

聯合大學電機工程學系專題內容大綱

學期別： 115 學年度
班別限制： <input checked="" type="checkbox"/> 大學甲乙班 <input checked="" type="checkbox"/> 大學丙丁班
專題名稱： 基於卷積神經網絡 (CNN) 之馬達振動訊號故障診斷研究
指導老師： 吳有基
組員人數：2~3 人
<p>專題內容：</p> <p>馬達是工業之母，結合 AI 進行**預測性維護 (Predictive Maintenance)** 是目前智慧製造的熱門領域，也會是一個非常紮實且具備實務價值的專題方向。</p> <p>專題目標： 將馬達的 1D 時間序列訊號轉換為 2D 影像 (如時頻譜圖)，利用影像識別技術進行分類。</p> <p>關鍵技術：</p> <p>數據源：使用 CWRU (凱斯西儲大學) 或 MFPT 開放數據集。</p> <p>預處理：短時傅立葉轉換 (STFT) 或連續小波轉換 (CWT)。</p> <p>模型：輕量化 CNN 架構 (如 LeNet 或簡化版 ResNet)。</p> <p>預期成果： 能準確識別正常、軸承磨損、外圈故障等不同類別，並分析準確度。</p>
<p>學生應具備之背景：</p> <p>對於 AI 及電機領域有興趣者。</p>
備註：

聯合大學電機工程學系專題內容大綱

學期別： 115 學年度
班別限制： ■大學甲乙班 ■大學丙丁班
專題名稱： 運用特徵工程與機器學習演算法於馬達電流特徵分析 (MCSA) 之故障分類
指導老師： 吳有基
組員人數：2~3 人
專題內容： 馬達是工業之母，結合 AI 進行**預測性維護 (Predictive Maintenance)** 是目前智慧製造的熱門領域，也會是一個非常紮實且具備實務價值的專題方向。 專題目標： 不依賴深度學習的大型模型，而是透過人為提取物理特徵，比較傳統機器學習演算法的效能。 關鍵技術： 數據源：馬達電流訊號 (Current Signals)。 特徵提取：計算時域 (均方根、峰值因數) 與頻域 (FFT 頻譜能量) 特徵。 模型比較：隨機森林 (Random Forest)、支持向量機 (SVM) 與 XGBoost。 預期成果： 找出對故障最敏感的特徵指標，建立一個運算需求低、適合嵌入式系統的分類模型。 MCSA 相關資料庫： Paderborn University 官網 或 Kaggle 搜尋 "Paderborn-db"; MCSA-DC Laboratory ; MATLAB / Simulink 範例數據。使用 MCSA-DC 數據，結合派克轉換將電流訊號視覺化，再丟入 Random Forest 分類，這是一個標準且紮實的電機 AI 流程。
學生應具備之背景： 對於 AI 及電機領域有興趣者。
備註：

聯合大學電機工程學系專題內容大綱

學期別： 115 學年度

班別限制： 大學甲乙班 大學丙丁班

專題名稱：基於深度學習與單一慣性感測器之連續步態相位精準辨識：以足底壓力陣列為黃金標準

指導老師： 吳有基

組員人數：2~3 人

專題內容：

「步態分析」是評估高齡者跌倒風險與復健成效的重要指標。然而，目前能精準量測步態的設備（如足壓墊或光學攝影機）價格昂貴，且只能在醫院或實驗室內使用；市面上的穿戴式感測器（IMU）雖然輕便便宜，卻難以精準判斷腳跟著地、腳尖離地等關鍵的「步態相位」。

本專題旨在打破此限制，開發一套結合輕量化感測器與人工智慧的步態辨識系統。我們在實驗階段同時讓受測者穿戴 IMU 並走過高精度的足底壓力墊，將足壓墊抓取的絕對精準數據作為「黃金標準（標準答案）」，用來訓練深度學習模型（如 CNN-LSTM）。

預期成果： 訓練完成的 AI 模型，未來只需讀取單一顆便宜的 IMU 訊號，就能精準推算出媲美百萬級足壓設備的步態相位資訊。本專題不僅能大幅降低步態分析的硬體成本，更能將臨床等級的檢測技術推廣至居家照護與日常復健之中。

學生應具備之背景：

對於 AI 及電機領域有興趣者。

備註：

聯合大學電機工程學系專題內容大綱

學期別： 115 學年度

班別限制： ■大學甲乙班 ■大學丙丁班

專題名稱：以 Matlab/Simulink 模擬電力系統故障並應用 AI 模型進行辨識

指導老師： 吳有基

組員人數：2~3 人

專題內容：

來自 GitHub 提供以 Matlab/Simulink 建立之電力系統，可模擬不同的故障，產生數據庫，然後以 Python scikit-learn models 進行態分類辨識。此專題採用「混合特徵融合」，基於電力物理的特徵工程，架構時空特徵融合模型架構，驗證模型的抗干擾性。

階段 A：基於電力物理的特徵工程

利用對稱分量變換提取零序、正序與負序電流。在平衡系統中，零序與負序電流接近於零；它們的突升可作為 AI 模型的「物理觸發器（Physical Trigger）」，提高診斷速度。

階段 B：模型架構（時空特徵融合）

1. **CNN-LSTM 混合網路**：使用卷積神經網絡（CNN）提取各相間的空間特徵，再由長短期記憶網路（LSTM）捕捉故障瞬時的時域演化過程。
2. **注意力機制（Attention Mechanism）**：引入注意力層，讓模型自動「鎖定」故障發生的關鍵毫秒，忽略故障前的穩態噪聲。

階段 C：驗證與抗干擾測試

- **步驟 1**：在基礎 GitHub 數據集上進行預訓練。
- **步驟 2**：引入「對抗性噪聲」——在 Simulink 中模擬馬達啟動與變動阻抗負載，測試模型是否能區分「重載投切」與「真實故障」。
- **步驟 3**：與原 GitHub 提供的 8 種傳統模型進行對比，證明在複雜工況下的 F1-score 優勢。

學生應具備之背景：

對於 AI 及電機領域有興趣者。

備註：