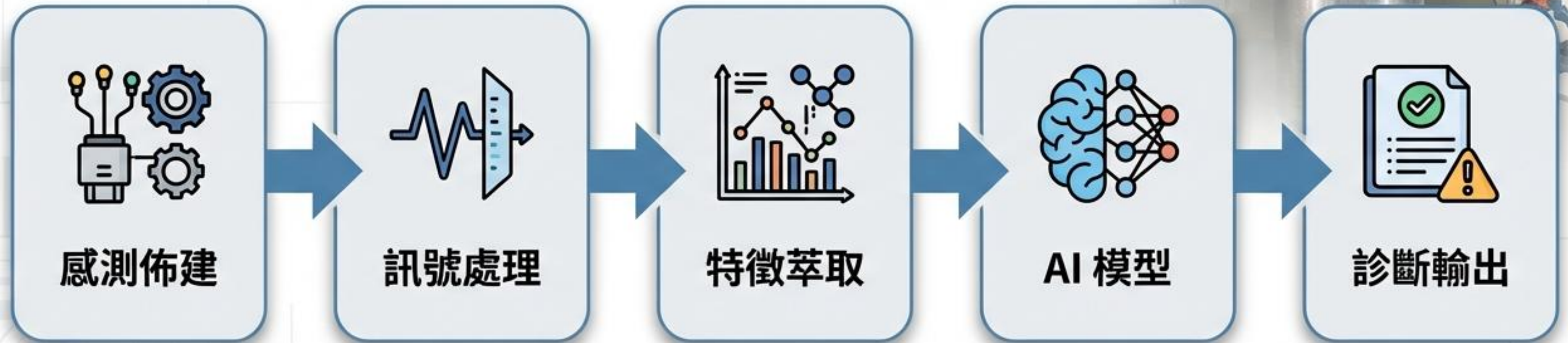


運用 AI 實現工具 機主軸健康預診

從振動訊號擷取到智慧異常檢測的
完整解析

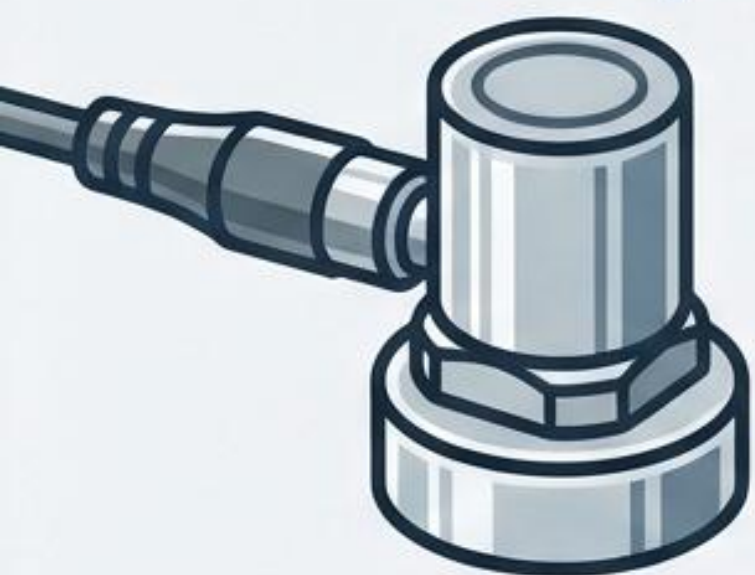


系統架構：從物理訊號到數位健康指標



主軸長時間運轉加工將造成零組件磨損。本系統旨在透過感測器監測前軸承振動。並應用單類別分類演算法 (Single- Class Classification)，實現早期的異常檢測與健康預診。

硬體整備：精確的振動擷取核心



PCB 601A01
(磁性座吸附)

靈敏度
100mV/g

量測範圍
±50g

頻率範圍
0.27 - 10000 Hz

NI DAQ 系統

四槽機箱
cDAQ-9174

聲音與振動輸入模組
NI-9232



透過加速規捕捉並拆解主軸的振動特徵



時域分析

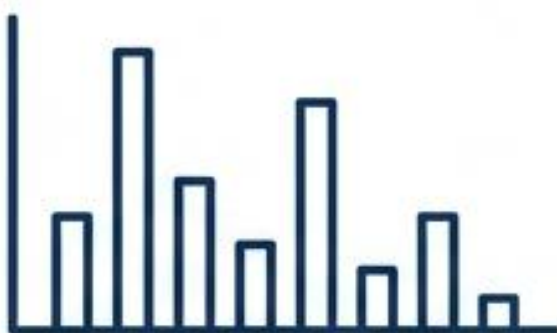
均方根(RMS)

峰度(Kurtosis)

峰值因數(Crest Factor)

偏度(Skewness)

標準差(Standard deviation)



頻域分析

不平衡

1x 轉速(RPM)頻率

2x 轉速頻率

軸承故障

內環故障頻率(BPFI)

外環故障頻率(BPFO)

尋找關鍵失效頻率的數學基礎

轉速頻率

$$RF = \frac{\text{rpm}}{60}$$

外環失效特徵頻率

$$\text{BPFO} = \text{rpm} * \frac{N_B}{2} * \left(1 - \frac{B_D}{P_D} * \cos \alpha \right)$$

內環失效特徵頻率

$$\text{BPFI} = \text{rpm} * \frac{N_B}{2} * \left(1 + \frac{B_D}{P_D} * \cos \alpha \right)$$

rpm (轉速)

N_B (滾珠數量)

B_D (滾珠直徑)

P_D (軸承直徑)

α (滾珠接觸角度)

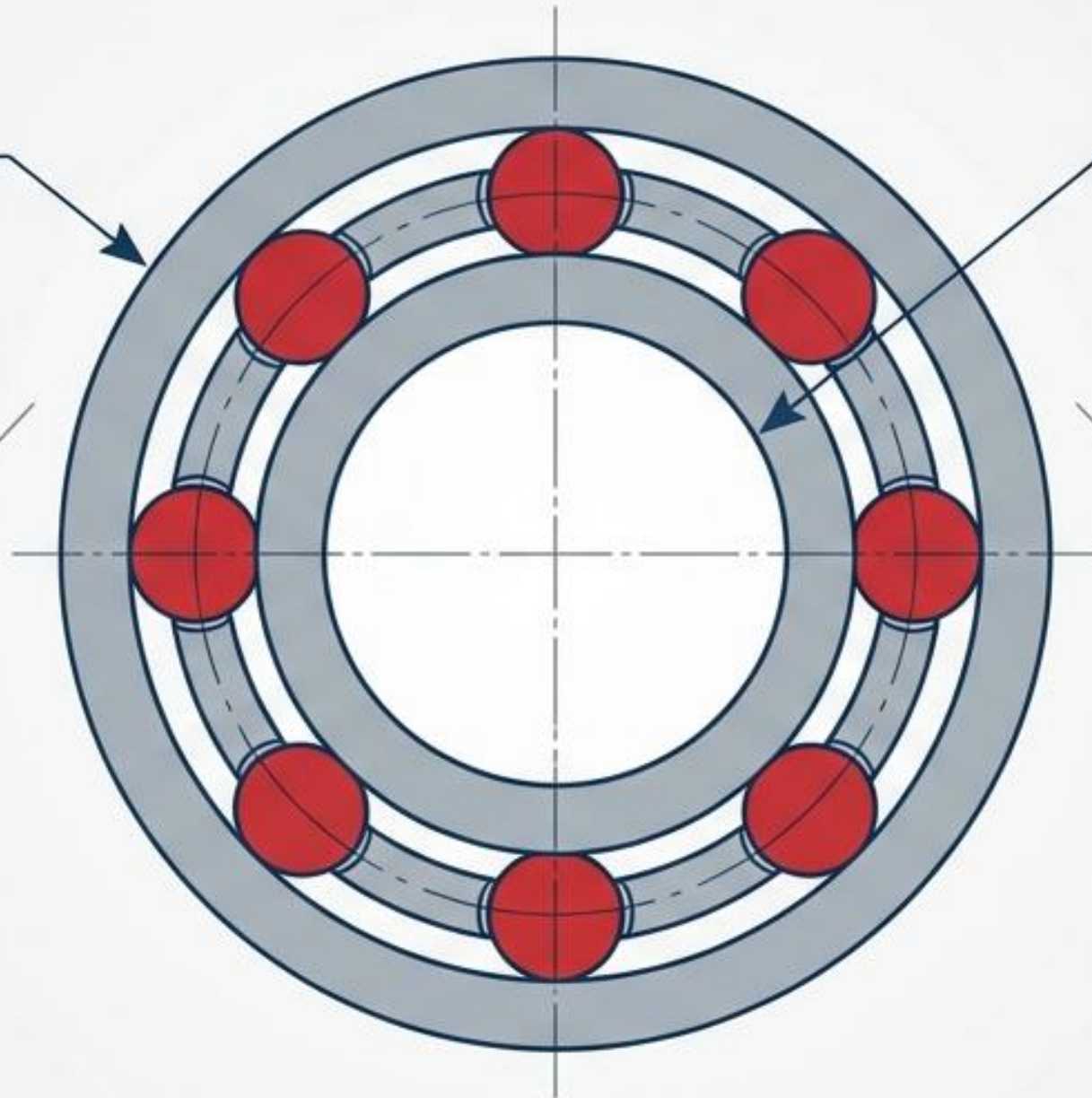
特徵映射：將公式綁定於物理零組件

外環特徵頻率 (BPFO)

$$BPFO = \text{rpm} \cdot \frac{N_B}{2} \cdot \left(1 - \frac{B_D}{P_D} \cdot \cos \alpha \right)$$

內環特徵頻率 (BPFI)

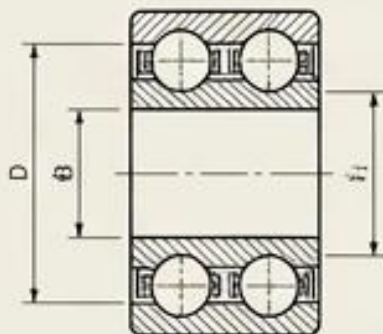
$$BPFI = \text{rpm} \cdot \frac{N_B}{2} \cdot \left(1 + \frac{B_D}{P_D} \cdot \cos \alpha \right)$$



轉速頻率 (RF): $RF = \text{rpm} / 60$

主軸設計數位副手：終結手動查表與算式誤差的實務架構

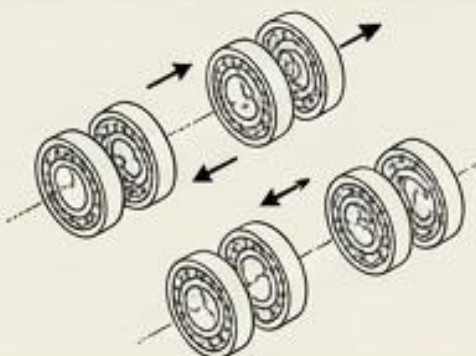
規格精準 查詢



D_mn 自動計算

$$D_{mn} = \sqrt{\frac{D_{mean}}{n - f_i}}$$

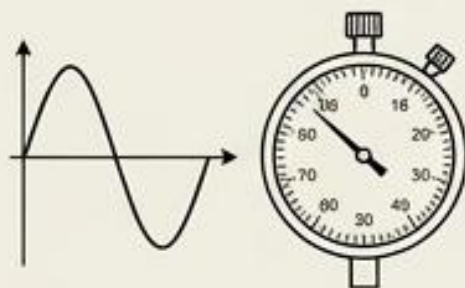
排列配組 建議



剛性查表 換算

Model	Bore	Bore	Stiffness	Manacs	Load Rating	Load Rating
M2.3063	200	12.6	80	123	306	215
M2.3065	200	12.4	85	126	300	200
M2.3066	400	12.2	66	139	300	330
M2.3068	180	12.2	57	155	300	320
M2.2903	250	12.2	56	154	305	256
M5.3066	260	13.6	76	138	300	260
M5.3068	400	13.6	79	131	306	330
M5.3069	280	5.7	89	155	350	220
M5.2901	380	52.0	85	235	506	334

容許轉速 校核



特徵頻率 互動平台

互動平台

模型選擇: [下拉選單]

軸系特徵頻率: [輸入框] Hz

軸系特徵頻率: [輸入框] Hz

軸系特徵頻率: [輸入框] Hz

軸系特徵頻率: [輸入框] Hz

計算 [按鈕] 校核 [按鈕] [checkbox] 進料建議

【地端部署與數據安全】

全面採用 Llama 3.1 8B 的 8-bit 量化模型，執行時大約僅佔用 25 GB 記憶體。100% 斷網落地運行，確保工具機廠核心設計數據與專利不外洩。

【物理模型與 RAG 技術整合】

後端整合 Python 物理模型計算引擎與精密軸承標準資料庫，用自然語言白話文即可一鍵精準觸發，免去翻閱厚重型錄與手動代公式的時間。

【直出嚴謹技術報告】

旨在替代傳統防不勝防的手動輸入與查表誤差，自動化核算 dmN 值、安全轉速容許極限與剛性矩陣修正，實現高效且精確的設計流程。

R&D Memo：「這套系統之所以能落地，是因為我們在後端採用了 NVIDIA DGX SPARK 架構，在適當性能的硬體與模型基礎上，建立了足夠可信且流暢的 Agent 數位副手。這不是為了炫技，而是為了讓現場研發人員能把心力真正放在結構優化與工程決策上。」

【實戰演示】一鍵啟動自動化運算：無縫提取軸承四大特徵

核心操作重點：從自然對話到精準特徵提取

- **白話文自然驅動**：工程師無需編寫複雜語法，只需在 Open WebUI 對話框中輸入日常對話（如：「請幫我打開軸承 GUI」），系統即刻理解需求並完成介面安全初始化。
- **全自動化精準運算**：免除繁瑣的手動公式代入，平台自動接手，瞬間為您精準算出「滾珠自轉頻率 (BSF)」、「外圈損傷頻率 (BPFO)」等四大核心物理特徵。



3. 特徵頻率核心公式與計算步驟:

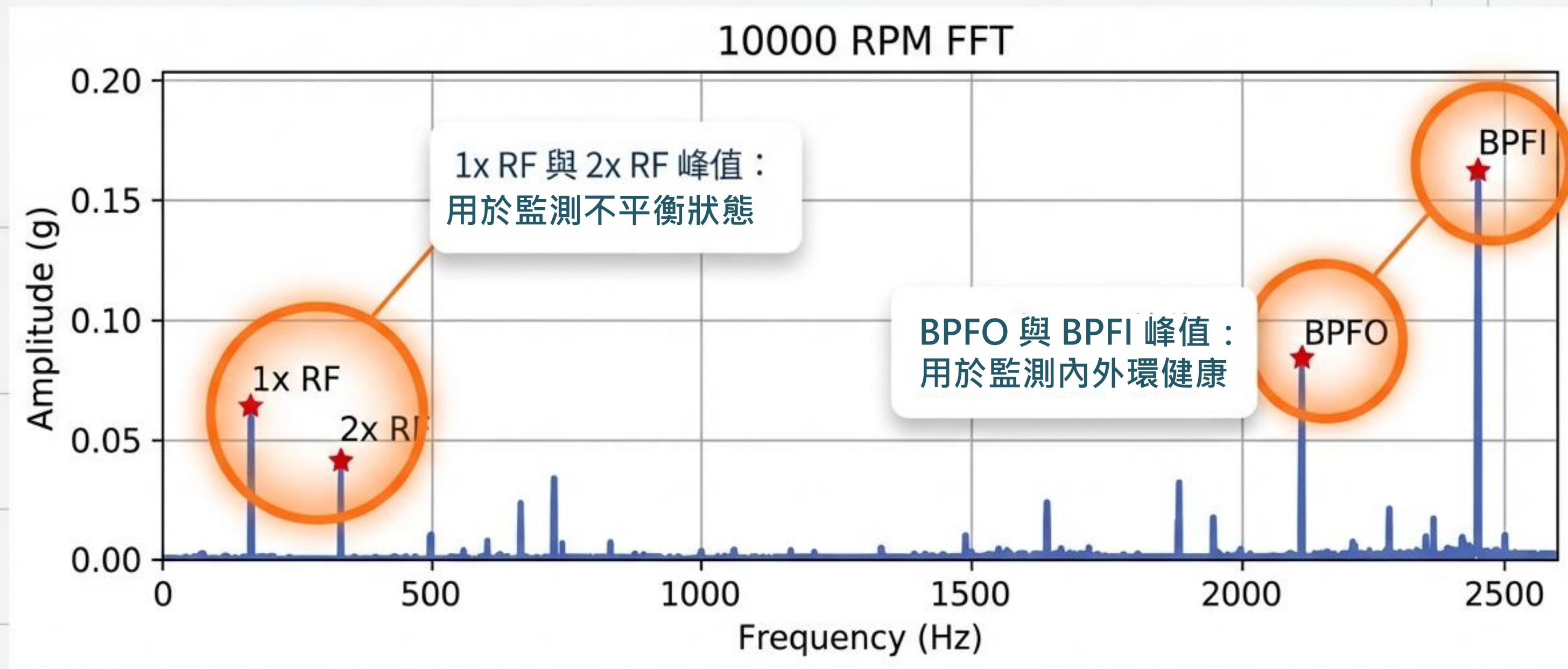
- Ball Spin Frequency (BSF) (Hz): 1611.26666 Hz
- Ball Pass Frequency Outer (BPFO) (Hz): 1310.93333 Hz

軟體操作與技術對接建議

請務必確認並匯出本次 GUI 提取的特徵數據！我們在這裡自動化計算出來的 **BPFO（外圈損傷頻率）** 等核心物理特徵數值，將會是下一堂課的重頭戲——我們將把這些關鍵特徵參數，直接餵給 **Orange3** 數據平台，用來進行 **One-Class SVM** 異常防禦邊界的模型訓練。這是從「特徵提取」跨入「AI 預測性維護」最關鍵的橋樑！

讓數學公式在真實的快速傅立葉轉換 (FFT) 頻譜中現形

實驗條件: 10000 RPM 空轉



讓 AI 學習並定義專屬的「健康狀態」基準

1

收集基準

擷取主軸剛出廠初期 (如：第一個月) 的運轉振動訊號。

2

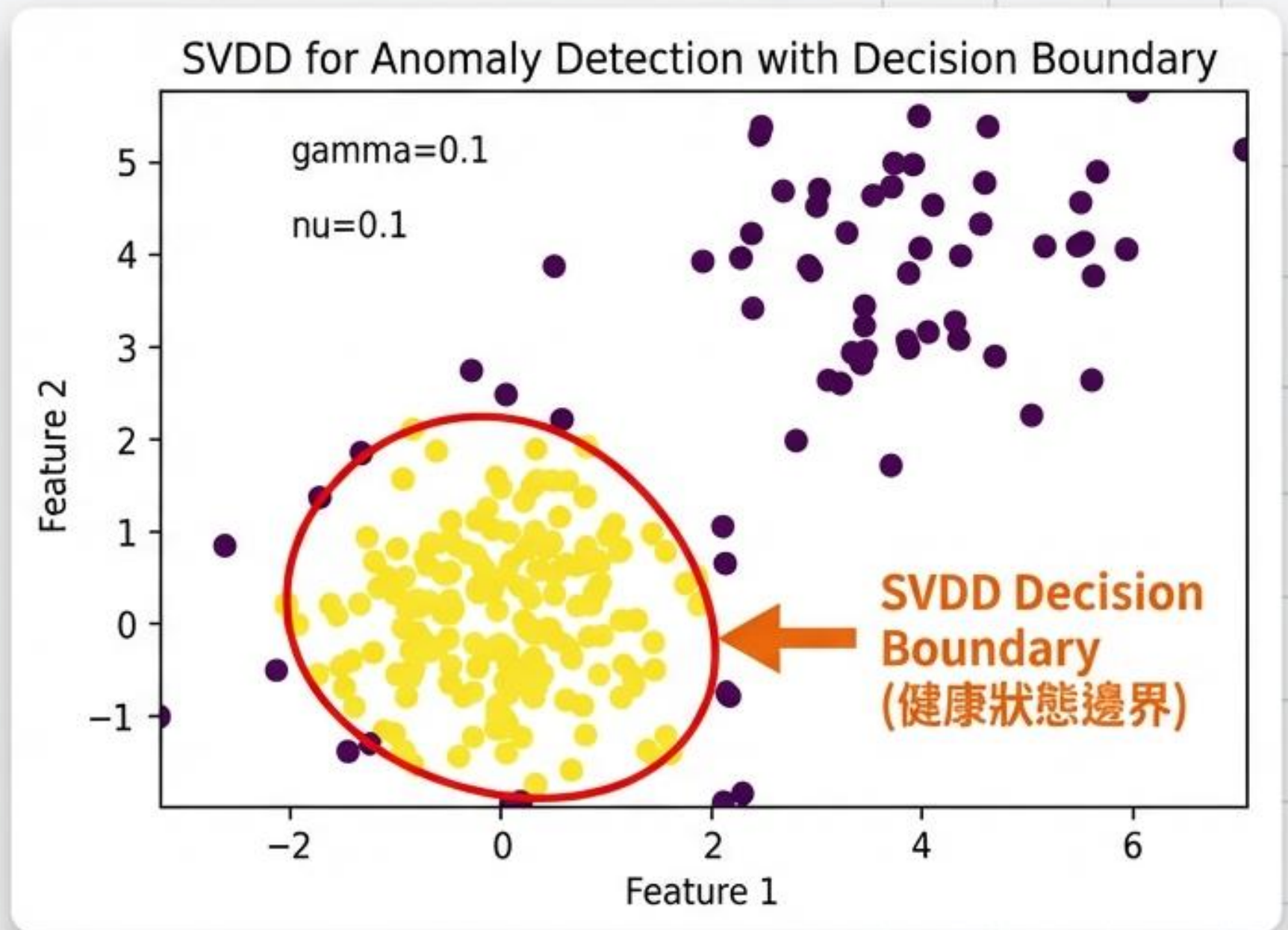
建立模型

利用單類別分類演算法 (One-Class Classification) 如 SVDD，進行訓練。

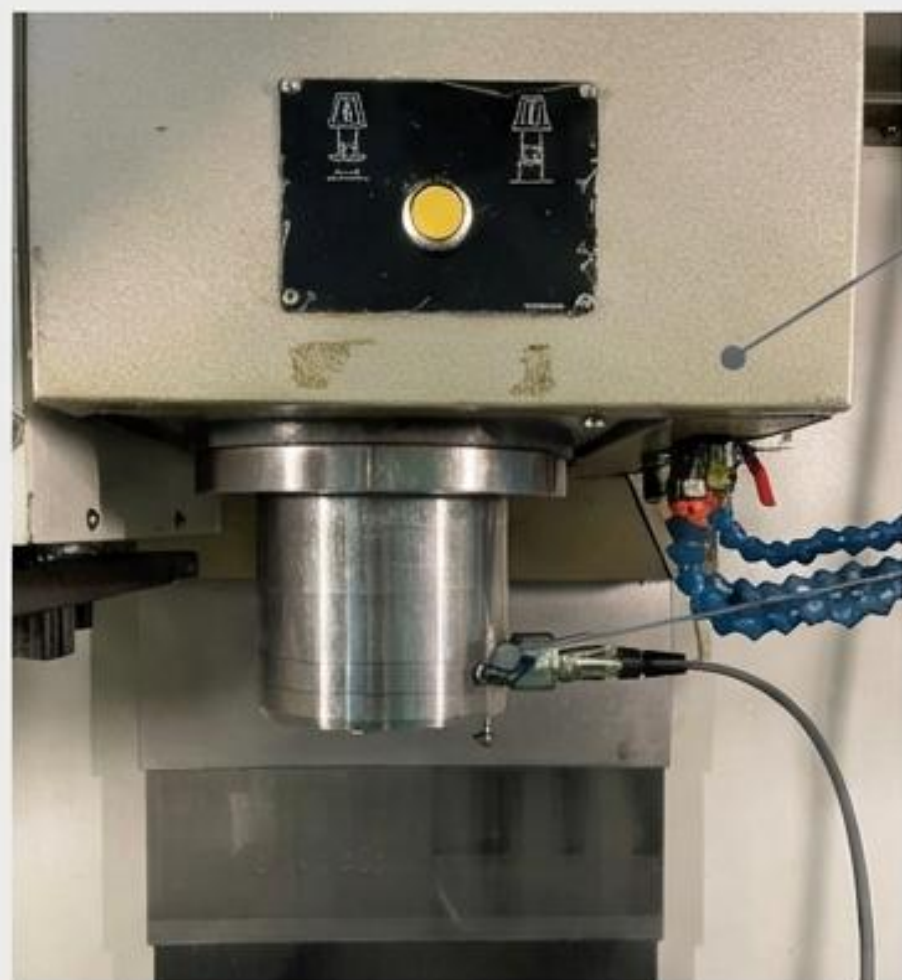
3

檢測與預測

繪製健康邊界，對後續訊號做異常檢測與餘命預測。

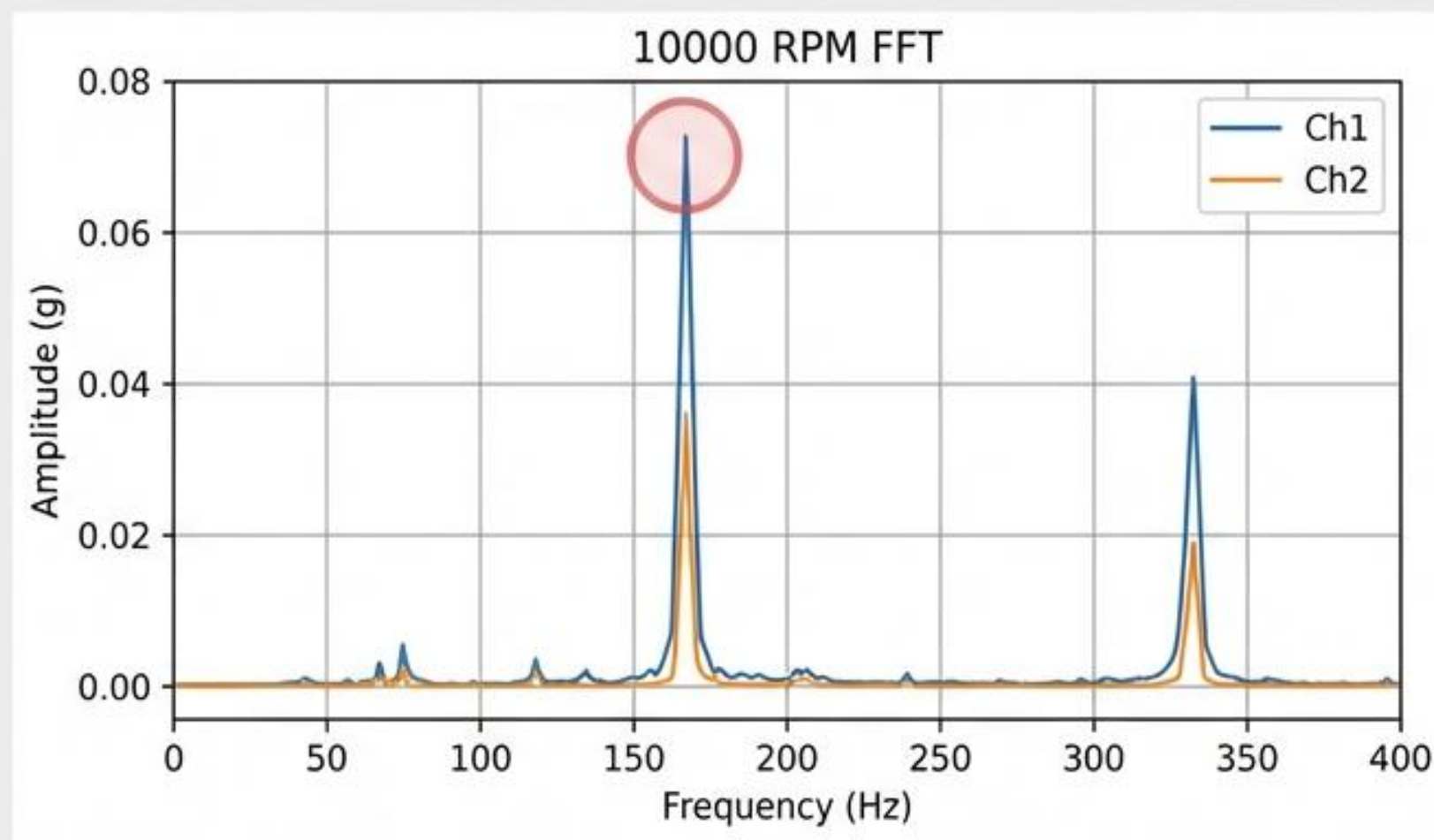


實驗設計：尋找最佳觀測點與轉速



Ch2 機台右後方

Ch1 機台右側



經過 6000, 8000, 10000 RPM 的測試對比，10000 RPM 時 Ch1 (右側) 的振幅特徵最為明顯，因此定為後續 AI 建模的標準實驗配置。

實驗規劃：建立基準與模擬異常的對照場景



建立健康模型 (Week 1-3)

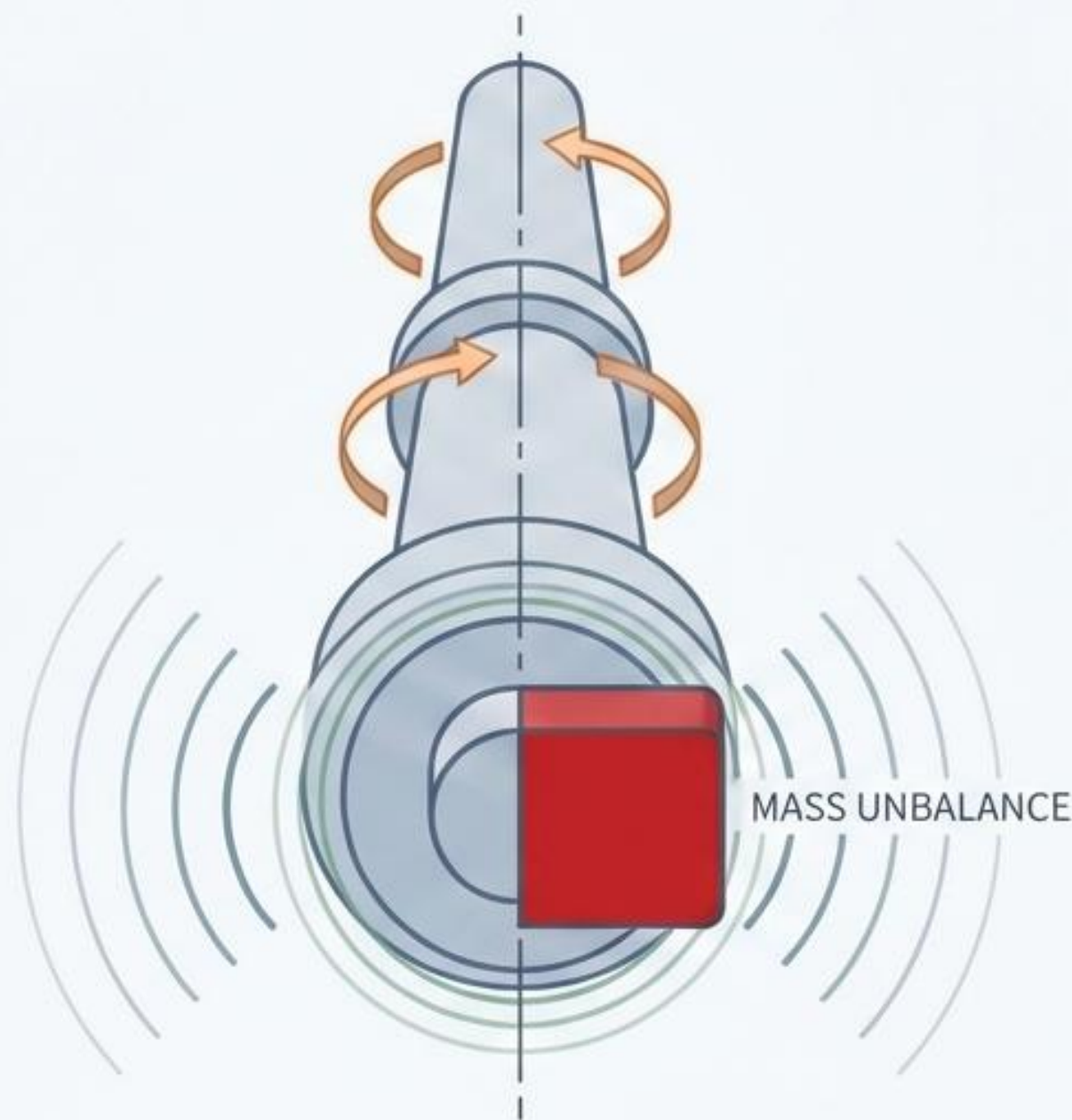
- **條件:** 定速空轉 10000 RPM
- **時間:** 一週內的三天，各執行 2 小時
(確保數據穩定連續)
- **規格:** FAG HS 7014 E.T.P4S.K5.UL 軸承
- **處理:** 訊號每 2 秒分割，進行 FFT
(共 10800 筆數據)，提取
1x/2x/BPFO/BPFI 振幅。



模擬異常狀態 (Unbalance)

- **條件:** 在主軸前端增加負重
- **目的:** 刻意造成質量不平衡情況下運轉
- **觀察重點:** 1x轉速頻率、2x轉速頻率及內外環故障頻率的訊號變化。

實驗驗證方法

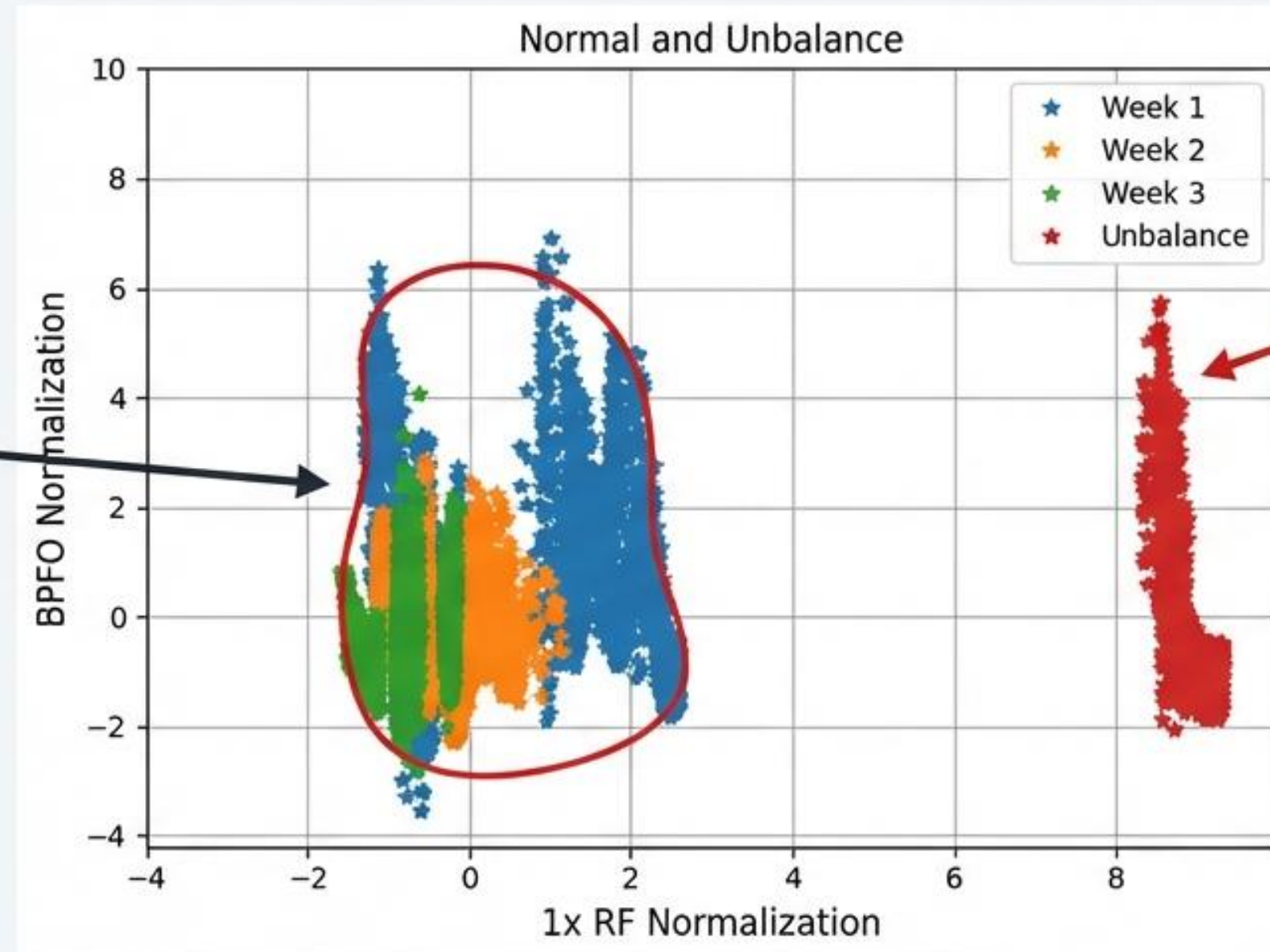


實驗手法：在主軸前端增加負重，強制產生「質量不平衡 (Unbalance)」的運轉狀態。

觀測目標：
從多個頻率特徵中，找出能有效辨識異常的關鍵指標。

正常運轉與質量不平衡的特徵分布差異

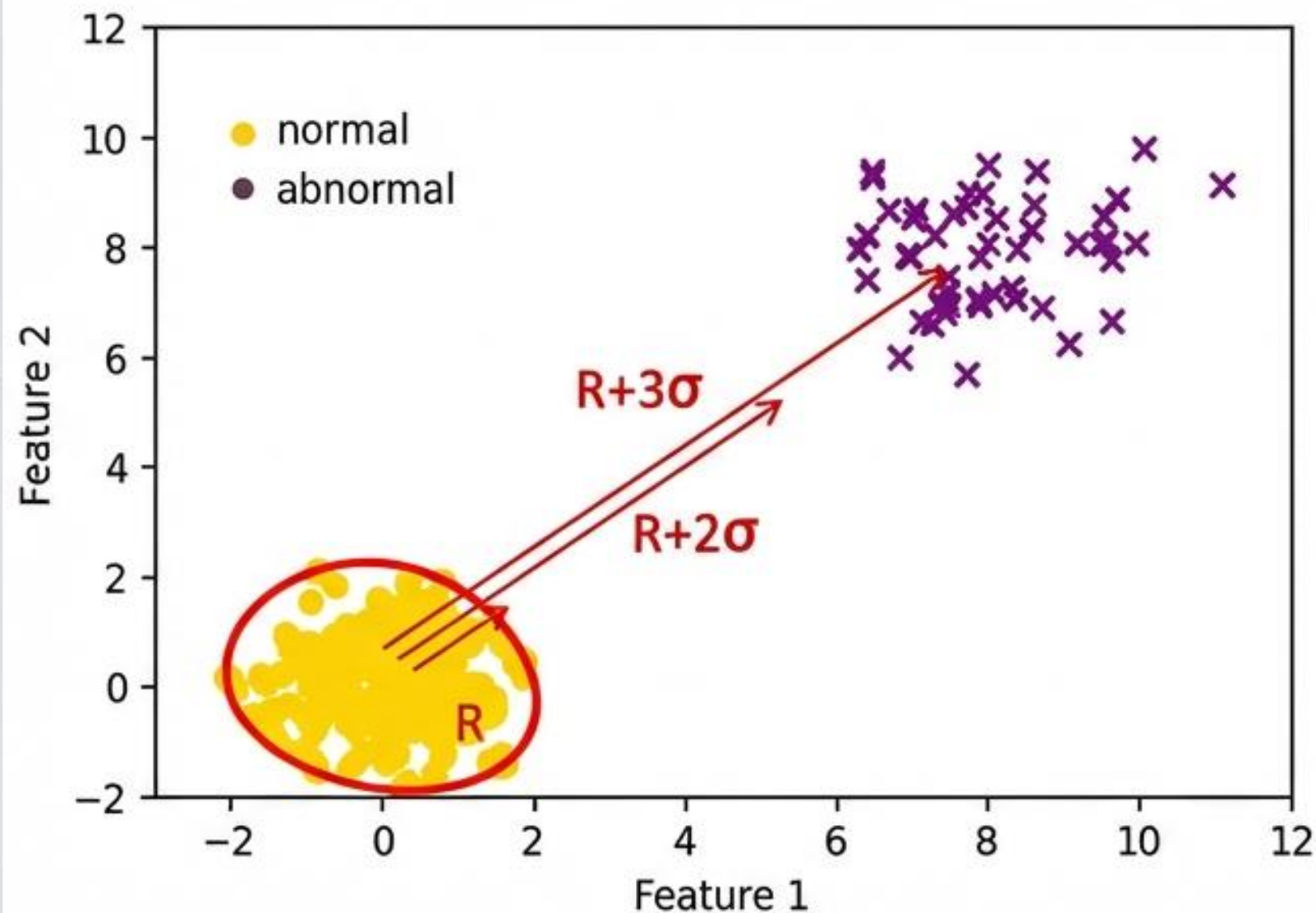
正常基準線
Week 1(藍)，Week 2(橘)，Week 3(綠)
代表設備正常的歷史數據 (被紅色輪廓線包圍)。



異常觸發點
紅星 (Unbalance) 代表施加負重後的異常訊號。

目標：尋找能將「紅星」與「正常輪廓」完美分離的 XY 軸組合。

運用決策邊界與標準差量化異常嚴重度



● 黃點 (Normal) :

位於決策邊界(Decision Boundary)內的健康基準。

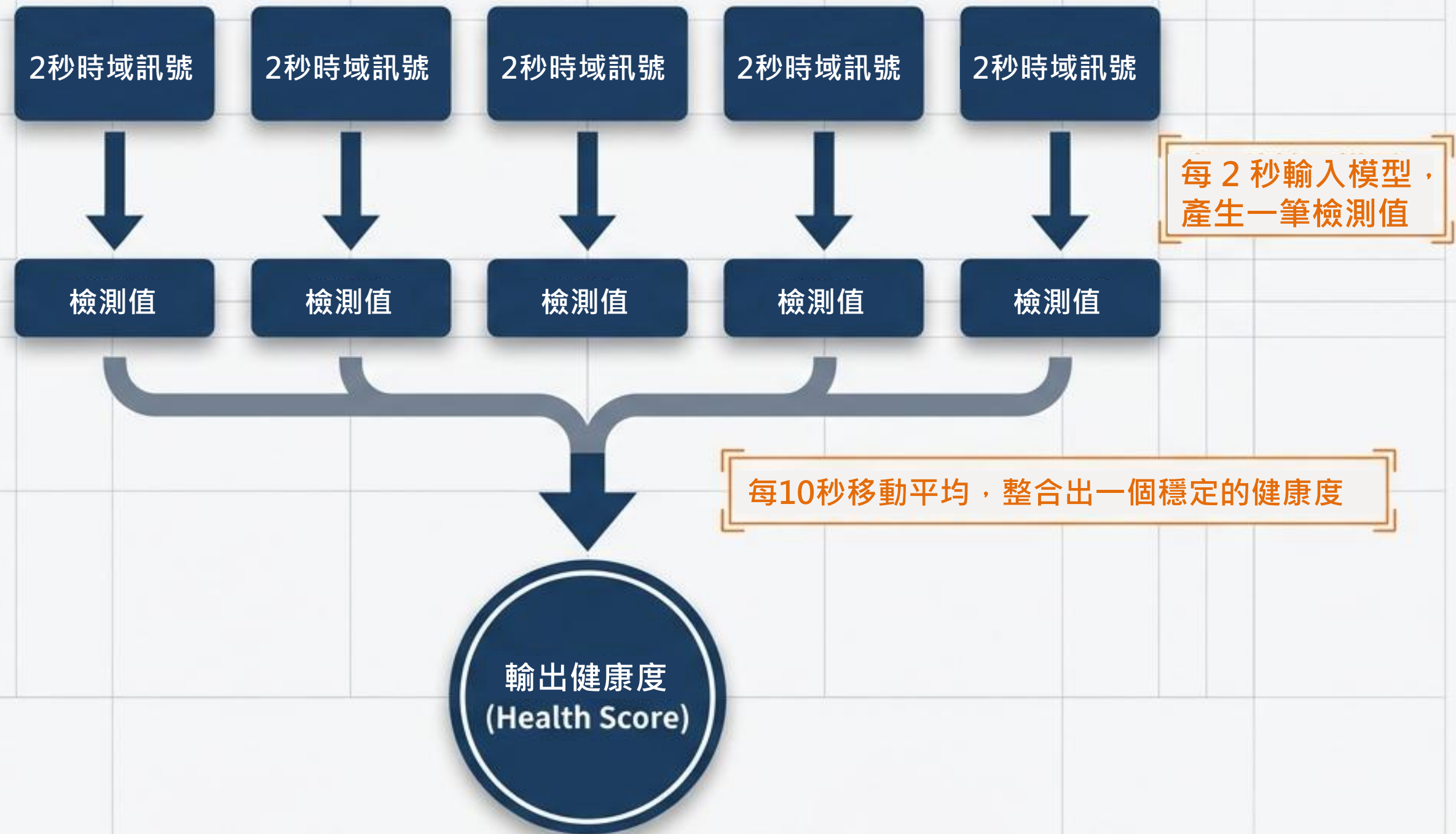
× 紫叉 (Abnormal) :

發生異常的數據點。

距離量測：

中心距離為 R 。偏離中心達到 $R+2\sigma$ 或 $R+3\sigma$ 代表不同程度的異常警戒層級。距離越遠，健康度越低。

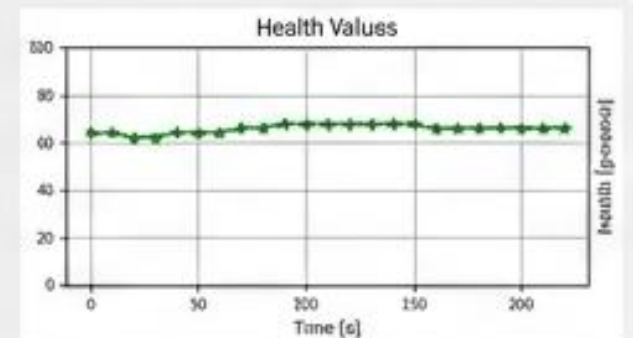
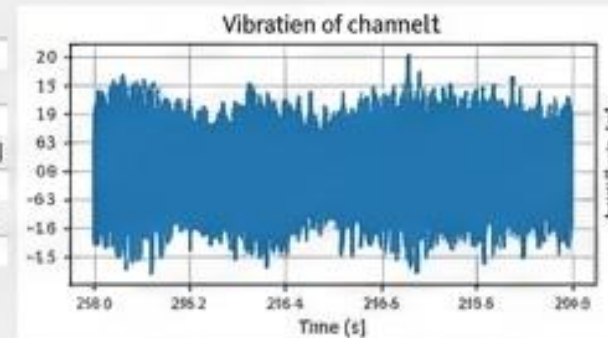
演算法降噪：從瞬態訊號到平穩健康度的轉換機制



系統落地應用與位移警戒燈號機制

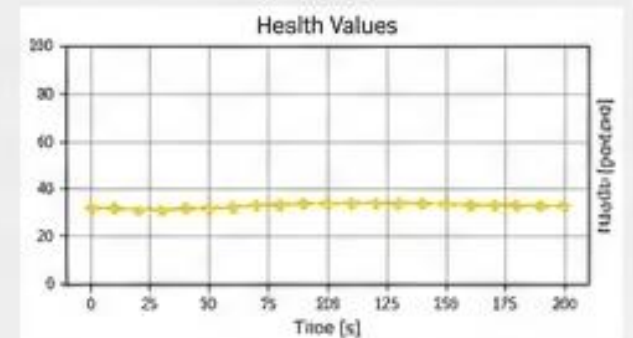
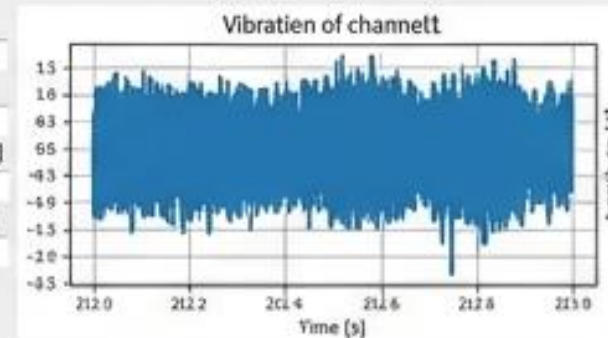
● [正常] 系統判定健康 (位移量 $1\mu\text{m}$)

Device Name
LDAQ2Mod1
Sample Rate (Hz)
12800
Sensitivity1 (mV/g)
118
Diagnose Time (s)
360



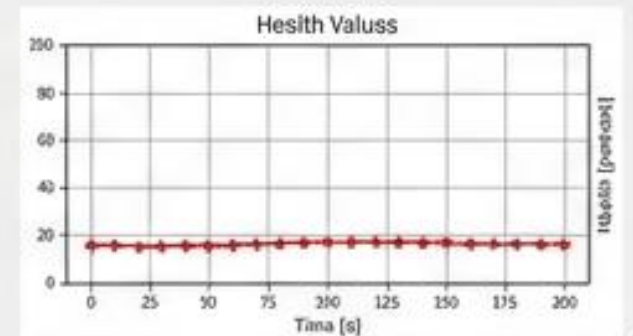
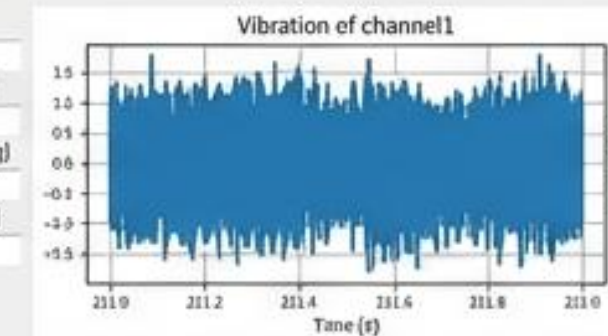
● [警示] 系統發出提醒 (位移量 $2\mu\text{m}$)

Device Name
LDAQ2Mod1
Sample Rate (Hz)
12800
Sensitivity1 (mV/g)
118
Diagnose Time (s)
360



● [異常] 系統嚴重警告 (位移量 $2.5\mu\text{m}$)

Device Name
LDAQ2Mod1
Sample Rate (Hz)
12800
Sensitivity1 (mV/g)
118
Diagnose Time (s)
360



將複雜的振動訊號與 AI 模型，轉化為現場人員一目了然的健康指標。

智慧製造的實踐反思



1. 適配大於複雜

演算法的選擇應基於問題本質，而非盲目追求最複雜、最前沿的模型。



2. 特徵為王

結合數理分析提取有效特徵，能讓機器學習以更高的效率解決傳統工程難題。



3. 領域知識不可或缺

AI 並非萬靈丹；沒有扎實的物理實驗與領域知識 (Domain Knowledge) 支持，模型將失去實用意義。