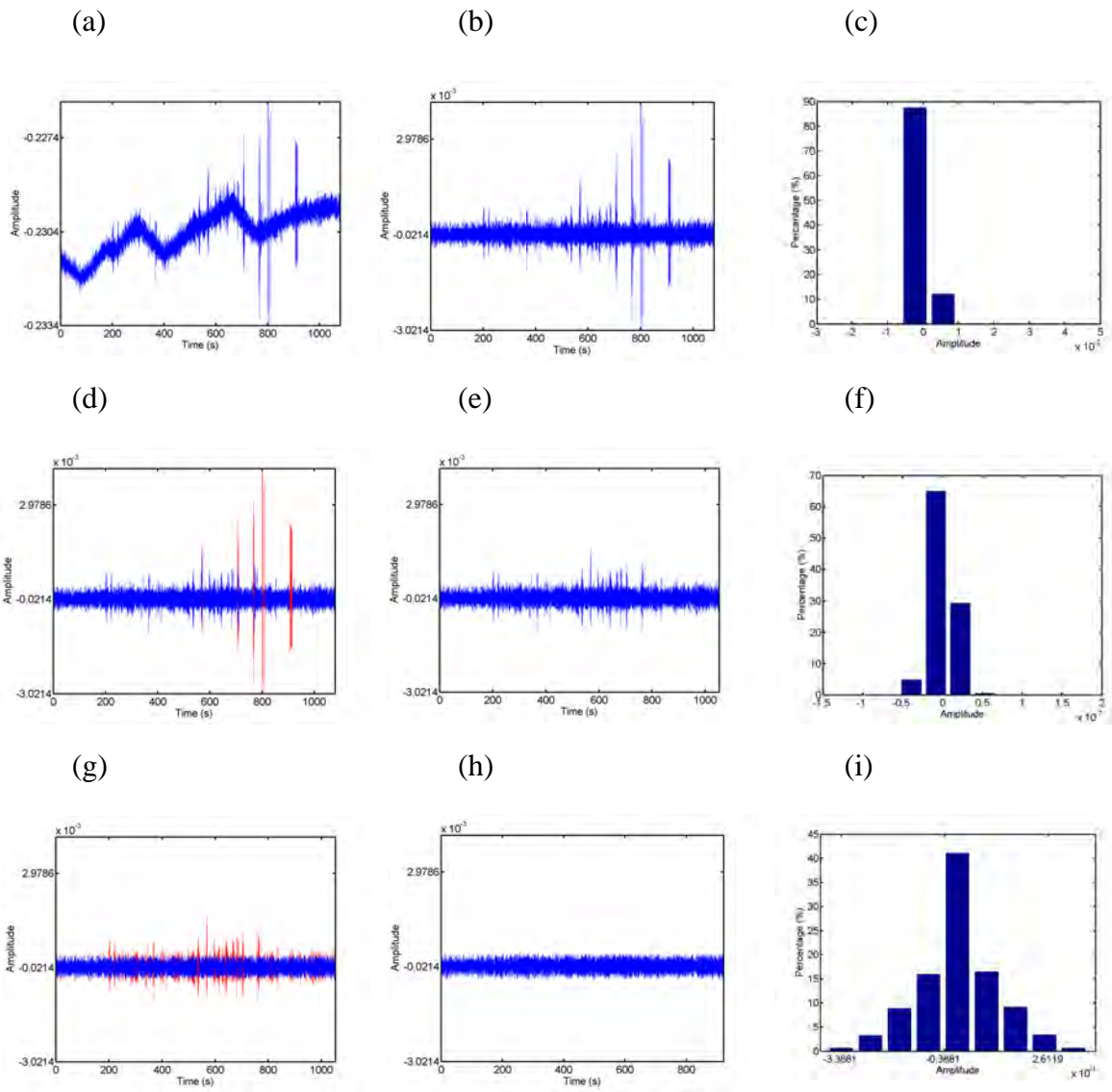


Fig.10 訊號前處理流程 (實例一)

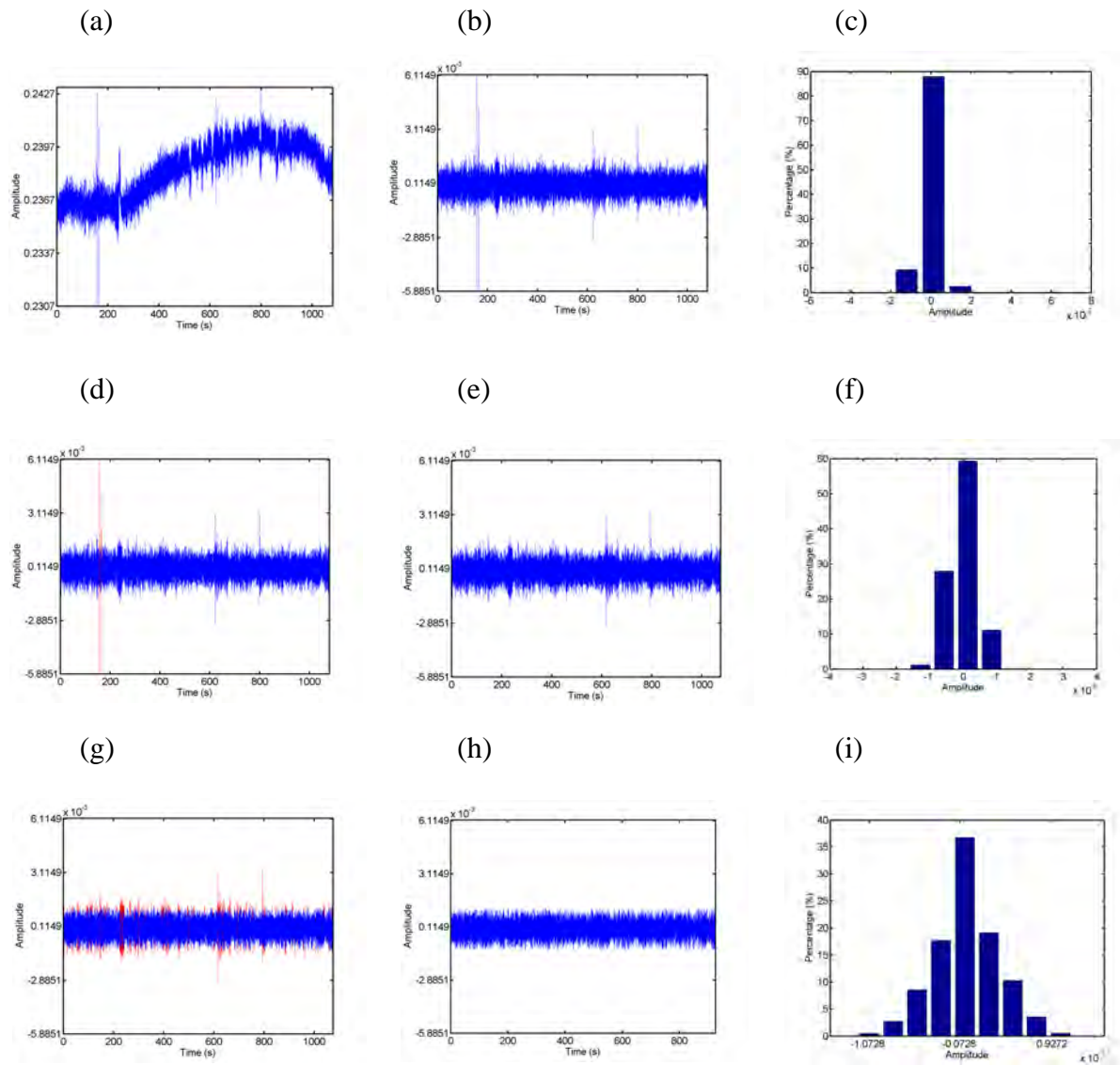


Fig.11 訊號前處理流程（實例二）

二、結構物訊號於多尺度下之取樣熵（未經訊號前處理）

Fig.12 為橋樑一第一測站不同時間測量訊號之不同尺度取樣熵值，其多尺度熵趨勢線分布較廣，且其值隨著尺度增加而遞減，有多次測量之高尺度熵值趨近於零，發生飽和之現象，經分析量測訊號發現，導致飽和之原因為訊號中之極端值造成。

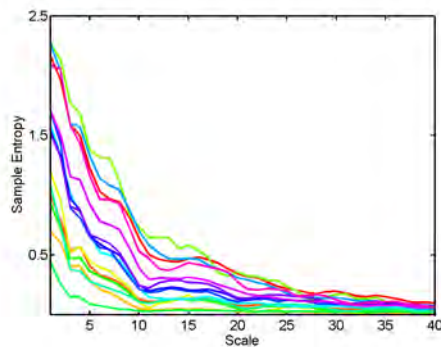


Fig.12 橋樑一第一測站不同時間測量之多尺度取樣熵結果

此現象可利用 Fig.13 來解釋造成熵值於高尺度收斂至 0 之飽和現象；Fig.13a 與 Fig.13b 之差別在於 Fig.13b 之第 11 至 15 點模擬極端值，剩下之資料點模擬穩定且不受外力影響下測量到之訊號，並設定此次之樣板長度為 2，以第 1 與第 2 點組成之樣板作為樣本，而兩組虛線表示第 1 與第 2 點之相似區域，以 Fig.13a 來說有一組可被判斷為相似（第 9、10 點所組成之樣板），而 Fig.13b 有四組可被判斷為相似，（第 7、8 點、第 9、10 點、第 17、18 點與第 23、24 點所組成之樣板），其原因為 Fig.13b 中之極端值讓用於定義兩樣板是否相似之標準差變大（Fig.13a 之標準差為 0.56，Fig.13b 之標準差為 2.06），進而使在無極端值情況下，如 Fig.13a，並非相似之樣板在 Fig.13b 被判斷為相似（第 7、8 點、第 17、18 點與第 23、24 點於 Fig.13a 中不相似於樣板，於 Fig.13b 中卻被判斷為相似），而自我相似度高之訊號顯示出之熵值較小，因此未經訊號處理之多尺度取樣熵會因極端值於高尺度飽和。

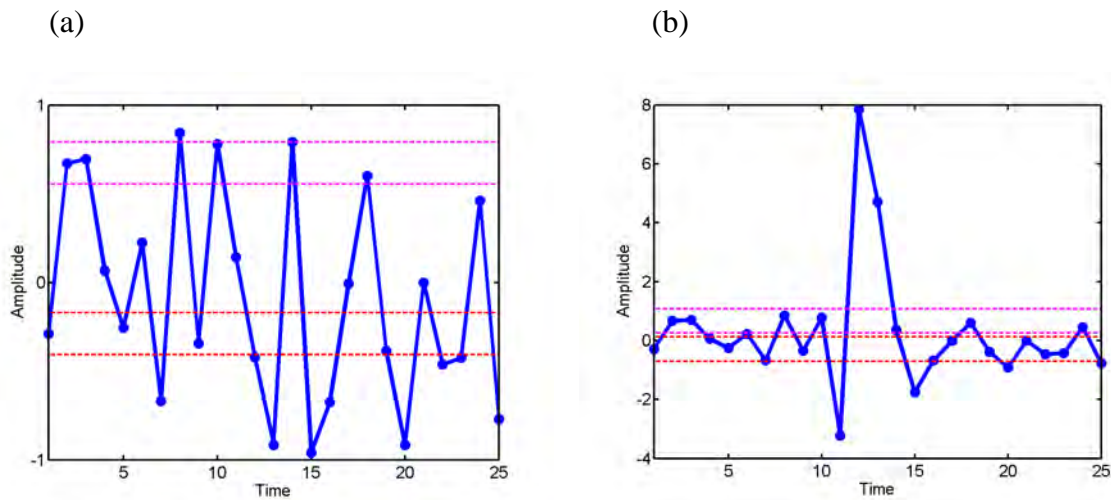


Fig.13 示範極端值對取樣熵之影響

三、結構物訊號於多尺度下之取樣熵（經訊號前處理）

與 Fig.12 多尺度熵結果使用相同的量測數據（橋樑一測站一），經過區域基線修正與極端值修剪之訊號前處理後，不同時間量測之多尺度熵趨勢線較為集中，且不同尺度取樣熵值不再於高尺度飽和，但熵值仍隨著尺度增加而遞減，而此現象於前人研究中一般被認為發生在較複雜之訊號上，即使此趨勢較為集中，但仍無法用於結構物之健康診斷，因此需另尋較可處理複雜訊號之熵值演算法。

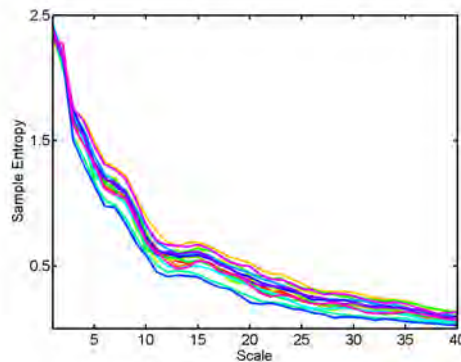


Fig.14 橋樑一第一測站不同時間測量之多尺度取樣熵結果

四、比較有無經過前處理之結構物訊號多尺度取樣熵

從 Fig.15 中可知經過修正後（藍線）之結果相較於未修正前（紅線）不容易飽和，且趨勢線較為集中，因此此研究提出之演算法可有效修正較複雜之訊號。

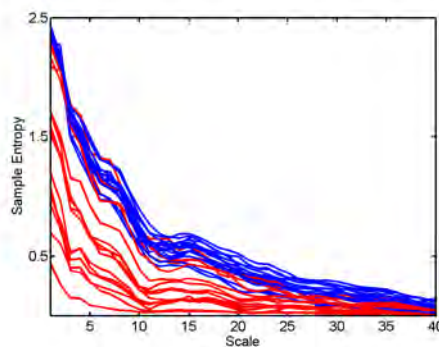


Fig.15 有無前處理在多尺度取樣熵之差異

五、結構物訊號於多尺度下之數位熵

（一）從 Fig.16a 可知橋樑一測站一其多尺度數位熵值不會飽和，且熵值不會隨著尺度增加而遞減，不過其模型之分布較不集中。

（二）Fig.16b 為橋樑一測站二之數位熵分析結果，其多尺度熵也無飽和與遞減狀況，但其趨勢線與第一測站稍有差異。另圖中有一條加粗的線，其多尺度熵與同一測站其他趨勢線明顯不同，而實驗記錄中提到該次量測時游泳池在進行施工，其為受施工震

動之影響。而除了一條被加粗的線外，可大致觀察到其趨勢，不過其模型之分布較不集中。

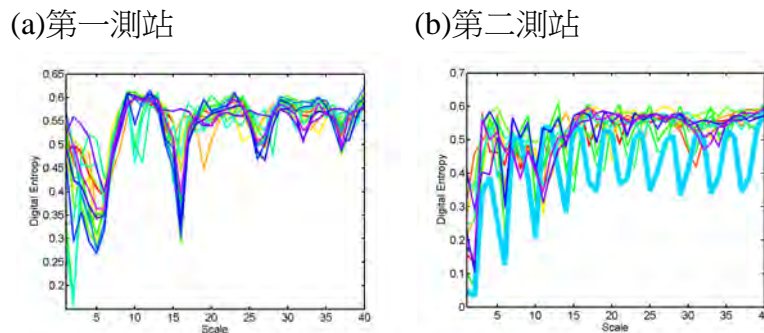


Fig.16 橋樑一不同時間測量之多尺度數位熵結果

(三) Fig.17 為橋樑二三個測站之數位熵分析結果，其多尺度熵也無飽合與遞減狀況，但其趨勢線與橋樑一有明顯差異。同樣的，圖中加粗之線，由實驗記錄可知為量測時游泳池施工所造成。可大致觀察到其趨勢，不過其模型之分布較不集中。

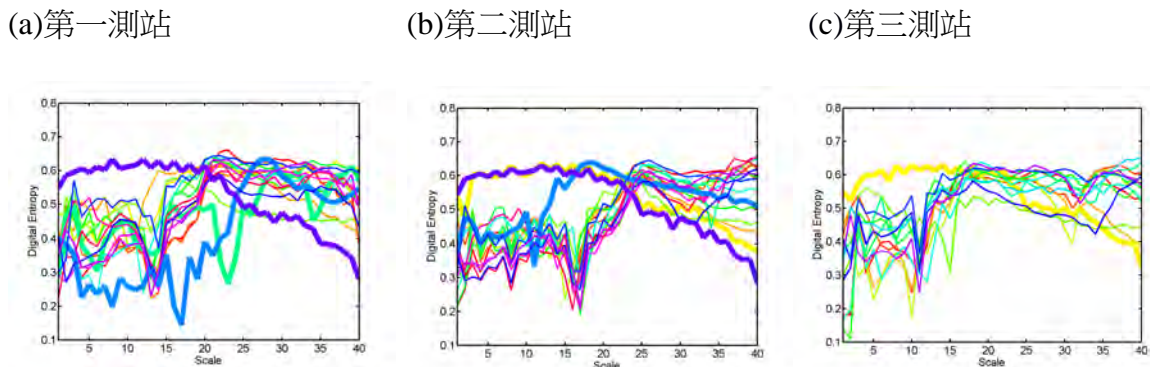


Fig.17 橋樑二不同時間測量之多尺度數位熵結果

(四) 由以上之分析可知，此數位熵分析結果顯示，此方法已無飽和與尺度遞增而熵遞減之問題，也可大致看出趨勢線，且不同結構物趨勢線會有所差異，但會趨勢線分布較不集中之問題。

六、結構物訊號於多尺度下之 MSSE

(一) 從 Fig.18a 可知橋樑一測站一其多尺度 MSSE 熵值不會飽和，且熵值不會隨著尺度增加而遞減，其模型之分布以較數位熵集中，且趨勢明顯。

(二) Fig.18b 為橋樑一測站二之 MSSE 熵分析結果，其趨勢線與第一測站相似。圖中紅線為游泳池施工振動所造成之影響，其多尺度熵與同一測站其他趨勢線（黑線）明顯不同。除紅線外，可明顯觀察到其趨勢，且其分布集中。

(a)第一測站

(b)第二測站

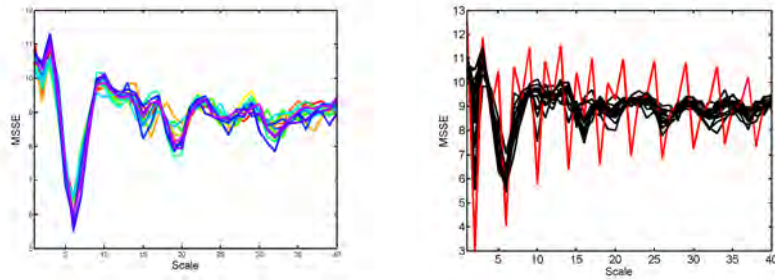


Fig.18 橋樑一不同時間測量之多尺度 MSSE 熵結果

(三) Fig.19 為橋樑二第一測站 MSSE 熵分析結果，其趨勢線與橋樑一有明顯差異。圖中紅線，由實驗記錄可知為量測時游泳池施工所造成。可明顯觀察到其趨勢（黑線），其模型之分布集中，Fig.19a~c 中三條不同紅線為三個不同施工日期所造成之趨勢線異常。

(a)紅線為施工一

(b)紅線為施工二

(c)紅線為施工三

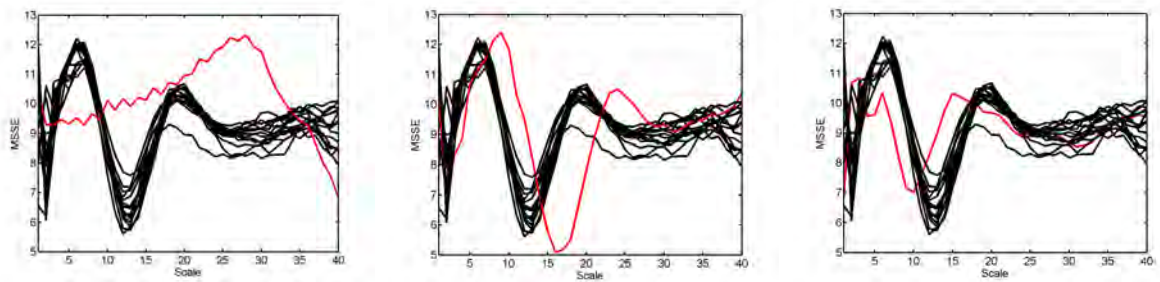


Fig.19 橋樑二第一測站不同時間測量之多尺度 MSSE 熵結果

(四) Fig.20 為橋樑二第二測站 MSSE 熵分析結果，其趨勢線與橋樑二第一測站極為相似。圖中紅線，由實驗記錄可知為量測時游泳池施工所造成。可明顯觀察到其趨勢（黑線），其模型之分布集中，Fig.20a~c 中三條不同紅線為三個不同施工日期所造成之趨勢線異常。

(a)紅線為施工一

(b)紅線為施工二

(c)紅線為施工三

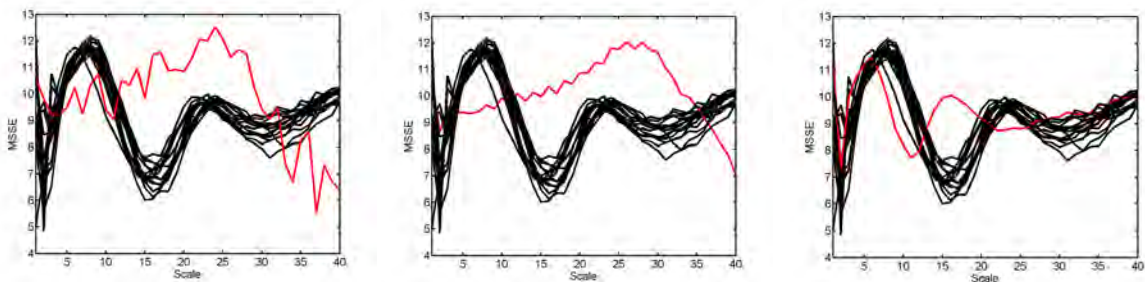


Fig.20 橋樑二第二測站不同時間測量之多尺度 MSSE 熵結果

(五) Fig.21 為橋樑二第三測站 MSSE 熵分析結果，其趨勢線與橋樑二第一、二測站極為相似。圖中紅線，由實驗記錄可知為量測時游泳池施工所造成。可明顯觀察到其趨勢（黑線），其模型之分布集中。

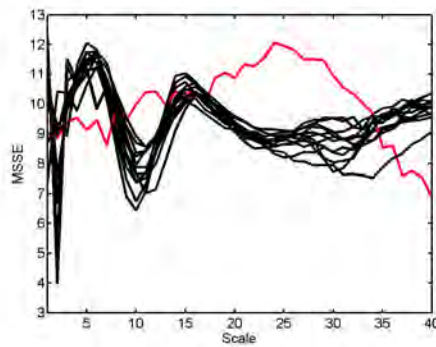


Fig.21 橋樑二第三測站不同時間測量之多尺度 MSSE 熵結果

(六) 由 MSSE 熵之分析結果，不同橋樑會有不同之多尺度熵模型，而同一橋樑不同測站，其模型相似，且不同橋樑，皆可量測分析出外部振動所造成之模型變異。

(七) MSSE 之所有測站量測結果，除紅線為施工影響外，其趨勢一致，且游泳池施工前後並無法看出差異，代表兩橋樑並無因施工而受到損傷。

七、各類多尺度熵比較

Fig.22 為橋樑一第一測站不同時間測量之多尺度各種熵演算法結果，經前處理後之取樣熵，解決了飽和問題，而數位熵沒有熵值隨尺度遞增而遞減的問題，但其趨勢線分佈仍不夠集中，MSSE 熵演算法趨勢線明顯且集中，此演算法適合建立結構物之多尺度熵模型。

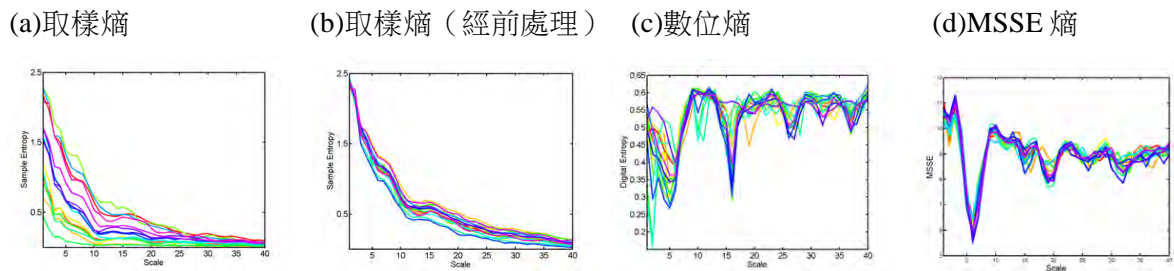


Fig.22 橋樑一第一測站不同時間測量之多尺度熵結果

肆、結論與應用

由 MSSE 分析之結果得知，不同橋樑之多尺度熵模型有不同之趨勢（因其結構不同）；同一橋樑不同測站之多尺度熵模型趨勢相似；同一測站於不同施工（振動頻率可能不同）之多尺度熵有不同之趨勢；施工對不同橋樑會產生不同多尺度熵趨勢。

本研究使用地震儀長時間多次量測兩橋樑之速度訊號，透過區域基線修正與極端值修剪等訊號前處理，利用 MSSE 計算不同尺度之熵值，建立兩橋樑於健康狀態下之模型，其橋樑結構不同而有不同之趨勢，且趨勢分布集中，當結構物受到施工震動影響（速度訊號改變）時，亦能量測分析出其多尺度模型變化。

若發生地震損壞結構物，其速度訊號（自然頻率）會因結構損壞而改變，本研究能因其自然頻率改變，而量測分析出其多尺度熵模型變化，診斷出其結構受損。

未來應用時不需長時間量測，只要數次量測確認其多尺度熵趨勢一致，便可建立其模型，當地震發生後，也只需幾次量測，確認其模型是否因地震而改變，以診察結構物是否受損。

本研究提出一套利用地震儀測量結構物訊號，經過前處理後，計算不同尺度熵值之方法，經長時間量測分析驗證，其能建立結構物狀態模型。未來可利用此方法，建立更多結構物受損前後之模型，以利後續評估受損程度，用於診察結構物是否受到地震晃動而損壞，預先防範，避免人員受到傷害。

伍、參考文獻

- 一、Costa, M. et al, 2002, Multiscale Entropy Analysis of Complex Physiologic Time Series, Physical review letters, Volume 89 Number 6, 068102.
- 二、Hussain, L. et al, 2017, Quantifying the dynamics of electroencephalographic (EEG) signals to distinguish alcoholic and non-alcoholic subjects using an MSE based K-d tree algorithm, Biomedizinische Technik. Biomedical engineering.
- 三、Lo, M. T. et al, 2015, Outlier-resilient complexity analysis of heartbeat dynamics, Scientific reports, 5.
- 四、Pincus, S. M., 1991, Approximate Entropy as a Measure of System Complexity, Proceedings of the National Academy of Sciences, 88(6), 2297-2301.
- 五、Rickman, J. S. et al, 2000, Physiological Time-Series Analysis using Approximate Entropy and Sample Entropy, American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 278 (6), H2039-H2049.
- 六、Shannon, C. E., 2001, A Mathematical Theory of Communication, ACM SIGMODILE Mobile Computing and Communications Review, Vol. 27, pp. 379-423, 623-656.

【評語】 180013

本研究透過平時量測資料建立多尺度熵模型，於震後短時間之量測，確認其模型是否因地震而改變，進行結構物之健康診斷，有很好之實用性！作品中資料處理與分析，均交代清楚！表現優異！

本件作品進一步應比較結構物受損前後之多尺度熵變化，目前本作品可說是透過實例呈現了如何分析並取得結構物之多尺度熵。

研究的思路清晰，數據的處理屬合理且有見解，分析的結果清楚。結論可再明確一些，且惡劇結果的物理意義和可能之實際用途須加強探討與說明。