# **目錄**

[目錄 I](#_Toc158899407)

[摘要 II](#_Toc158899408)

[Abstract III](#_Toc158899409)

[圖目錄 IV](#_Toc158899410)

[表目錄 V](#_Toc158899411)

[一、前言 1](#_Toc158899412)

[二、研究動機與研究問題 1](#_Toc158899413)

[三、文獻回顧及探討 3](#_Toc158899414)

[3.1. 結構健康診斷（Structure Health Monitoring, SHM） 3](#_Toc158899415)

[3.2 多尺度增量熵（Multiscale increment entropy, MIE） 6](#_Toc158899416)

[3.3 數位雙生（Digital Twins） 7](#_Toc158899417)

[四、研究方法與步驟 8](#_Toc158899418)

[4.1 結構健康診斷（案例：德馨公教大樓） 8](#_Toc158899419)

[4.1.1 運行評估 8](#_Toc158899420)

[4.1.2 數據獲取與訊號處理 9](#_Toc158899421)

[4.1.3 特徵提取：多尺度增量熵 10](#_Toc158899422)

[4.1.4 統計模型：非監督式學習 10](#_Toc158899423)

[4.2 數位雙生的建置 10](#_Toc158899424)

[4.2.1 使用Revit建置BIM模型 10](#_Toc158899425)

[五、結果與討論 11](#_Toc158899426)

[六、結論與未來展望 11](#_Toc158899427)

[6.1結論 11](#_Toc158899428)

[6.2 未來展望 11](#_Toc158899429)

[七、參考文獻 12](#_Toc158899430)

# 摘要

本研究利用多尺度增量熵分析法（Multiscale increment entropy method, MIE）進行結構健康診斷（Structural Health Monitoring, SHM），並進一步與數 位雙生（Digital Twins）概念結合。

為建築結構建置虛擬模型，用以可視化結構健康診斷結果、模擬災害時破壞狀況。研究計畫首先釐清研究問題與目標。結構健康診斷 SHM 為土木工程發展上新興研究領域。隨技術發展，建築結構壽命越來越長，結構部分補強及結構健康診斷成為老舊建築翻新外的第二種選 擇。本研究希望將結構健康診斷過程系統自動化，並結合數位雙生之概念，為 結構建置數位分身以展示、預測結構反應，降低進行結構健康分析之門檻，使 非專業之一般民眾對自家住宅結構健康程度有所了解。接著進行文獻回顧。結構健康診斷上，依據施工法及建材選擇等，結構受外力時反應之變異性高，因此發展出諸多演算法來進行分析，由生物學及物理學發展而來的熵概念 （entropy），以熵代表序列的複雜程度，被引進到結構健康診斷 SHM 上使用。 本研究選擇使用新興演算分析法：多尺度增量熵分析法 MIE。考慮了時間序列 的波動方向和幅度，在合成信號和真實信號上對複雜性變化的表現較其他常見方法好，且在跨尺度上需要更少的計算時間。而數位雙生（Digital Twins）是更新的概念，主要概念是替現實世界中實際存在之結構於虛擬世界建置一數位分 身，對於可視化及展示結構各項資訊較直觀，也能在此數位分身上操作、模 擬，來完成無法真的在實際結構上完成之實驗。研究步驟與方法上，本研究預 計將結構健康診斷結合數位雙生，因此勢必需要先為結構建模，作為數位分 身，目前預計嘗試以美國橡樹嶺國家實驗室開發的 AutoBEM 軟體建模。實作上，本研究選擇位於新竹東區之德馨公教大樓作為目標結構，由於德馨公教大 樓已裝設傳感器，能夠取得結構健康診斷之數據。預計先以物聯網方式將結構 健康診斷之各項數據實時映射在數位分身上，並且將多尺度增量熵分析法 MIE 之流程引入數位分身以進行演算分析。因此可以由數位分身模擬出多種受外力 情形下結構之反應，以多尺度增量熵分析後轉為三維熱力圖，累積足夠統計量 後，輔以機器學習進行判讀。期望可用數位分身預測結構的耐震能力，並使一 般民眾透過數位分身的展示，了解自家住宅結構老化程度及安全程度。最後， 預期成果即為替目標建築德馨公教大樓建置出數位分身，以數位分身進行結構 健康診斷的分析、展示、預測。期望可以數位雙生概念之優勢，將結構健康診 斷 SHM 帶入一般民眾的生活中，對自家老舊建築的結構安全性有所了解

# Abstract

MIE作為特徵提取方法，進行DL模型訓練，將判斷過程自動化（選不同大小地震看德馨大樓會不會破壞）

用多尺度增量熵分析法（Multiscale increment entropy method, MIE）進行結構健康診斷（Structural Health Monitoring, SHM） 並進一步與數位雙生（Digital Twins）概念結合，為建築結構建置虛擬模型，用以可視化結構健康診斷結果、模擬災害時破壞狀況。

本研究希望將結構健康診斷過程系統自動化，並結合數位雙生之概念，為結構建置數位分身以展示、預測結構反應，降低進行結構健康分析之門檻，使 非專業之一般民眾對自家住宅結構健康程度有所了解

因此勢必需要先為結構建模，作為數位分身，目前預計嘗試以美國橡樹嶺國家實驗室開發的 AutoBEM 軟體建模。 => ??????????

實作 上，本研究選擇位於新竹東區之德馨公教大樓作為目標結構，由於德馨公教大樓已裝設傳感器，能夠取得結構健康監測之數據。 預計先以物聯網方式將結構健康監測之各項數據實時映射在數位分身上， 並且將多尺度增量熵分析法 MIE 之流程引入數位分身以進行演算分析。 因此可以由數位分身模擬出多種受外力情形下結構之反應，以多尺度增量熵分析後轉為三維熱力圖，累積足夠統計量後，輔以機器學習進行判讀。=>??? 期望可用數位分身預測結構的耐震能力，並使一般民眾透過數位分身的展示，了解自家住宅結構老化程度及安全程度。 最後， 預期成果即為替目標建築德馨公教大樓建置出數位分身，以數位分身進行結構健康診斷的分析、展示、預測。

進入工業 4.0 的時代[7]，隨著人工智慧 AI、AR/VR 等技術進步與普 及，各產業漸漸轉型結合人工智慧、系統化、自動化和資料交換。數位雙 生（Digital Twin）最初由 Michael Grieves 博士在 2002 年提出，結合工業物聯網 IIoT、虛實整合（Cyber physical system）、工業自動化。將現實中存 在的物體或流程或服務在虛擬世界之中做一份數位模型，創建其「雙胞胎」（Twins）反映所有關鍵的外部和內部特徵、直接與間接資訊，稱之為 「數位分身」。即可在工作環境中應用數位分身模型，用以分析、評估和操作 實體產品。優勢為能夠彙整即時資料與實時數據更新、模擬並預測現實世 界中的物體或流程可能發生的反應或狀況與效能、實現跨部門協作等等。 與傳統的電子輔助設計和工程 （CAD/CAE） 模型不同，數位雙生需要有真實的對應物，在對應物上放置傳感器，將實時數據分析後映射到虛擬模型上，將產品的狀況可視化，且能透過數位分身控制實體結構、預測實體 結構反應，而非只是模擬[5]。

# 圖目錄

[圖 一Farrar et al.提出四步驟的統計模式 3](#_Toc159547034)

[圖 二、多尺度增量熵計算流程與範例（整理自文獻） 7](#_Toc159547035)

# 表目錄

[表格 一、熵分析研究歷史回顧 7](#_Toc159546120)

# 一、前言

# 二、研究動機與研究問題

台灣位處西太平洋火山地震帶與颱風路徑的必經之處，因此建築之抗風、 耐震極限強度在土木結構物上別有要求。且九二一地震後，重新審核了建築結 構之規範，不符合現行建築規範之老舊房屋問題受重視。內政部也因應潛在災 害風險制定「都市危險及老舊建築加速條例」，鼓勵都市計畫區域內危老房屋翻 新重建，提升建築安全與居住環境品質。針對 30 年以上危險老舊建築，若結構耐震能力未達標準，且改善不具效益或未設置昇降設備者，給予重建獎勵。但也有大量老舊房屋無法直接重建，而是採用房屋補強及進行結構安全評估。由於傳統建造工法及施工品質不一，多數的老舊房屋結構難以評估抗震能力，現行震後評估主要仰賴於人工的震後初評及詳評，是耗時耗力的勞力工作，也無法確保正確性。因此研究希望可以透過近年來新興的結構健康診斷技術以及屬於資訊理論的熵分析演算法建立一可靠的分析系統，期待可以建立一個快速且實時的結構 健康診斷系統。而隨年代的演進，現已研發出多種熵分析法，其中新興之多尺度增量熵承襲增量熵之運算特性，特意刻劃時間序列幅度與方向，使其專注於時間序列之自然波動，提升了對於時間序列幅度之敏感性，更克服了以往熵分 析在高尺度下表現不佳及出現未定義熵值之缺點。對於未知生理信號，MIE 不需要知道信號本身、不依賴於尺度選擇，可以提供時間序列複雜度隨尺度變化 的趨勢，造就 MIE 更適用於未知生理信號的複雜性分析，並具備更佳的穩健性。因此本研究採用多尺度增量熵分析法來進行結構健康診斷。 而隨著工程技術的提升及房屋使用年限的上升，結構健康診斷的需求提 高，以往人工式的判斷法漸漸無法供給實務所需。且目前使用熵分析進行健康 結構診斷時，結果判讀上需要專業，不易理解。一般民眾若不尋求專業人士， 難以得知建築結構健康狀態。因此本研究希望開發出不只適用於專業診斷，也 能夠使一般民眾更容易理解住家結構安全狀態之系統。而近年來新興議題之數 位雙生（Digital Twins）概念正好符合需求，為既有危老建築建置數位分身，展 示結構健康診斷分析後之結果，更利用數位分身進行無法在實體上實行之抗震 實驗。希望能夠以數位分身使結構健康診斷 SHM 以更易理解的方式操作與展 現。

Also, there are currently no quantifiable methods to determine if buildings are safe for reoccupation after a significant earthquake. SHM may one day provide the technology that can be used to significantly minimize the uncertainty associated with such post-earthquake damage assessments. The prompt reoccupation of buildings, particularly those associated with manufacturing, can significantly mitigate economic losses associated with major seismic events. Finally, many portions of our technical infrastructure are approaching or exceeding their initial design life. As a result of economic issues, these civil, mechanical and aerospace structures are being used in spite of aging and the associated damage accumulation. Therefore, the ability to monitor the health of these structures is becoming increasingly important.

# 三、文獻回顧及探討

## 3.1. 結構健康診斷（Structure Health Monitoring, SHM）

結構健康診斷是近年土木工程的重要研究領域，最早於機械工程、航太工程領域中被提出，主要目的為檢測系統有無損害，於1980年代開始在土木領域，以橋樑、建築結構損傷檢測開始蓬勃發展。相對於破壞性檢測方法（Destructive Evaluation, DE）對材料進行取樣及分析以瞭解結構物的損壞狀況。現行較常見之結構健康檢測方法為非破壞性檢測方法（Non- Destructive Evaluation, NDE）：於結構物體上架設感測儀器，再對結構物施予外加震動，利用媒介物（Medium），例如聲、光、電、磁、雷達、無線電波等進行間接檢測。隨年代的演進研發出各式各樣的診斷技術，如應用生醫領域的各種熵分析，如同建築結構之醫生角色，結構健康診斷分析結構物上傳遞之訊號，針對不同種類的統計演算方法進行，以正確地評估結構物的健康狀況與老化程度。

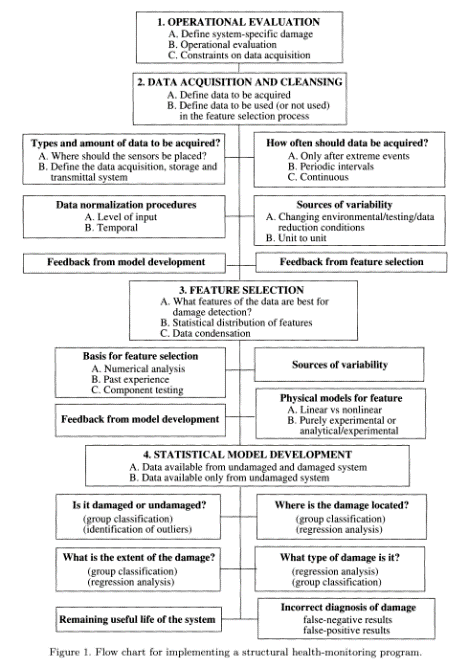
Farrar等人（2007）[[1]](#endnote-1)對SHM的歷史文獻回顧與方法介紹中以長度尺度（length-scale）與時間尺度（time-scale）定義損傷。長度尺度而言，損傷在所有材料中都以某種程度存在，在適當的加載情境下，材料層次上的損傷會以不同速率生長和合併，導致組件和系統層次的損傷，使系統無法以最佳方式運作。隨著損傷增長至影響系統到不再被用戶接受的程度時，稱為故障（failure）。時間尺度而言，損傷可以在長時間內累積，例如疲勞或腐蝕損傷。或在較短的時間尺度上，損傷也可以由於定期的離散事件（如飛機降落）或非定期的離散事件（如地震等自然災害）而產生。大多數當前的結構和機械系統維護是基於時間進行，例如達到一定數量的小時後被退役。SHM則是更具成本效益的基於狀態進行維護。由感測系統在檢測到損傷時提供警告，以便在損傷演變到故障前採取措施。實施上需要在系統上部署更先進的診斷硬體，並且需要一種可以用於詢問測量數據的先進數據分析程序。SHM有多種進行方式，其中Farrar et al. (2001)[[2]](#endnote-2)提出四步驟的統計模式識別範例，為較普遍認知。

圖 一Farrar et al.2提出四步驟的統計模式

1. 運行評估（Operational Evaluation）

即評估與損傷識別的內容及訂製診斷方法，使其適應於被診斷的系統。

1. 進行SHM的生命安全和/或經濟合理性是什麼？
2. 對於正在調查的系統，如何定義損傷，對於多種損傷可能性，哪些情況最為關注？
3. 系統在被診斷的操作和環境條件下運行的情況是什麼？
4. 在操作環境中獲取數據的限制是什麼？
5. 數據獲取、歸一化和清理（Data acquisition and cleansing）

SHM過程的數據獲取部分涉及選擇激勵方法、感測器類型和位置、數據存儲/傳輸硬體等方面的經濟考慮、收集數據的間隔。需要以某種時間方式對數據進行歸一化，以便比較在環境或操作週期的相似時間測得的數據。需要識別和盡量減少數據獲取過程和被診斷系統中的變異性的來源。通常來說，無法消除所有變異性的來源。因此，需要進行適當的測量，以便可以在統計上對這些來源進行量化。變異性可能來自於環境和測試條件的變化、數據縮減過程的變化以及單元之間的不一致性。數據清理是有選擇性地選擇要傳遞或拒絕進入特徵選擇過程的數據的過程。數據清理過程通常基於參與數據獲取的個人所獲得的知識。例如，測試裝置的檢查可能顯示感測器安裝鬆動，因此基於執行測量的個人的判斷，可能會選擇性地從特徵選擇過程中刪除該數據集或來自該特定感測器的數據。信號處理技術，如過濾和重採樣，也可以被視為數據清理程序。最後，應該注意SHM過程的數據獲取、歸一化和清理部分不應該是靜態的。從特徵選擇過程和統計模型發展過程中獲得的見解將提供有關如何改進數據獲取過程的信息。

1. 特徵提取和信息凝聚（Feature extraction and information condensation）

特徵提取方法：

* 基於相關系統響應量（如振動幅度或頻率）與系統磨損的直觀觀察相關。對系統應用類似於實際操作條件中預期的缺陷的工程缺陷，並初步了解對預期損傷敏感的參數。使用分析工具，如實驗驗證的有限元模型，進行數值實驗，通過計算機模擬引入缺陷。降級系統結構元件，使其受到逼真的負載條件的影響，也可用於識別合適的特徵。進行誘導損傷測試、疲勞測試、腐蝕生長或溫度循環以加速某種類型的損傷。

數據處理和分析：

在結構的壽命內獲得的許多特徵集時，數據的凝聚是有利且必要的。開發健壯的數據縮減技術，以在環境和操作變異性存在的情況下保留對感興趣結構變化的特徵的敏感性。提取關鍵信息、發現模式和趨勢，同時減少冗餘和無用的資訊，從而提高資訊處理的效率和準確性。

1. 統計模型的開發（Statistical model development）

統計模型用於區分未損壞結構和損壞結構的特徵。統計模型的開發涉及實施演算法，這些演算法作用於提取的特徵，以量化結構的損傷狀態。

參考Rytter（1993）[[3]](#endnote-3)提出SHM的五個步驟：

* 存在。系統中是否存在損傷？
* 位置。系統中的損傷位置在哪裡？
* 類型。系統中存在什麼樣的損傷？
* 程度。損傷有多嚴重？
* 預後。結構還有多少有用的壽命？

SHM過程中使用的統計模型通常可以分為

1. 監督學習（Supervised Learning）：當從未損壞和損壞結構都有數據時。在監督學習模式下應用並與分析模型結合使用時，統計程序可以更好地確定損傷的類型、損傷的程度以及結構剩餘壽命。統計模型還用於最小化對損傷的虛警指示。損傷的虛警指示分為兩類：（i）偽陽性損傷指示（在沒有損傷的情況下指示損傷）和（ii）偽陰性損傷指示（在存在損傷的情況下沒有指示損傷）。
   1. 組別分類（Group Classification）：將數據分類到不同的組別中，例如將數據歸為未損壞和損壞的結構。
   2. 回歸分析（Regression Analysis）：用於預測損傷程度或結構的剩餘壽命等連續性變量。
2. 非監督學習（Unsupervised Learning）：當數據中不包含來自損壞結構的示例時。在非監督學習模式下應用時，統計模型通常用於回答有關系統中損傷的存在和位置的問題。
   1. 異常檢測或新奇性檢測（Outlier or Novelty Detection）：用於檢測數據中的異常，可能表示潛在的損壞。

## 熵分析與多尺度增量熵（Multiscale increment entropy, MIE）

**熵 (Entropy)**

在資訊理論中，熵是接收的每條消息中所包含的資訊的平均量，熵值越高但表系統的無序與複雜程度越高。熵衡量了在預測隨機變量值時所涉及的不確定度，可以理解為熵是不確定性的度量，當出現不太可能的事件時，就會提供較多的資訊量，因此這樣越隨機的訊號，它的熵值應該越大。

Rudolf Clausius在19世紀中葉提出熵的概念，作為熱力學中的一個量度，表示系統的無序程度，代表系統在熱力學過程中失去的可用能量的比例。而後，Shannon (1948)[[4]](#endnote-4)將熵引入資訊理論的基礎中，視為一種統計現象進行分析。提出了用熵的概念來量化資訊的不確定性，初步估算通訊通道的容量，代表每條接收到的訊息所包含的平均資訊量，稱為資訊熵（information entropy）。Kolmogorov (1985)[[5]](#endnote-5) 在動力系統理論中引入了新的度量不變量，與熵密切相關。Sinai (1959)[[6]](#endnote-6) 討論了動力系統熵的概念，並證明了熵在某些系統中具有重要性質。提倡一種將資訊熵應用於測量動態系統複雜程度的演算法。之後便開始越來越多不同變化的熵分析演變，如下表。土木領域也將這些熵分析應用於結構健康診斷的信號分析上。

表格 一、熵分析研究歷史回顧

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 熵量度 | 年份 | 提出者 | 研究內容 |
| ApEn近似熵 | 1991 | Pincus[[7]](#endnote-7) | 測量時間序列的不規則性，辨識出複雜度的變化。 但無法正確反映生理時間序列中的動態變化生理複雜性 |
| C-ApEn交叉近似熵 | 1996 | Pincus[[8]](#endnote-8) |
| SampEn 取樣熵 | 2000 | Richman & Moorman[[9]](#endnote-9) | 資料長度獨立性解決了近似熵在不同時間序列長度熵值不穩定的情形。但僅在部分尺度上符合理論，尺度高、序列短時準確性降低。計算效率差。 |
| MSE 多尺度取樣熵 | 2002 | Costa et al.[[10]](#endnote-10),[[11]](#endnote-11) | 引入了一個稱為粗粒化（Coarse-grained）的步驟反映多尺度特性。對於各時間尺度，計算各粗粒化時間序列的SampEn值並平均。但僅在部分尺度上符合理論，部分因為SampEn對信號結構的描述不夠全面。尺度高、序列短時準確性降低。計算效率差。 |
| MPE/CMSPE 複合多尺度置換熵 | 2010 | Li et al.[[12]](#endnote-12) | PE是一種基於時間序列自然順序模式的符號動態量度，因此能有簡單性、對噪聲的穩健性以及低計算成本效率。但未完全符合生理複雜性概念，可能因為PE忽略了時間序列中相鄰元素的大小變化 |
| CMSE  複合多尺度取樣熵 | 2013 | Wu et al.[[13]](#endnote-13) | 改善MSE的問題，即隨著時間尺度因子的增加，粗粒化序列的SampEn的統計可靠性降低。將所有滑動窗口重疊下，尺度τ粗粒化時間序列的τ個SampEn值平均以提高準確性。但僅在部分尺度上符合理論。計算效率差。增加了引起未定義熵的可能性。 |
| RCMSE 精細複合多尺度取樣熵 | 2013 | Yan et al.[[14]](#endnote-14) | 改善CMSE未定義熵的問題，用τ個粗粒化時間序列的匹配模板向量對的總數取代每個粗粒化時間序列的匹配模板向量，來計算負自然對數。但僅在部分尺度上符合理論。 |
| RCMPE 精細複合多尺度置換熵 | 2015 | Humeau-Heurtier, A et al[[15]](#endnote-15) | 將所有時間尺度下的平均置換熵值進行加權平均，解決MPE隨著尺度因子的增加，失去統計可靠性的問題。 |
| IncrEn 增量熵 | 2016 | Liu et al[[16]](#endnote-16) | 增量熵的引入擴展了信息理論的應用範圍。傳統的熵用於描述靜態系統中的信息量，而增量熵關注系統中的信息變化 |
| CMSCE 複合多尺度交叉取樣熵 | 2016 | Yin et al[[17]](#endnote-17) | CMCSE可能引起未定義的熵，因此同篇研究再提出RCMCSE。 |
| RCMDE 精細複合多尺度分散熵 | 2018 | Azami, H.et al[[18]](#endnote-18) | 由於區分不同動力學類型的能力，MDE和RCMDE預計對於生理信號的分析將是有用的。計算效率高、穩定性高、識別能力高。但在某些尺度上仍然存在與理論不一致的問題 |
| CMPCSE 複合多尺度部分交叉取樣熵 | 2020 | Li et al. [[19]](#endnote-19) | 能夠量化受共同外部因素影響的兩個時間序列的內在相似性。準確測量兩個同時記錄的時間序列的內在交叉樣本熵，並消除第三個時間序列的影響 |
| GRCMSE 綜合精細多尺度取樣熵 | 2021 | Ma et al[[20]](#endnote-20) | 在基於熵參與的滾動軸承早期故障診斷的新方法中使用，GRCMSE被用於確定信號的模式成分是否受到故障信號的主導。 |
| MIE 多尺度增量熵 | 2022 | Wang et al21 | 融合了IncrEn和多尺度分析，繼承了IncrEn的特性，考慮了時間序列的波動方向和振幅，能夠在各個時間尺度上表現更好。 |

**多尺度增量熵（Multiscale increment entropy, MIE）**

Xue Wang等人（2021）[[21]](#endnote-21)提出多尺度增量熵（Multiscale increment entropy, MIE） 並進行合成和真實信號實驗。多尺度分析（multiscale analysis）原先用於表徵生理信號特徵，生物學上生理系統紀錄的時間序列通常能夠在長時間尺度上表現出固有的生理複雜性變異；增量熵（increment entropy, IncrEn）是一種新興熵分析法，用以量化時間序列的複雜程度，考慮時間序列的波動方向和振幅。MIE結合兩者，繼承以上特性，因此作為一個複雜性指標表現更好，擁有許多優點包含計算時間短、變異性低、在各個尺度上都有定義，對於短時間序列也是、更可靠的區分能力、適合分析未知的生理時間序列。

生理系統由跨多個時間尺度的複雜調節反饋環所控制，呈複雜波動，反映了生理狀態和行為的變化，及許多無意識輸出。健康人的生理信號表現出長程（分形）相關。**疾病和衰老的複雜性損失理論**：熵矩陣值與生理信號的複雜性隨著疾病和年齡增加而降低。

套用於土木領域，用於分析感測器數據，進行結構健康診斷

不僅以 sign（s）結合了排列熵對於時間序列幅度之敏感性，增量熵之 size（q）更克服 以往取樣熵以及承襲取樣熵所衍生之熵分析在高尺度下表現不佳及出現未 定義熵值之缺點。因此多尺度增量熵 MIE 比多尺度熵 MSE 和多尺度色散 熵 RCMDE 更符合疾病和衰老的複雜性損失理論，適用於不同尺度的各種 類型的生理信號。對於未知生理信號，MIE 不需要知道信號本身、不依賴 於尺度選擇，可以提供時間序列複雜度隨尺度變化的趨勢，造就 MIE 更適 用於未知生理信號的複雜性分析，並具備更佳的穩健性。這些優點使其適 合分析未知的生理時間序列[4]。

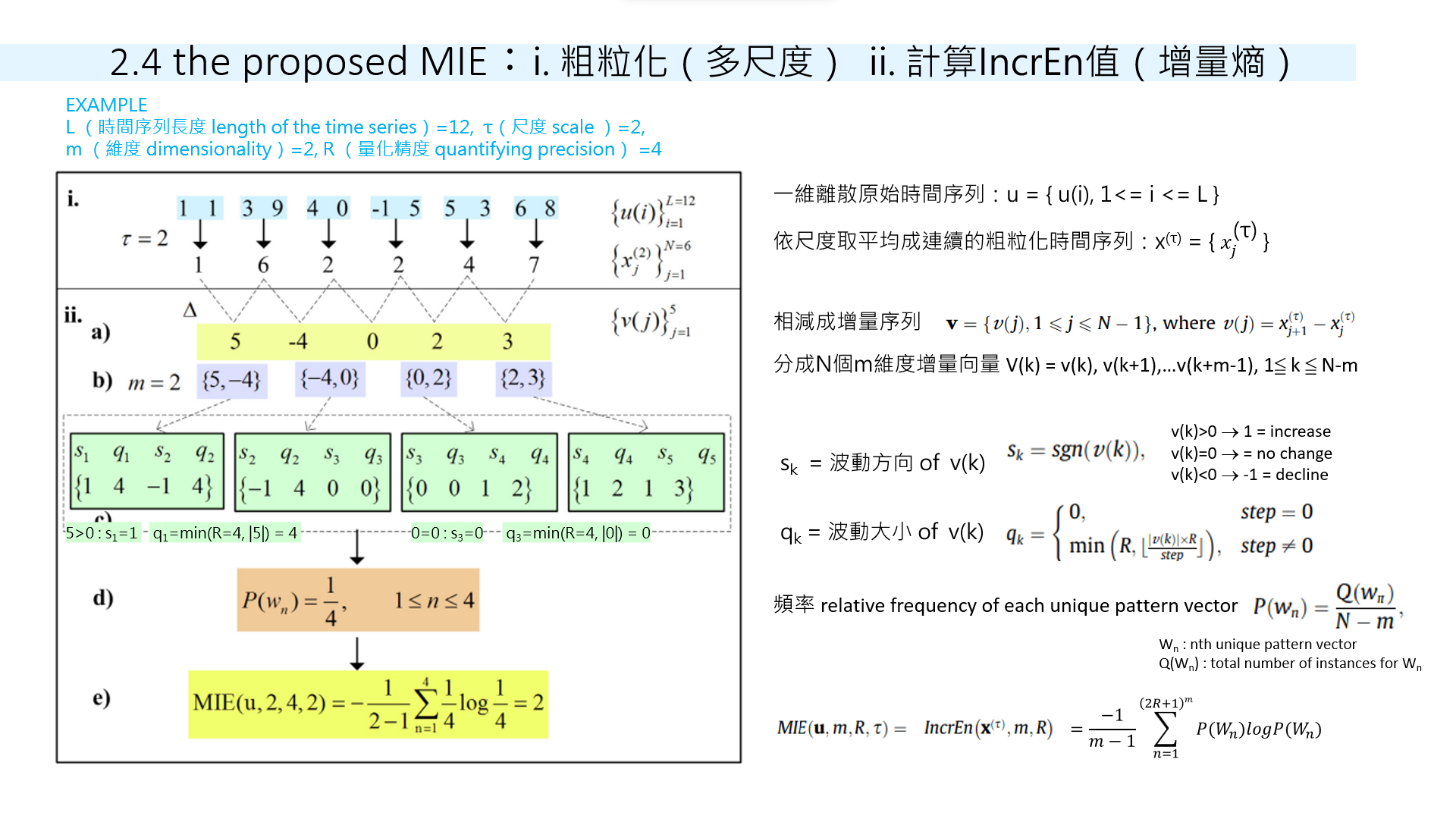


圖 二、多尺度增量熵計算流程與範例（整理自文獻1）

計算上不僅考慮波動方向，也考慮相鄰的元素之間的變化幅度，向量中各元素皆含相鄰的元素之間的波動變化方向與相鄰的元素之間的變化幅度兩項訊息。主要參數： N （時間序列長度 length of the time series） m （維度 dimensionality） R （量化精度 quantifying precision） 計算時選定嵌入維度數 m，將增量序列轉為 N-m 向量， 波動變化方向以 1,0,-1 表示升高、無變化、降低。而 q 代表相鄰元素間變 化的量化精度。因此便有 (2R+1)m 種相異可能變化，以頻率 P（𝑊𝑛 ） = Q（𝑊𝑛） N−m 來定義，最後得到增量熵 IncrEn： H（m） = −1/（m − 1） ∑ 𝑃 （2q+1）m 𝑛=1 （𝑊𝑛 ）𝑙𝑜𝑔𝑃（𝑊𝑛 ）

因此便有（2R+1）^m 種相異可能變化，以頻率 P(𝑊𝑛 ) = Q(𝑊𝑛) /N−m 來定義

在MIE中，R代表解析度參數（Resolution Parameter）。它描述了在粗粒化時間序列中相鄰元素之間變化的大小。R的值越大，表示對於微小的變化也進行細緻的分析。

## 3.3 數位雙生（Digital Twins）

進入工業 4.0 的時代[7]，隨著人工智慧 AI、AR/VR 等技術進步與普 及，各產業漸漸轉型結合人工智慧、系統化、自動化和資料交換。數位雙 生（Digital Twin）最初由 Michael Grieves 博士在 2002 年提出，結合工業物聯網 IIoT、虛實整合（Cyber physical system）、工業自動化。將現實中存 在的物體或流程或服務在虛擬世界之中做一份數位模型，創建其「雙胞 胎」（Twins）反映所有關鍵的外部和內部特徵、直接與間接資訊，稱之為 「數位分身」。即可在工作環境中應用數位分身模型，用以分析、評估和操作 實體產品。優勢為能夠彙整即時資料與實時數據更新、模擬並預測現實世 界中的物體或流程可能發生的反應或狀況與效能、實現跨部門協作等等。 與傳統的電子輔助設計和工程 （CAD/CAE） 模型不同，數位雙生需要有 真實的對應物，在對應物上放置傳感器，將實時數據分析後映射到虛擬模 型上，將產品的狀況可視化，且能透過數位分身控制實體結構、預測實體 結構反應，而非只是模擬[5]。

# 四、研究方法與步驟

## 4.1 結構健康診斷（案例：德馨公教大樓）

李東又：研究將此法從理論實驗帶到實地之長期可用性，

依照Farrar et al. 2001[[22]](#endnote-22)提出的四步驟的結構健康診斷方法，分為四章節進行損傷識別得到結構健康診斷的結果。

4.1.1運行評估：德馨公教大樓簡介與評估

4.1.2數據獲取與訊號處理：濾波、傅立葉轉換

4.1.3特徵提取：多尺度增量熵

4.1.4統計模型建置：非監督式學習──

### 4.1.1 運行評估

**德馨公教大樓**

本研究選擇位於新竹市建中路的「德馨大廈」，為陽明交通大學第三期公教住宅，如圖 4.1。德馨公教大廈為ㄇ字型鋼筋混凝土結構，該結構依照ACI-318-77和UBC技術規範設計，地下二層為停車場，地上十四層均為民生住宅。德馨公教大廈於一九九一年十月完工，目前屋齡為3年，建築結構使用的混凝土材料的強度為 280 𝑘𝑔 / 𝑐𝑚2 （4000psi），鋼筋的降伏強度#6以上𝑓𝑦 =4200 𝑘𝑔 / 𝑐𝑚2，#5 以下 𝑓𝑦 =4200 𝑘𝑔 / 𝑐𝑚2。此外，大樑斷面尺寸為 50cm ×70cm，小梁斷面尺寸為 40cm×65cm，地梁斷面尺寸為 100cm×250cm。該結構為中央氣象局之台灣強震儀計劃（Taiwan Strong Motion Instrumentation Program）裝設傳感器的站點之一，在此計劃期間，該結構上部署了 24 個傳感器（表 4.1），以 記錄其對地震的反應。在傳感器裝設方面，使用具有多個頻道之強震儀 FBA-11 （圖 4.2） 測量每個樓層的加速度數據，每個樓層進行監測的頻道號、裝設位置與裝設方向示意於表 4.2 及圖 4.3、圖 4.4。

當結構物接近地震震央且震源深度淺時，地震波傳到地表的能量衰減愈少， 使地表振動程度較高，進而對該區域結構物產生較大破壞及不良影響。本研究自 1994 年到 2014 年用於長期結構健康診斷分析之小地震數據中，有兩筆震央震源 較為接近長期診斷分析所選取結構物座落區域的地震事件，本研究將其歸類為特 別地震事件，探討當震源或是震央接近結構物之地震發生後，對結構物熵分析結 果評估之影響，如圖 4.41 為 2011 年 4 月 30 日發生於宜蘭之第 050 號地震，圖 4.42 為 2012 年 6 月 13 日發生於新竹縣尖石鄉之第 090 號與第 091 號地震。 2011 年 4 月 30 日地震事件芮氏規模 5.7，震央發生於北緯 24.65°，東經 121.81°，為宜蘭縣政府東南方 5.5 公里處，震源深度 76 公里，由於深度較深， 在新竹市地震震度 2 級。 2012 年 6 月 13 日當日有兩次發生時間極為相近之地震事件，首次地震芮氏 規模 4.7，震央位在北緯 24.76°，東經 121.26°，於新竹縣尖石鄉境內，為該區域 58 年來首次規模大於 4.5 的地震，且震源深度 10.2 公里，此地震深度為低於 30 公里之極淺層地震，且距離德馨公教大廈座落之新竹市極為相近，測得震度 4 級， 對結構物影響可能較大，在本地震事件發生後 7 分鐘，於該震央附近又發生一次 24 芮氏規模 4.6 之餘震，震源深度同為 10.2 公里之極淺層地震。由於結構物所在區 域鮮少發生之地震事件，此幾筆地震事件乃熵分析之重要樣本數據，本研究於之後章節即從分析結果探討其影響性。

### 數據獲取與訊號處理

**數據基本資料**

* 經由中央氣象局舊資料庫的使用許可，取得德馨公教大樓自1994年至2014 之地震加速度數據。德馨公教大樓感測器運作模式如下：FBA-11傳感器是一種用於測量地震加速度的儀器。它具有 200 Hz 的取樣頻率和 4 gal 的觸發閾值。當感測器感應到PGA超過4 gal時，它將開始記錄加速度數據。記錄的數據包括地震前、地震當下、地震後的結構振動週期訊號。德馨公教大樓之資料庫中數據長度為60秒至100秒不等。  
  微振段可以反映結構的固有特性。主震段受到地震波的影響較大，而微振段則主要反映結構自身的振動特性。因此，通過分析微振段可以更準確地評估結構的健康狀況。微振段的信噪比較高。主震段的幅值較大，而微振段的幅值較小。因此，微振段的信噪比較高，有利於數據分析。微振段的數據量較大。主震段的持續時間較短，而微振段的持續時間較長。因此，微振段的數據量較大，可以提供更多的信息。具體來說，微振段可以反映結構的以下特性：結構的模態形狀。模態形狀是結構振動的固有模式。通過分析微振段可以獲得結構的模態形狀，從而評估結構的整體剛度和阻尼。結構的模態頻率。模態頻率是結構振動的固有頻率。通過分析微振段可以獲得結構的模態頻率，從而評估結構的抗震性能。結構的損傷情況。結構損傷會導致結構模態特性的變化。通過分析微振段可以識別結構的損傷情況。
* 為了使分析擷取之加速度數據固定為微振段，文章選擇了每筆地震加速度數據前12.5秒（2500點）進行分析。地震加速度歷時如圖4.12-圖4.33（D:\0005\_大專生計畫\04\_MIE\data\交大公教宿舍）。

跟濾播完的放一左一右

**數據問題**

* 2009/10至2009/12間的數據之channel 1、5、9、13、17、21傳感器數據異常。
* 2008年到2014年之地震加速度歷時資料中，與其它年之資料相比微振段數值明顯震幅較大，有無法明顯分別出訊號微振段與主震段之問題。推估為感測器由於使用許久導致器材之使用性能減低，造成雜訊致使無法清楚觀測。參考先期研究[[23]](#endnote-23)，經由將歷時轉換採用低通濾波改善受到環境噪音影響，將訊號進行20Hz低通濾波，濾波後之地震歷時如圖4.34-圖4.40。

使用快速傅立葉變換（Fast Fourier Transform）將加速度時間序列訊號從時域轉換到頻域。由於結構基頻與√𝑘成正比，其中𝑘表示結構之整體勁度，故可以此分析用作初步診斷指標。

“””雖然單一地震分析可以比較當時結構與參考樣本時期結構之相對狀態，但較 難直觀地表現出結構長期健康衰減幅度，因此運用上述計算所得數值，集合建立 長期趨勢圖。1994 年至 2014 年分析各事件結構頂層 FFT 結果如表 4.4，圖 4.65 為德馨大廈結構第一模態頻率所組成之 FFT 折線圖，根據結構自然頻率與勁度方根成正比關係，可以推算 20 年來結構勁度折減情形，從圖中的趨勢來看，1994 年到 2014 年頻率值有些微程度下降，其中 X 軸向勁度折減約 33%，Y 軸向勁度 折減約 15%，然而，在長期 FFT 曲線中，觀察頻率在各年並非平滑下降，而是頻率有不規律的浮動，推測可能為周遭環境有臨時性雜訊擾動造成，整體來看， 以 FFT 診斷能夠初步觀測本結構物長年老化趨勢。”””

### 4.1.3 特徵提取：多尺度增量熵

先期研究[[24]](#endnote-24)已應用多尺度增量熵進行結構健康診斷系統，以國家地震工程研究中心的七樓層鋼構架作為實驗對象印證了多尺度增量熵於結構健康診斷的可行性。使用matlab執行與先期研究相同之多尺度增量熵程式，對剛剛處理好的數據進行特徵提取。

**參數**

* 取樣長度（L）為 2500 點（取樣率為 200Hz，故為 12.5 秒）
* 尺度（scale）=
* 嵌入維度（m）= 3
* 解析度參數（R）= 3

破壞指數則是指定 0 為警戒值。以下為德馨公教大廈長期熵分析診斷表現評估:

### 4.1.4 統計模型：非監督式學習

由於德馨公教大樓至今十分幸運地，雖有長年老化趨勢，但並無重大損壞。而此無資料標籤的情況適用於非監督式學習。

## 4.2 數位雙生的建置

### 4.2.1 使用Revit建置BIM模型

4.2.2

# 五、結果與討論

# 六、結論與未來展望

## 6.1結論

## 6.2 未來展望

# 七、參考文獻

1. Farrar, C. R., & Worden, K. (2007). An introduction to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *365*(1851), 303-315. [↑](#endnote-ref-1)
2. Farrar, C. R., Doebling, S. W., & Nix, D. A. (2001). Vibration–based structural damage identification. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *359*(1778), 131-149. [↑](#endnote-ref-2)
3. Rytter, A. (1993). Vibrational based inspection of civil engineering structures. [↑](#endnote-ref-3)
4. C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," ACM SIGMOBILE mobile computing and communications review, vol. 5, no. 1, pp. 3-55, 2001. [↑](#endnote-ref-4)
5. A. N. Kolmogorov, "A new metric invariant of transitive dynamical systems and automorphisms of Lebesgue spaces," Trudy Matematicheskogo Instituta imeni VA Steklova, vol. 169, pp. 94-98, 1985. [↑](#endnote-ref-5)
6. Y. G. Sinai, "On the notion of entropy of a dynamical system," in Doklady of Russian Academy of Sciences, 1959, vol. 124, no. 3, pp. 768-771. [↑](#endnote-ref-6)
7. S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity," Proceedings of the National Academy of Sciences, vol. 88, no. 6, pp. 2297-2301, 1991. [↑](#endnote-ref-7)
8. Pincus, S., & Singer, B. H. (1996). Randomness and degrees of irregularity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *93*(5), 2083-2088.

   [↑](#endnote-ref-8)
9. Richman, J. S., & Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American journal of physiology-heart and circulatory physiology*, *278*(6), H2039-H2049. [↑](#endnote-ref-9)
10. Costa, M., Goldberger, A. L., & Peng, C. K. (2000). Multiscale entropy analysis (MSE). *A Tutor. MSE*. [↑](#endnote-ref-10)
11. Costa, M., Goldberger, A. L., & Peng, C. K. (2005). Multiscale entropy analysis of biological signals. *Physical review E*, *71*(2), 021906. [↑](#endnote-ref-11)
12. Li, D., Li, X., Liang, Z., Voss, L. J., & Sleigh, J. W. (2010). Multiscale permutation entropy analysis of EEG recordings during sevoflurane anesthesia. *Journal of neural engineering*, *7*(4), 046010. [↑](#endnote-ref-12)
13. Wu, S. D., Wu, C. W., Lin, S. G., Wang, C. C., & Lee, K. Y. (2013). Time series analysis using composite multiscale entropy. *Entropy*, *15*(3), 1069-1084. [↑](#endnote-ref-13)
14. Wu, S. D., Wu, C. W., Lin, S. G., Lee, K. Y., & Peng, C. K. (2014). Analysis of complex time series using refined composite multiscale entropy. *Physics Letters A*, *378*(20), 1369-1374. [↑](#endnote-ref-14)
15. Humeau-Heurtier, A., Wu, C. W., & Wu, S. D. (2015). Refined composite multiscale permutation entropy to overcome multiscale permutation entropy length dependence. *IEEE signal processing letters*, *22*(12), 2364-2367. [↑](#endnote-ref-15)
16. Liu, X., Jiang, A., Xu, N., & Xue, J. (2016). Increment entropy as a measure of complexity for time series. *Entropy*, *18*(1), 22. [↑](#endnote-ref-16)
17. Yin, Y., Shang, P., & Feng, G. (2016). Modified multiscale cross-sample entropy for complex time series. *Applied Mathematics and Computation*, *289*, 98-110. [↑](#endnote-ref-17)
18. Azami, H., Rostaghi, M., Abásolo, D., & Escudero, J. (2017). Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *64*(12), 2872-2879. [↑](#endnote-ref-18)
19. Li, B., Han, G., Jiang, S., & Yu, Z. (2020). Composite multiscale partial cross-sample entropy analysis for quantifying intrinsic similarity of two time series affected by common external factors. *Entropy*, *22*(9), 1003. [↑](#endnote-ref-19)
20. Ma, J., Han, S., Li, C., Zhan, L., & Zhang, G. Z. (2021). A new method based on time-varying filtering intrinsic time-scale decomposition and general refined composite multiscale sample entropy for rolling-bearing feature extraction. *Entropy*, *23*(4), 451. [↑](#endnote-ref-20)
21. Xue Wang, Xiaofeng Liu, Wei Pang, Aimin Jiang (2021). Multiscale increment entropy: An approach for quantifying the physiological complexity of biomedical time series. Information Sciences 586 (2022) 279–293. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.072> [↑](#endnote-ref-21)
22. Farrar, C. R., Doebling, S. W., & Nix, D. A. (2001). Vibration–based structural damage identification. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *359*(1778), 131-149. [↑](#endnote-ref-22)
23. 李東祐（2021）。應用複合多尺度交叉取樣熵於民生建築之長期結構健康診斷。﹝碩士論文。國立陽明交通大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。 <https://hdl.handle.net/11296/nq3484>。 [↑](#endnote-ref-23)
24. 郭凱維（2023）。應用多尺度增量熵於結構健康診斷系統之研究。﹝碩士論文。國立陽明交通大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。 [https://hdl.handle.net/11296/bt9pnv。](https://hdl.handle.net/11296/bt9pnv%E3%80%82)

    廖俊博（2021）。結合複合多尺度交叉取樣熵與捲積神經網路於結構健康診斷應用之研究。﹝碩士論文。國立陽明交通大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。 <https://hdl.handle.net/11296/fq8f8h>。

    林易廷（2022）。結合神經網路熵與卷積神經網路應用於結構健康診斷系統之研究。﹝碩士論文。國立陽明交通大學﹞臺灣博碩士論文知識加值系統。 https://hdl.handle.net/11296/r2fjv4。

    <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1475921703036169?casa_token=ugrGaM7AwY8AAAAA:o3bBxfLql7zI5c7kkpDzDyEl7ytvH497Eg5ccDmmKk8OPi25QgLIOU0LSepM-nFI3qiTClMl-j7O1gE>

    T.-K. Lin and A. G. Laínez, "Entropy-based structural health monitoring system for damage detection in multi-bay three-dimensional structures," Entropy, vol. 20, no. 1, p. 49, 2018.

    T.-K. Lin and Y.-H. Chien, "Performance evaluation of an entropy-based structural health monitoring system utilizing composite multiscale cross-sample entropy," Entropy, vol. 21, no. 1, p. 41, 2019.

    T.-K. Lin and Y.-C. Chen, "Integration of refined composite multiscale cross-sample entropy and backpropagation neural networks for structural health monitoring," Applied Sciences, vol. 10, no. 3, p. 839, 2020. [↑](#endnote-ref-24)