

# 具裂痕旋轉軸振動之實驗設計及智能分類神經網路研究

## Experimental design and intelligent classification neural network research on crack rotation axis vibration

吳鴻文<sup>1</sup> 吳聖儒<sup>2</sup> 吳柏賢<sup>3</sup> 楊鎮睿 吳子丞

<sup>1</sup>國立成功大學 系統及船舶機電工程學系  
<sup>2</sup>國防大學理工學院 動力及系統工程學系

<sup>1</sup>E-mail: [z7708033@email.ncku.edu.tw](mailto:z7708033@email.ncku.edu.tw)

### 摘要

許多機械的運轉必須透過軸的轉動，以傳遞動力使機械啟動和運轉。在此過程中，軸不僅提供結構支撐，同時也扮演著能量傳遞的重要角色，使得機械系統得以有效運作。此動力旋轉機構長期運作下因振動及扭轉等因素造成無法預期之損壞，不僅需花費許多時間與經費進行修復。一般是以有限元素分析作動力旋轉機構的異常診斷，難以用於即時分析。故本研究係針對船用艉軸旋轉振動進行實驗設計分析，針對軸的裂痕深度、軸的裂痕樣態及軸的裂痕位置共三個因子，進行量測時域之振幅變化，並計算其z,y,x軸向振動之觀測值的變異量大小，完成實驗的組合表。了解各因子的貢獻度以各因子間的交互作用，以自組織特徵映射圖類神經網路(SOFM)以及學習向量量化類神經網路(LVQ)，搭配機率類神經網(PNN)，由深度學習對動力旋轉機構的振動訊號之頻域分類及建構智能辨識模型，可進行即時診斷及分析。

**關鍵詞：**艉軸旋轉振動、實驗設計分析、學習向量量化、神經網路

### Abstract

The operation of many machines requires the rotation of shafts to transmit power to start and operate the machines. In this process, the shaft provides structural support and plays a vital role in energy transmission, allowing the mechanical system to operate effectively. This power-rotating mechanism's prolonged use results in unanticipated damage from vibration and torsion, which is expensive and time-consuming to repair. For the abnormal diagnosis of power rotating mechanisms—which presents a challenge for real-time analysis—finite element analysis is typically employed. Therefore, this study conducts an experimental design and study of the rotational vibration of the ship's stern shaft. Based on three factors: the crack depth, the crack pattern, and the crack position of the shaft, the amplitude changes in time region are measured. The variation of the observed values of z, y, and x-axis vibration completes the combination table of the experiment. Understand the contribution of each factor and the interaction between each factor, using self-organizing feature map neural network (SOFM) and learning vector quantization neural network (LVQ), combined with probabilistic neural network (PNN), by deep Learning the frequency domain classification of vibration signals of power rotating mechanisms and construct intelligent identification models, which can perform real-time diagnosis and analysis.

**Keywords:** Ship stern-shaft rotation vibration, Experimental design analysis, Learning vector quantization, Neural network

### 前言

艦艇上動力旋轉機構為各式載具主要動力系統的輸出，是機械系統的重要種類。此旋轉機構諸如推進軸系、泵浦及壓縮機等設備非常昂貴，維修成本總是很高[1]。以往人工操作時，有經驗工程師能憑感覺及聽覺識別動力旋轉機構是否平穩或者是否產生故障？由於現今絕大部分旋轉機構常以長期運轉，且各組件的複雜程度不斷提高，增加人工辨識困難度，而無法全般掌握裝備現況。旋轉機構故障的主要原因是振動問題，此振動問題的常見原因是不平衡、對不準、鬆動、軸承故障、齒輪故障及共振等[2]。

定期維修有時會造成維護頻率過高、人力與成本提高，但若降低維修頻率，又會導致設備生產品質與良率問題。狀態監測與預兆診斷能在機器問題惡化之前注意到問題，就會節省很多不必要的成

本。作戰系統若欲提高妥善率，就需對設備均採用「依需求執行維修」的方式執行[3]。艦艇上之轉體機械設備繁多，小至抽水馬達，大至維持電力的發電機、維持動力的主機及大軸均為轉體機械，如因旋轉軸故障而造成電機及主機故障，將使艦艇處於高危險狀態，故即時地評估武器系統妥善度是一件非常重要的工作。

在振動量測方面，EI-Shafei[4]將振動量測分成四個主要步驟：(1)感測(Sense)：使用振動傳感器測得振動訊號、(2)調理(Condition)：經由調理過程減少振動訊號內的錯誤訊號影響分析、(3)記錄(Record)：紀錄預分析檔案，及(4)分析(Analysis)：擷取需要的訊號分析。Thomas將接觸式訊號感測器安裝方式分成螺栓安裝、磁性安裝及手握式等三種，其中以螺栓安裝方式較佳、磁性安裝方式較易固定於裝備、手握式則適用於表面彎曲不平之設備，並指出在機

器上安裝的位置及安裝的方式會大大地影響感測器的精準度[5, 6]。

在振動分析方面, 近年來訊號分析技術已被廣泛應用於各方面, 其中較常運用在機器故障診斷分析方法如後:

(1)快速傅立葉轉換(Fast Fourier Transform, FFT): 目前業界使用最廣泛的頻譜分析方式[7], 開始受重視是在 Cooley 及 Tukey 發表一系列快速傅立葉轉換的論文, 加上電腦計算能力的加強, 使傅立葉轉換標本個數增大, 研究人員亦開始使用快速的計算方式來節省計算的時間[8]。戴等人[9]使用FFT分析海軍艦艇上艦艇振動噪音診斷, 發現異常狀況並提出相關防治建議。Romberg等[10]學者比較自動回歸法(Autoregressive, AR)與FFT 兩者在振動分析上的效能, 結果證明FFT優於AR。

(2)連續小波轉換(Continuous Wavelet Transform, CWT): 由Morlet所提出, 後續Meyer、Mallat等人對小波理論的研究提出貢獻, 是一種用來分解連續時間函數成小波(Wavelet)組合, 可以產生局部的時頻訊號[11]。

(3)希爾伯特黃轉換(Hilbert Huang Transform, HHT): 希爾伯特黃轉換是一種非常適合用來分析非線性、非穩態信號的方法, 此方法可以顯示訊號的頻率、時間及能量(振幅)強度, 且能明顯觀察出頻率的時變性[12]。Li等[13]基於希爾伯特黃變換針對啟動轉子提出裂紋識別方法, 使用此方法, 將振動信號的每個內在模式函數均經由實證模式分解獲得。然後通過希爾伯特黃變換計算暫態頻譜, 並用於在轉子系統的啟動過程中檢測弱裂紋。模擬和實驗結果顯示, 與快速傅立葉轉換 (FFT)和連續小波轉換(CWT)相比較, HHT 似乎是分析弱裂痕轉子的非靜止振動回應的更有效工具。

在故障診斷方面, 吳[14]認為在機器故障診斷上, 不同的故障原因, 可能造成同一頻率分量上振幅的改變。軸系振動診斷的研究方向大致區分為振動方式、模型測試及計算智能為核心之人工智慧等三種方式 [15] 如下:

#### (1) 振動方式

a. 使用振動監測裝備以訊號為基礎 (Signal-Based) 分析已知裂縫: Allen 等人及 Eisenmann [16, 17] 以訊號為基礎方式監測軸裂縫。Werner 等人 [18] 認為穩定狀況下, 振幅值會於 1 倍頻時穩定上升。Adewusi 等人 [19] 以實驗方式說明有裂縫之軸其 2 倍頻之振動值較 1 倍頻為大, 且位移圖會因附加重量而出現兩個迴圈之圓形。Saavedra 等人 [20] 觀察證明水平軸 2 倍頻之振動值有助於判斷軸裂縫且為重要指標。Azeem 等人 [21] 檢測旋轉機械中兩個常見問題: 對不準和裂縫的階次分析, 通過安裝在馬達和轉子車內及外輪軸承外殼上的加速度計獲得的時域數據, 通過快速的傅立葉轉換轉化為頻譜。將故障振動數據與健康軸進行了比較。對不準以 2 倍轉速和諧波振動行為顯示更高的振動振幅。裂縫產生的振動頻譜在 2 倍和 3 倍轉速顯示出峰值。

b. 以模式為基礎 (Model-Based) 使用數值模擬及分析旋轉軸之運轉振動情形 Amirzadegan 等人 [22] 以有限元素 (Finite Element) 方式模擬及探討彈性旋轉軸的非線性振盪, 並畫出施加的扭矩所引起的角加速度通過臨界速度的曲線。其結果顯示, 質量在縱向和徑向不平衡的大小和位置顯著影響轉子系統

的動態行為。還觀察到, 施加的扭矩極大地影響動態響應, 導致了通過前 3 個臨界速度。

#### (2) 模型測試方式:

先以數值或數學模式進行分析及研究後再運用於測試平台驗證。Dimarogonas 及 Papadopoulos [23] 使用  $6 \times 6$  彈性矩陣定義缺口橫向裂紋之 Timoshenk 樑於彎曲、扭轉及軸向振動之關聯性。

#### (3) 計算智能為核心之人工智慧:

因應工業 4.0 的世界發展趨勢, 以感測器檢測動力旋轉機構運轉情況, 藉由數據的收集, 輔以人工智慧及深度學習進行異常診斷之研究課題就顯得相當重要。現階段人工智慧 (AI) 包含: 專家系統、計算智能 (CI) 之機器學習與深度學習; 這些需要依靠神經網路、進化計算、模糊系統及大數據的分析技術, 才可能達到智能學習、數據挖掘、有效的推理及提出合宜的解決方案。深度神經網路是目前常用的深度學習模型: 深度置信網路 (Deep Belief Network, DBN)、遞迴神經網路 (Recurrent Neural Networks, RNN)、卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 等 [24]。Adewusi 與 Al-Bedoor [25] 使用類神經網路判別擴散 (Propagating) 及未擴散裂痕, 並說明兩個神經元網路僅能判別擴散裂痕, 三個神經元網路則能判別出擴散及未擴散之裂痕。Rieger 與 El-Shafei [26] 以統計數據為基礎, 再與頻譜分析、參數及非參數模型 (模糊理論、類神經及基因演算) 比較方式診斷, 提出對重要裝備故障診斷有效的技術。趙 [27] 將馬達的振動信號, 以快速傅立葉轉換為頻域, 透過模糊類神經網路, 針對一、二及三倍頻直接作辨識。彭 [28] 提出以頻譜、頻瀑及軸心軌跡圖分析為主之正向推理、反向推理及綜合推理診斷機器運轉故障方法。其中的正向推理係透過類神經網路診斷的方式做正向推理, 以圖形判別可能的故障類型。張 [29] 模糊類神經網路應用在診斷齒輪轉子系統故障, 針對故障的齒輪量測振動所產生的信號, 以模糊類神經網路進行故障診斷, 並與其他診斷進行比較分析。

## 研究策略

蒐集有關艦艇動力旋轉系統的專業知識及資料庫, 找出影響整體 (或局部) 系統性能的控制參數, 解決該系統裝置的性能目標。針對軸裂痕的深度、軸裂痕的樣態及裂痕位置共三個因子, 各具有二個水準的  $2^3$  全因子實驗設計, 進行了量測時域之振幅變化, 並計算其 z、y、x 之觀測值的變異量大小, 完成實驗的組合表量測。並透過 Excel 進行變異數分析 (ANOVA), 了解各個因子的主效果及因子間的交互作用效果之貢獻度; 透過實驗設計法求出最佳的實驗參數組合。本研究計畫目的係以實驗設計法, 進行實驗量測, 並以學習向量量化類神經網路 (LVQ) 與機率類神經網路 (PNN), 規劃開發計算智能 (Computational Intelligence, CI) 程式碼, 藉由機器學習與深度學習技術, 針對動力旋轉機構的振動訊號時域加以分類及建構智能辨識模型, 提供即時診斷及分析的能量。透過 Matlab 了解學習向量量化 (Learning Vector Quantization, LVQ) 如圖 1 神經網路由兩層組成。第一層是競爭層將輸入向量映射到網路在訓練期間發現的集群中。第二層是線性層將第一層集群的組合併到目標數據定義的類中。第一層集群的總數由隱藏神經元的數量決定。隱藏層越大, 第一層可以學習的集群越多, 輸入到目標類的映

射就越複雜。分配給每個目標類的第一層集群的相對數量是根據網絡初始化時目標類的分佈確定的，接著透過應用機率類神經網路(PNN)之架構如圖2，由於先前使用學習像量化網路架構(LVQ)已有經驗，同是把SOFM類神經網路已聚類好的樣本類別，經由網路架構的第一層分類，並產生一個向量。再由第二層將每一類輸入的這些貢獻相加，以產生做為第二層的淨輸出的一個機率向量。最後，一個競爭(Compete)轉移函數在第二層的輸出上挑選這些機率中的最大值，具裂痕旋轉機構振動診斷的流程分別為：量測振動值、實驗資料分析、轉換頻域診斷、SOFM聚類、LVQ及PNN建構智能分類模型及執行確認實驗驗證。

| No. | 因子  |     |      |
|-----|-----|-----|------|
|     | A   | B   | C    |
| (1) | 2mm | 10° | 11cm |
| a   | 6mm | 10° | 11cm |
| b   | 2mm | 90° | 11cm |
| ab  | 6mm | 90° | 11cm |
| c   | 2mm | 10° | 91cm |
| ac  | 6mm | 10° | 91cm |
| bc  | 2mm | 90° | 91cm |
| abc | 6mm | 90° | 91cm |

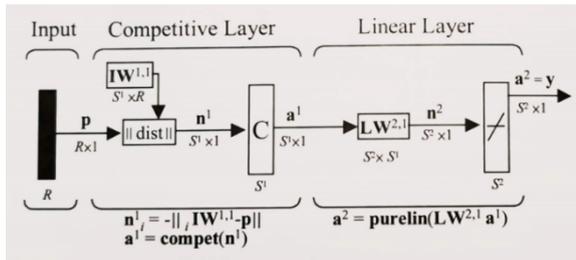


圖1 學習向量量化(LVQ)網路架構圖

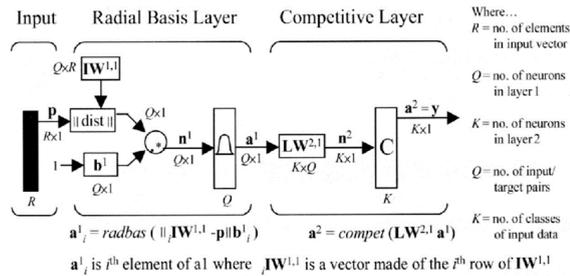


圖2 機率類神經網路(PNN)的架構圖

### 實驗方法

本研究係採用二水準三個因子的實驗設計，實驗中控制因子A為軸的裂痕深度、因子B為軸的裂痕樣態、因子C為軸的裂痕位置，其水準如下表1，共有8種因子水準組合方式，透過變異數分析(ANOVA)，了解各個因子的主效果及因子間的交互作用效果之貢獻度，故分別取其在旋轉z,y,x軸向的振動變異大小作為特徵，按照組合表的順序分成8類如表2所示。使用學習向量量化(LVQ)神經網路與機率類神經網路(PNN)進行分類學習，及建立分類模型，其結果如下：

表1 因子及水準配置表

表2 軸旋轉振動之二水準因子實驗設計與分類

### 結果與討論

由量測實驗數據分別計算z,y,x軸向之ANOVA (Analysis of variance)分析如表3，且獲得因子SS值及其貢獻度。下圖為z,y,x軸向振動之ANOVA分析。透過ANOVA分析之殘差(Error)自由度可以發現無論是z,y,x軸向，殘差自由度都接近總自由度的一半，可更加確定因子變異數分析檢定的合理性。SOFM類神經網路已聚類好的樣本類別經過LVQ學習量化網路分類，可看到在相關係數R=1如圖3，代表學習率達到百分之百。透過樣本數據的採樣如圖4，再透過聚集分類，可有效的看到16組數據都被很好的分成8類如圖5、6，且測試後透過未學習過之資料進行驗證如圖7，可看到在未學習過數據(灰色三角形)上，都有成功的進行分類圖8為LVQ的混淆矩陣辨識率達到了100%。

由於先前使用學習像量化網路架構(LVQ)已有經驗，同是把SOFM類神經網路已聚類好的樣本類別，經過PNN網路分類，可看到在相關係數R=1如圖9，代表學習率也達到百分之百，再透過聚集分類，可有效的看到16組數據都被很好的分成8類如圖10、11，且測試後透過未學習過之資料進行驗證如圖12，可看到在未學習過數據(灰色三角形)上，都有成功的進行分類，圖13為PNN的混淆矩陣辨識率達到了100%。

最後透過混淆矩陣如圖8、13所示，可更加清楚的佐證且明瞭，透過LVQ與PNN分類的辨識率達到百分百的良好辨識。總結可知LVQ與PNN在建構模型上的可信度相當高的。

表3 (a) z軸向ANOVA分析表

| 因子 |   | A<br>深度 | B<br>樣態 | C<br>位置 |
|----|---|---------|---------|---------|
| 水準 | - | 2mm     | 10°     | 11cm    |
|    | + | 6mm     | 90°     | 91cm    |

| Source | SS      | df | MS      | F      | F <sub>0.05</sub> | P-value     | SS'     | Contribution |
|--------|---------|----|---------|--------|-------------------|-------------|---------|--------------|
| A      | 2.3499  | 1  | 2.3499  | 20.31  | 5.32              | 0.00198467  | 2.2342  | 3.54%        |
| B      | 6.9973  | 1  | 6.9973  | 60.48  | 5.32              | 5.35138E-05 | 6.8816  | 10.90%       |
| AB     | 2.8165  | 1  | 2.8165  | 24.34  | 5.32              | 0.001144074 | 2.7008  | 4.28%        |
| C      | 33.8017 | 1  | 33.8017 | 292.13 | 5.32              | 1.3952E-07  | 33.6860 | 53.37%       |
| AC     | 3.1304  | 1  | 3.1304  | 27.05  | 5.32              | 0.000821005 | 3.0147  | 4.78%        |
| BC     | 7.0238  | 1  | 7.0238  | 60.70  | 5.32              | 5.27953E-05 | 6.9081  | 10.94%       |
| ABC    | 6.0744  | 1  | 6.0744  | 52.50  | 5.32              | 8.84313E-05 | 5.9587  | 9.44%        |
| Error  | 0.9256  | 8  | 0.1157  |        |                   | S = 0.3402  | 1.7356  | 2.75%        |
| Total  | 63.1197 | 15 |         |        |                   |             | 63.1197 | 100.00%      |

表3 (b) y 徑向 ANOVA 分析表

| Source | SS       | df | MS      | F     | F <sub>0.05</sub> | P-value     | SS'      | Contribution |
|--------|----------|----|---------|-------|-------------------|-------------|----------|--------------|
| A      | 6.0995   | 1  | 6.0995  | 9.12  | 5.32              | 0.016571296 | 5.4305   | 4.47%        |
| B      | 6.8299   | 1  | 6.8299  | 10.21 | 5.32              | 0.012703612 | 6.1609   | 5.07%        |
| AB     | 13.3728  | 1  | 13.3728 | 19.99 | 5.32              | 0.000280496 | 12.7038  | 10.45%       |
| C      | 39.6108  | 1  | 39.6108 | 59.21 | 5.32              | 5.77126E-05 | 38.9419  | 32.02%       |
| AC     | 9.8870   | 1  | 9.8870  | 14.78 | 5.32              | 0.004916606 | 9.2180   | 7.58%        |
| BC     | 12.2887  | 1  | 12.2887 | 18.37 | 5.32              | 0.00266598  | 11.6197  | 9.55%        |
| ABC    | 28.1820  | 1  | 28.1820 | 42.13 | 5.32              | 0.000189996 | 27.5130  | 22.62%       |
| Error  | 5.3519   | 8  | 0.6690  |       |                   | S = 0.8179  | 10.0347  | 8.25%        |
| Total  | 121.6226 | 15 |         |       |                   |             | 121.6226 | 100.00%      |

表3 (c) x 軸向 ANOVA 分析表

| Source | SS             | df  | MS      | F      | F <sub>0.05</sub> | P-value     | SS'      | Contribution |
|--------|----------------|-----|---------|--------|-------------------|-------------|----------|--------------|
| A      | 37.7239        | 1   | 37.7239 | 82.08  | 5.12              | 8.08603E-06 | 37.2643  | 19.43%       |
| B      | 24.4870        | 1   | 24.4870 | 53.28  | 5.12              | 4.56747E-05 | 24.0274  | 12.53%       |
| AB     | 18.0174        | 1   | 18.0174 | 39.20  | 5.12              | 0.000147626 | 17.5578  | 9.15%        |
| C      | 66.2044        | 1   | 66.2044 | 144.05 | 5.12              | 7.68749E-07 | 65.7448  | 34.28%       |
| AC     | 38.6469        | 1   | 38.6469 | 84.09  | 5.12              | 7.32316E-06 | 38.1873  | 19.91%       |
| BC     | 20749314014732 | (1) |         |        |                   |             |          |              |
| ABC    | 2.5866         | 1   | 2.5866  | 5.63   | 5.12              | 0.041746452 | 2.1270   | 1.11%        |
| Error  | 4.1362         | 9   | 0.4596  |        |                   | S = 0.6779  | 6.8937   | 3.59%        |
| Total  | 191.8024       | 15  |         |        |                   |             | 191.8024 | 100.00%      |

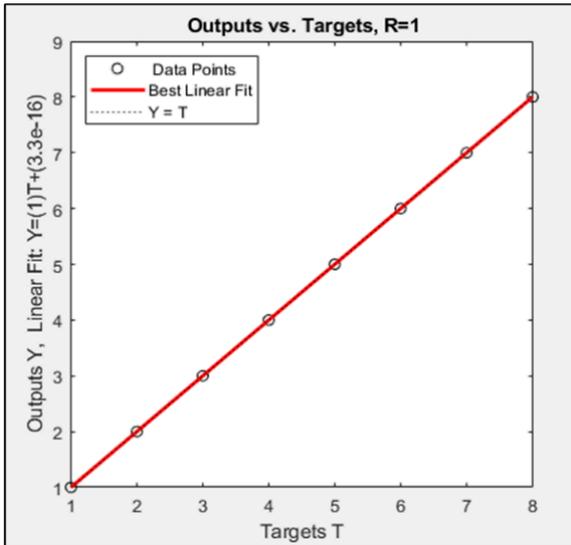


圖3 LVQ 輸出值對分類目標值的相關性分析

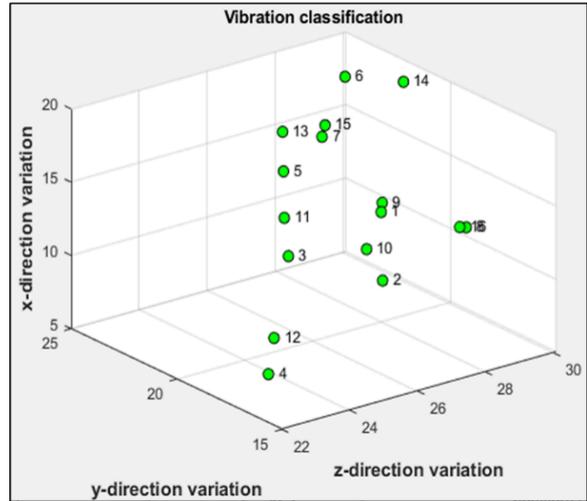


圖4 z,y,x 軸的振動變異之訓練樣本數據

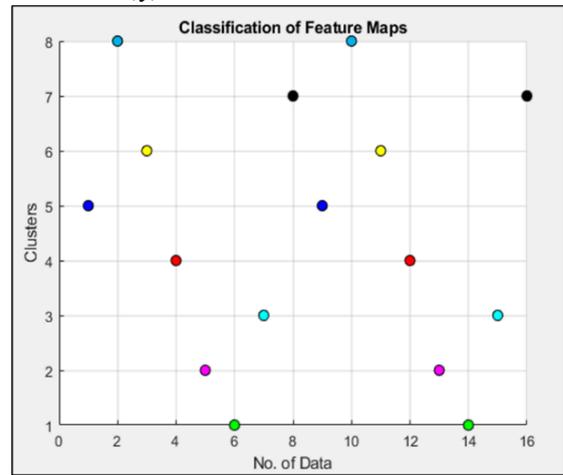


圖5 因子水準組合之LVQ 聚集分類 (可供圖6、圖7參照用)

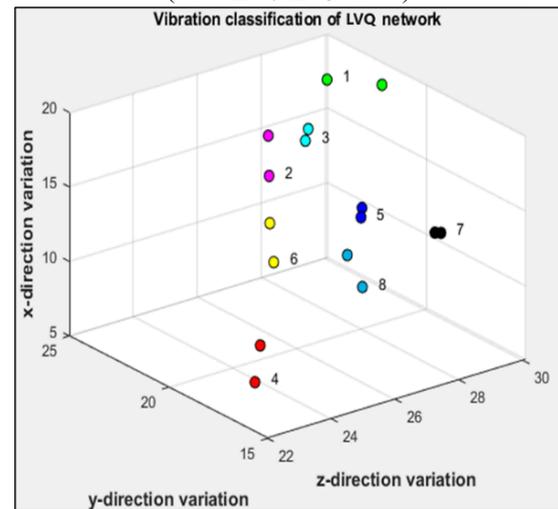


圖6 LVQ 網路對振動變異之特徵分類

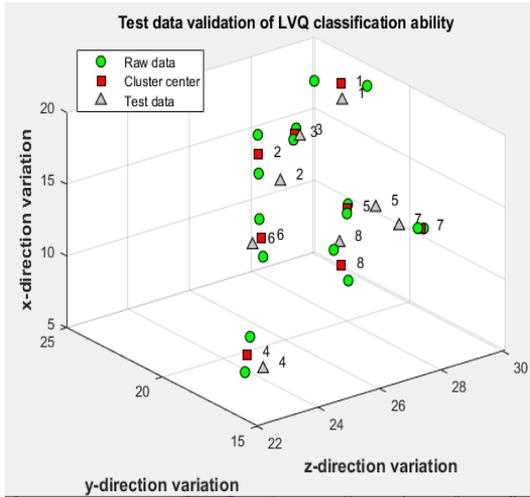


圖7 用未學習過的測試資料進行LVQ網路廣義化能力之驗證

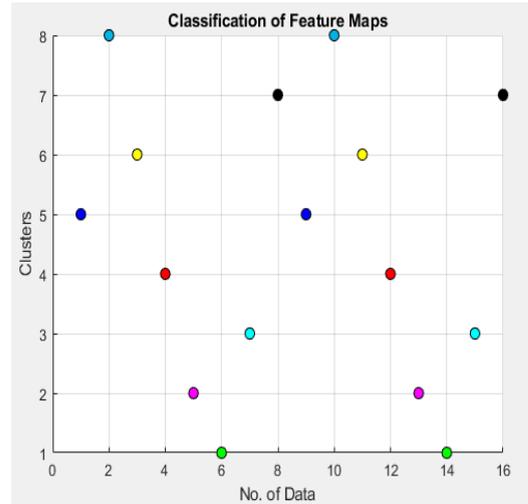


圖10 因子水準組合之PNN聚集分類 (可供圖11、圖12參照用)

| Output Class \ Target Class | 1            | 2            | 3            | 4            | 5            | 6            | 7            | 8            | Accuracy     |
|-----------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1                           | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 2                           | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 3                           | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 4                           | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 5                           | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 6                           | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 7                           | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
| 8                           | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 100%<br>0.0% |
| Overall                     | 100%<br>0.0% |

圖8 LVQ輸出分類對於目標類之分類混淆矩陣

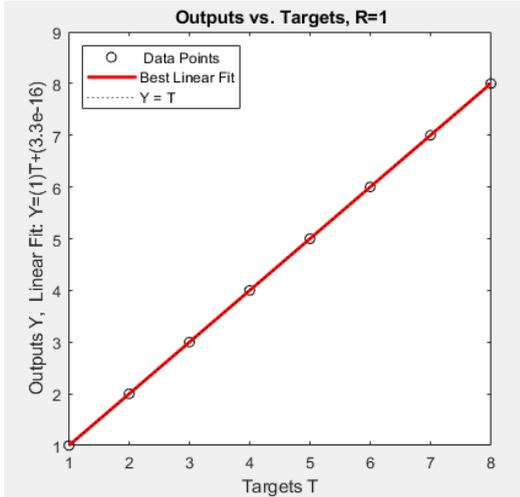


圖9 PNN輸出值對分類目標值的相關性分析

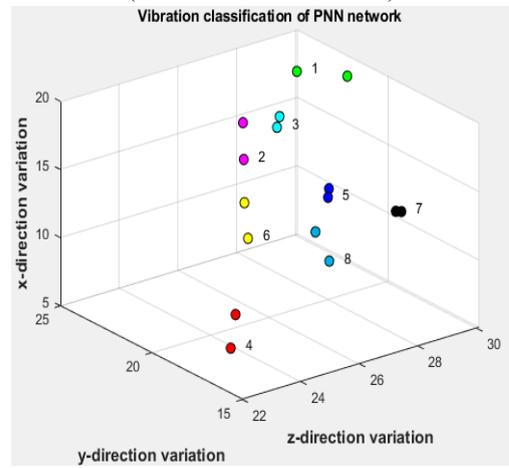


圖11 PNN網路對振動變異之特徵分類

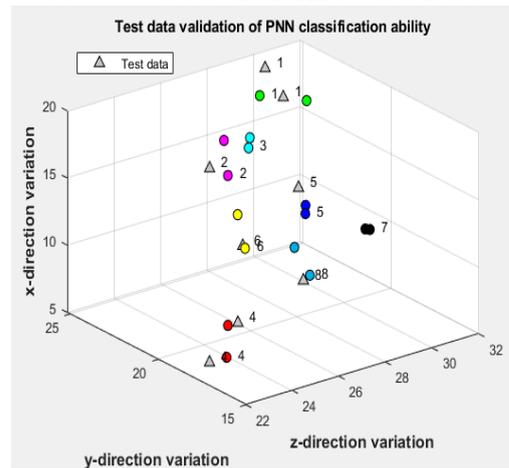


圖12 用未學習過的測試資料進行PNN網路廣義化能力之驗證

|              |   | Confusion Matrix |              |              |              |              |              |              |              |              |
|--------------|---|------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
|              |   | 1                | 2            | 3            | 4            | 5            | 6            | 7            | 8            |              |
| Output Class | 1 | 2<br>12.5%       | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 2 | 0<br>0.0%        | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 3 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 4 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 5 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 6 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 7 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 0<br>0.0%    | 100%<br>0.0% |
|              | 8 | 0<br>0.0%        | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%    | 2<br>12.5%   | 100%<br>0.0% |
|              |   | 100%<br>0.0%     | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% | 100%<br>0.0% |              |
|              |   | Target Class     |              |              |              |              |              |              |              |              |

圖13 PNN網路輸出分類對於目標類之分類混淆矩陣

### 結論

本次運用LVQ、PNN網路來建立分類模型，因為全因子實驗設計之因子水準的組合是具有正交性與平衡性，本次實驗樣本數據，皆可以完整的分類，可以卻信LVQ、PNN的在廣義化及推廣性方面皆有良好的表現。

### 參考文獻

1. A. E. Tompkins., Marine Engineering, LEGARE STREET PR, 2022.
2. Singiresu S. Rao, Mechanical Vibrations, Pearson, 2018.
3. Babak Eftekharijad, A. Addali, D. Mba, Shaft crack diagnostics in a gearbox, Applied Acoustics, Vol. 73, Issue 8, 2012
4. El-Shafei, A., Measuring Vibration for Machinery Monitoring and Diagnostics, The Shock and Vibration Digest, pp. 3-14, 1993.
5. Thomas, R. A., Vibration Monitoring on A Coolant Pump - A Case Study, Noise Vibration Worldwide, pp. 18-23, 1991.
6. Thomas, R. A., The Development of Vibration Analysis Using Contact Transducers Applied to Periodic Machine Condition Monitoring, The Shock and Vibration Digest, Vol. 28, pp. 8-13, 1996.
7. 劉俊彬, 旋轉機械動態平衡之研究, 碩士論文, 中原大學機械工程研究所, 1995
8. Brigham, E. O., The Fast Fourier Transform and Its Applications, Prentice - Hall, N.J.1988.
9. <http://zh.wikipedia.org/zhhk/%E5%BF%AB%E9%80%9F%E5%82%85%E9%87%8C%E5%8F%B6%E5%8F%98%E6%8D%A2> (2012.3.12)
10. 戴中傑, 艦艇振動噪音診斷與防治之研究. 碩士論文, 國防大學中正理工學院造船工程研究所, 桃園 2005。
11. Romberg et al., A Comparison of Traditional Fourier and Maximum Entropy Spectral Methods for Vibration Analysis, Proc. of the ASME 9th Bien. Conf. On Mech. Vib., Dearborn, MI., pp.63-67, Sept. 1983.
12. [http://djj.ee.ntu.edu.tw/Tutorial\\_HHT%20for%20Acoustics.pdf](http://djj.ee.ntu.edu.tw/Tutorial_HHT%20for%20Acoustics.pdf) (2012.3.12)
13. Li, B., Zhang, C. L., Hilbert-Huang Transform and Its Application to Crack Identification for Start-Up Rotor, Adv. Mech. Eng. Vol. 12, pp. 459-473, 2013.
14. 吳永成, 解調變分析在故障診斷上之應用。機械月刊, 第十九卷, 第七期振動噪音專輯, 第 142-149頁, 1993。
15. Sabnavis G., Kirk R. G., Kasarda M., and Quinn D., Cracked Shaft Detection and Diagnostics: A Literature Review, The Shock and Vibration Digest, Vol. 36, pp. 287–296, 2004.
16. Allen, J. W. and Bohanick, J. S., Cracked Shaft Diagnosis and Detection on Reactor Recirculation Pumps at Grand Gulf Nuclear Station, International Exhibition and Conference for the Power Generation Industries – Power-Gen, May–June, Houston, TX Vol. 5–6, pp. 1021–1034, 1990.
17. Arthur W. Lees, Vibration Problems in Machines: Diagnosis and Resolution, CRC press, 2015.
18. Werner, F., The Ratio of 2X to 1X Vibration – A Shaft Crack Detection Myth, Orbit, Vol. 14, pp. 11, 1993.
19. Adewusi S. A., Al-Bedoor B. O. “Experimental Study on The Vibration of An Overhung Rotor with A Propagating Transverse Crack,” Mechanical Engineering Department, King Fahd University of Petroleum and Minerals, P. O. Box 841, Dhahran 31261, Saudi Arabia.
20. Saavedra, P. N., Cuitino, L. A., Vibration Analysis of Rotor for Crack Identification, Journal of Vibration and Control, Vol. 8, pp. 51–67, 2002.
21. Azeem, N., Yuan, X., Raza, H., Urooj, I., “Experimental condition monitoring for the detection of misaligned and cracked shafts by order analysis,” Adv. Mech. Eng. Vol. 11, No.5, pp.1-11, 2019.
22. Amirzadegan, S., Rokn-Abadi, M., Firouz-Abadi, R.D., Mehralian, F., Nonlinear responses of unbalanced flexible rotating shaft passing through critical speeds, Meccanic, Early Access 2021.
23. Dimarogonas, A. D., Papadopoulos, C. A., Coupled Vibrations of Cracked Shafts, Journal of Vibration and Acoustics, Vol. 114, pp. 461–467, 1992
24. Li, W.H., Huang, R.Y., Li, J.P., Liao, Y.X., Chen, Z.Y. He, G.L., Yan, R.Q., Gryllias, K., A perspective survey on deep transfer learning for fault diagnosis in industrial scenarios: Theories, applications and challenges, Mechanical Systems and Signal Process Vol. 167, Article No.: 108487, 2022.
25. Adewusi, S. A., Al-Bedoor, B. O., “Detection of Propagating Cracks in Rotors Using Neural Networks,” American Society of Mechanical Engineers, Pressure Vessels and Piping Division, Vancouver, Canada Vol. 447, pp. 71–78, 2002.
26. Rieger, N., El-Shafei, A., Automated Diagnostics of Rotating Machinery, in IGTI 2003, Atlanta, GA, Paper No. GT2003-38453, 2003.
27. 趙安民, 馬達故障診斷之模糊類神經網路, 中原大學機械工程研究所碩士論文, 2004.
28. 彭善謙, 綜合振動信號於馬達故障診斷, 碩士論文 中原大學機械工程研究所, 2004。
29. 張智傑, 齒輪故障診斷之模糊類神經網路, 碩士論文, 中原大學機械工程研究所, 2005。