

中華環安衛科技協會

Chinese Environmental, Safety and Health Association



會刊

58
2025.DEC



☆ 理事長的話

☆ 專題報導

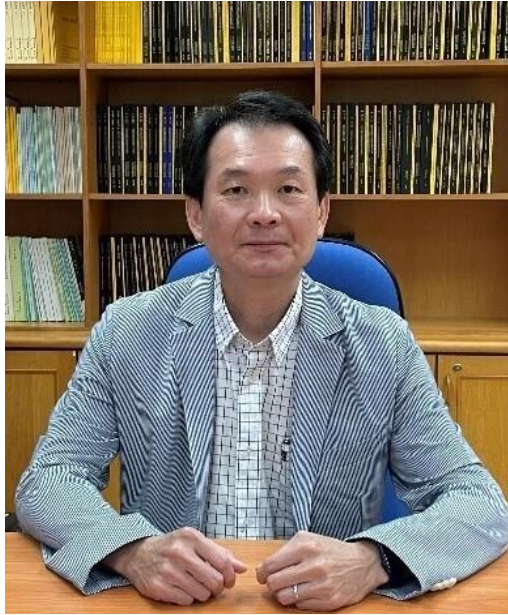
1. 畜牧糞尿資源永續循環利用—以臺南市為例
2. 活性碳製備與再生過程之生命週期評估
3. 比較多種時間序列演算法追蹤換熱器性能退化
4. 應用大型語言模型於化學品不相容性官能基判定定性研究
5. 頭暈站不穩，竟然是骨質疏鬆惹的禍？
6. 職場噪音不只傷耳？

☆ 會務動態

中華環安衛科技協會 會議紀錄



理事長的話



吳忠信 | 國立高雄科技大學 副校長

各位先進、各位長官：

「中華環安衛科技協會」秉持為公眾服務的精神，致力於提供環保、安全、衛生技術與健康管理等資訊與經驗之交流。本期會刊收錄六篇優秀文章，涵蓋環境、安全和健康三個議題，其中環境類為〈畜牧糞尿資源永續循環利用—以臺南市為例〉和〈活性碳製備與再生過程之生命週期評估〉；安全類為〈比較多種時間序列演算法追蹤換熱器性能退化〉和〈應用大型語言模型於化學品不相容性官能基判定可行性研究〉；以及健康類〈頭暈站不穩，竟然是骨質疏鬆惹的禍？—揭開骨骼健康與平衡感之間的驚人連結〉和〈職場噪音不只傷耳？—從失智症最新風險因子，重塑聽力保護的價值〉。文章內容多元且深具實務和生活價值，提供讀者對於環境保護、安全管理及健康促進等領域的創新知識。我們期望透過會刊的發表能拋磚引玉、幫助讀者獲得環安衛科技上的重要進展和嶄新視野。

歲末時節，再一次感謝各位先進及長官對本協會的支持與鼓勵，祝福大家平安健康。

Contents 目錄

■ 理事長的話 吳忠信	I
■ 專題報導	
1. 畜牧糞尿資源永續循環利用—以臺南市為例	1
2. 活性碳製備與再生過程之生命週期評估	10
3. 比較多種時間序列演算法追蹤換熱器性能退化	20
4. 應用大型語言模型於化學品不相容性官能基判定可行性研究	47
5. 頭暈站不穩，竟然是骨質疏鬆惹的禍？	58
6. 職場噪音不只傷耳？	65
■ 會務動態	
中華環安衛科技協會	
第十五屆第二次理監事聯席會—會議紀錄	70

會刊編輯委員會

主任委員 | 吳忠信

會 址 | 高雄市前鎮區一心一路 243 號 4 樓之 1

總 編 輯 | 潘俊仁

聯 絡 處 | 高雄市三民區建工路 415 號

編 輯 | 黃嫻薰

電 話 | 07-3814526 轉 12205

版權所有，未經同意請勿轉載

畜牧糞尿資源永續循環利用－以臺南市為例

Sustainable Circular Utilization of Livestock Manure Resources: A Case Study of Tainan City

黃招斌，元科科技股份有限公司 副總經理¹

摘要

臺南市畜牧業家數、飼養頭數皆位居全國前五名，畜牧業產生的異味、廢水汙染及環境衛生問題一直是各界關心的議題，從 105 年開始推行畜牧糞尿資源化政策，透過跨部門及領域合作，多元化宣導措施及行動方案，迄今已有 239 場畜牧場核准通過沼液沼渣肥分使用計畫，並且結合大佃農推廣沼液沼渣肥分使用計畫，經統計目前估計年將減少 177 萬噸畜牧廢水排入河川，農田施灌面積達 476 公頃，削減河川生化需氧量 (BOD) 約 4,803 公噸/年、懸浮固體物 (SS) 約 7,348 公噸/年、NH₃-N 約 677 公噸/年，並減少將近 2.7 萬包化學肥料之使用，並建置畜牧糞尿資源化處理中心，將八翁里(臺南市八翁酪農區) 畜牧廢水集中處理並進行沼氣發電，將大幅減低畜牧廢水汙染之影響，並且創造良好的經濟效益，達成廢棄物循環再利用目標。

【關鍵字】 畜牧糞尿資源化、沼液沼渣、畜牧廢水、農業循環經濟

¹ 通訊地址：高雄市苓雅區中正一路 120 號 15 樓之 1

一、前言

由於傳統養豬畜牧管理方式係利用大量清水沖洗豬舍，不僅浪費水資源更產生高濃度有機物廢水嚴重汙染河川環境，且廢水需以三段式廢水處理設備 24 小時耗能曝氣處理，沖洗豬舍還將含高有機物有回收再利用價值的豬糞，溶解於廢水中處理後排放，不符「省水減汙」源頭減量之環保要求、「節能」環保趨勢及國際「資源循環」環保精神。爰此，環境部針對畜牧業廢水汙染源調整政府政策執行面向，修正訂定相關法令規範、配套措施及因應作為，使畜牧業者場內之廢（汙）水經廢水處理設施厭氧發酵處理後所產生之沼渣、沼液可利用回歸農地方式當作農地之肥分使用。[1]

臺南市畜牧業發達，畜牧場家數、飼養頭數皆位居全國前五名，畜牧業產生的異味、廢水汙染及環境衛生問題一直是各界關心的議題，從 105 年開始推行畜牧糞尿資源化政策，透過跨部門、跨領域合作，多元化宣導措施及行動方案，迄今已有 239 場畜牧場核准通過沼液沼渣肥分使用計畫，估計年將減少 177 萬噸畜牧廢水排入河川，農田施灌面積達 476 公頃。據統計，臺南市 114 年沼液沼渣肥分使用而削減河川生化需氧量（BOD）約 4,803 公噸/年、懸浮固體物（SS）約 7,348 公噸/年、NH₃-N 約 677 公噸/年，並減少將近 2.7 萬包化學肥料之使用，且有能源技術廠商投入經費，建置畜牧糞尿資源化處理中心，將八翁里（臺南市八翁酪農區）畜牧廢水集中處理並進行沼氣發電，將大幅減低畜牧廢水汙染之影響，並且創造良好的經濟效益。[2]

二、成果及理念分享

2.1 號召小地主大佃農積極參與

臺南市農作種類多元，尤其飼料玉米、水稻是重要經濟作物，大佃農扮演重要角色（代耕），結合大佃農推廣沼液沼渣肥分使用計畫內容及探詢農地進行沼液沼渣肥分使用澆灌意願，鼓勵畜、農共同合作進行沼液沼渣肥分使用計畫申請，建立充分資訊，加強農民及畜牧業互相牽線媒合與合作，如圖 1 所示。106~114 年度順利媒合 30 家畜牧業者與 8 位小地主大佃農，共同簽署合作申請沼液沼渣農地肥分使用，核准申請年施灌量達 100,869 公噸，施灌面積達 90.6 公頃。



圖 1、小地主大佃農媒合及經驗推廣

2.2 示範戶及農民施灌經驗分享

積極辦理畜牧糞尿資源化法規說明會，特別邀請施灌經驗豐富畜牧場或農民對尚未取得畜牧糞尿資源化措施的畜牧場、農民進行心得分享，透過示範解說，再輔以臺南市宣導資源化政策的配套措施說明，與施灌後對於土壤的改變及作物生長之成效，大大提升農民參與意願，如圖 2。



圖 2、畜牧廢水施灌畜牧業及農民等夥伴經驗分享

2.3 沼液沼渣試澆灌服務

為解決偏遠地區沼液沼渣運輸澆灌的難題，臺南市利用 2 輛 7 噸沼液沼渣集運車及 17 座 10 公噸容量的貯存桶，協助意願配合政策的農民進行試澆灌服務，試澆灌的成功經驗將促使農民更積極申請沼液沼渣農地肥分計畫，截至 114 年已協助載運試澆灌量達 1.8 萬公噸，也成功配對畜牧場共同提出申請可澆灌面積約 20 公頃，如圖 3。



載運沼液至農地直接施灌



載運沼液至貯存桶，以利農民調節灌溉

圖 3、試澆灌服務作業情形

2.4 八翁里畜牧糞尿資源化處理中心

臺南市八翁酪農區，為全國牛隻畜牧業密集區域之一，能源業者投入技術並成功爭取環境部專案補助，成立畜牧糞尿資源化處理中心（分第一期及第二期），於 113 年 8 月啟用第一期，每年可減少近 12 萬公噸畜牧廢水排入河川，畜牧糞尿採「集中處理」模式，經厭氧發酵後之沼液沼渣全量澆灌牧草，廢水零排放，沼氣則進行發電躉售給台電，扭轉在地畜牧場污染的負面形象，並朝永續發展目標邁進。

八翁里畜牧糞尿資源化處理中心第一期將收集 21 家畜場每日約 327.3 公噸的畜牧廢水，一期工程預計每日產出沼渣約 40 公噸，沼液 280 公噸，可施灌於區內約 60 公頃之狼尾草田，一方面減少化肥使用量，產出的狼尾草，再做為畜牧牛隻的草料，實資源循環零廢棄的理念；另一方面也有可減少廢水排入鄰近急水溪，下游鄰近的台 19 甲集水溪橋水質 RPI 明顯下降，水質改善超過 32%，距脫離嚴重汙染剩下最後一哩。

另外，集中處理廠預估產出之沼氣，透過發電機每日最大可產生 7,277 度電，約可提供 713 戶用電所需。二期工程已於今年 3 月正式動工，完工後預計每日可處理 540 公噸畜牧廢水，未來一、二期合併可每日處理逾 870 公噸糞尿廢水，有效改善酪農區畜牧廢水及異味問題，並提升急水溪水質。[3][4]

2.5 量化成果

截至 114 年為止，經臺南市推動核准通過沼液沼渣使用之畜戶 224 家，其中 144 家為養豬場、66 家為養牛場，核准施灌面積 348 公頃，施灌量達 438,867 公噸/年，施灌作物主要以狼尾草、青割玉米及飼料玉米為主；推估每年可削減河川生化需氧量(BOD)約 996 公噸/年、懸浮固體物(SS)約 1,800 公噸/年、氨氮(NH₃-N)約 198 公噸/年，約可減少 756 公噸碳排放量(CO₂e)，重要推廣成果、亮點如下所述。[2]

三、沼液施灌與未施灌比較

針對有施灌沼液沼渣及未施灌沼液沼渣作物生長情形的差異比較，狼尾草（牧草）平均 1 年約可收割 5 期，外觀部分，有施灌沼液沼渣的狼尾草莖葉較高壯，色澤度深遂，經與施灌農地旁未施灌的狼尾草比較後，有施灌沼液的葉面長度較未施灌沼液者長約 15 公分，有施灌沼液的莖寬度較未施灌沼液者寬約 0.6 公分，有施灌沼液沼渣的狼尾草含水率高，口感清嫩，大幅提升牛隻嗜口性，如圖 4。[5]

番石榴（芭樂）生長情形良好，沼液沼渣含豐富氮素，使得番石榴口感較脆、甜中帶酸，口感層次豐富；水稻（稻米）有施灌沼液的稻穗長度較未施灌沼液者高約 2 公分，增加結穗粒數較多，穗殼飽滿，空殼量變少，米粒品質厚實圓潤，如圖 4。[5]



有施灌沼液沼渣的狼尾草葉面較寬、色澤度深，長度約 85 公分



未施灌沼液沼渣的狼尾草葉面較細、色澤度淺，長度約 70 公分



有施灌沼液沼渣的狼尾草莖較粗、挺直，寬度約為 2.1 公分



未施灌沼液沼渣的狼尾草莖較細、彎曲，寬度約為 1.5 公分



有施灌沼液沼渣的土壤較為肥沃



未施灌沼液沼渣的土壤較為貧瘠



有施灌沼液沼渣的番石榴樹枝較粗，樹枝深色部分較多



未施灌沼液沼渣的番石榴樹枝較細，樹枝淺色部分較多



有施灌沼液沼渣的番石榴，口感較脆、甜中帶酸、口感層次豐富



未施灌沼液沼渣的番石榴，口感較硬、微澀



有施灌沼液沼渣後，土壤顯得肥沃



未施灌沼液沼渣前，土壤較為貧瘠



有施灌沼液沼渣的水稻，米粒厚實且圓潤

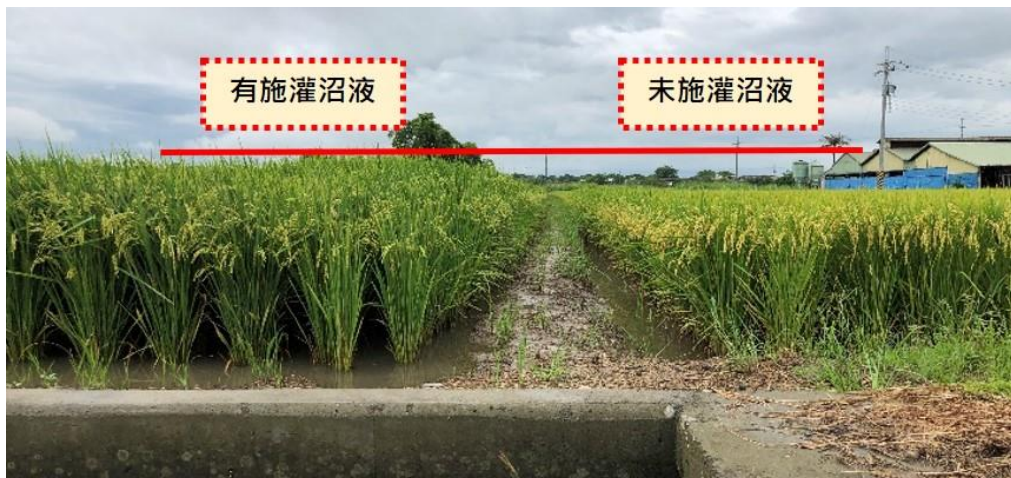


未施灌沼液沼渣的水稻，米粒扁小且暗沉



有施灌沼液沼渣的水稻，穗長 17 公分，結穗粒數較多

未施灌沼液沼渣的水稻，穗長 15 公分，結穗粒數較少



有施灌沼液的水稻（左）比未施灌沼液的水稻（右）高度較高，穗殼飽滿，穗稈粗壯，外觀色澤也較深邃

圖 4、種植作物有無施灌比較情形

四、結論

臺南市畜牧業若要永續經營，除重視環保外，可藉施行牛、豬糞尿之沼液沼渣肥分再利用計畫，資源再利用、減少廢水排放及水汙費繳交及還肥於田與友善農業，達到畜牧戶、農民、環保三贏，讓沼液沼渣變黃金。

施灌畜牧肥水除了可以減少汙染排放到河川，更能節省灌溉用水量，每年可以節省 177 萬公噸用水量，更可省下約 2.7 萬包化學肥料，幫助農民節省 956 萬元肥料費用。過去畜牧業者以往只要遇到環保稽查就要繃緊神經，現在不僅可以將沼液沼渣提供鄰近農民做為肥分使用，降低放流水中汙染物的濃度，減少水汙費的支出，為周遭環境盡一分心力，一舉多得，對於畜牧場本身則省去好氧設備電費及水汙費的費用，體現畜牧糞尿不再排入河川，真正達到「沼液沼渣變黃金，畜牧糞尿永續循環利用」永續目標，同時滿足大眾對環境品質的高要求。八翁里畜牧糞尿資源化處理中心一、二期合併可每日處理逾 870 公噸糞尿廢水，並採用濕式厭氧發酵與蚯蚓堆肥技術，達成廢棄物循環再利用目標，進而有效改善酪農區畜牧廢水及異味問題，並提升急水溪水質，近年台 19 甲集水溪橋水質 RPI 明顯下降，水質改善超過 32%，距脫離嚴重汙染剩下最後一哩，提升環境品質，並帶動地方經濟與循環農業同步發展，為國內外提供可借鏡的綠能示範模式。[2][3][4]

參考資料

- [1] 環境部，環境部水質保護網，
https://water.moenv.gov.tw/Public/CHT/Issue/hus_resources.aspx。
- [2] 臺南市政府環境保護局：114 年臺南市畜牧廢水氮氮回收推動計畫期中報告。
- [3] 台以環能股份有限公司，<https://wizecycle.co/>。
- [4] 臺南市政府，<https://www.tainan.gov.tw/Default.aspx>。
- [5] 臺南市政府環境保護局：110 年臺南市畜牧廢水氮氮回收推動計畫期末報告。

活性碳製備與再生過程之生命週期評估

Comparative Life Cycle Assessment of Activated Carbon Production and Regeneration Processes

張喬語，國立中央大學環境工程研究所 碩士生

蔡承軒，國立中央大學環境工程研究所 碩士生

林進榮，國立中央大學環境工程研究所 教授

摘要

本文採用生命週期衝擊評估技術與評價量化方法，比較活性碳製備與再生過程的環境衝擊。以煤炭為原料製備活性碳的過程產生的環境衝擊遠高於將其熱再生使用。以碳排為評估指標，煤炭活性碳經過熱再生可大幅減少 2/3 的碳排，其中再生活性碳技術的耗損率、活性回覆率以及可再生次數是關鍵的因素。

【關鍵字】 活性碳、再生、生命週期評估

一、活性碳的環境應用

活性碳是一種具有具有高度比表面積與多孔結構的高吸附能力材料，廣泛應用於環境保護與污染控制領域（如圖 1 所示）。在水質淨化方面，活性碳以其極高的比表面積和吸附能力，能去除水中的有機污染物、重金屬離子以及殘留的氯化物（Wang et al., 2023）。在飲用水處理中不僅能改善水的口感還能去除潛在的健康風險因子。在氣體處理方面，活性碳被廣泛用於吸附揮發性有機化合物、異味以及有毒氣體。此外，活性碳也常用於室內空氣淨化設備中，幫助改善居住環境。土壤修復是另一個活性碳的重要應用領域（Duchesne et al., 2020）。當土壤受到有機污染物或重金屬污染時，活性碳能夠吸附這些有害物質，減少其在土壤中的移動性和生物可利用性，從而降低其對環境和生態系統的威脅。這種技術特別適用於工業區或農業區的土壤修復計畫。



圖 1、活性碳處理各類環境問題

二、活性碳製備過程的環境污染

依據 Vilén 和 Vahala (2020) 提供的數據，我們選擇煤炭為原料，並使用 Simapro 軟體進行運算。以煤炭製備的活性碳系統邊界如圖 2。清單內容為煤炭活性碳的煤礦採集、從煤炭採集地（中國）運輸到歐洲進行活性碳的製備，其中包含輔助儀器蒸氣鍋爐的運作、活性碳製備後運輸到可以應用的汙水處理廠等。

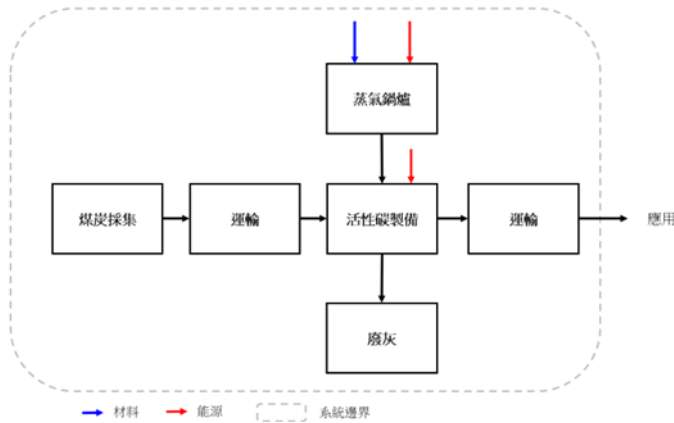


圖 2、煤炭活性碳製備系統邊界

利用 ReCiPe 的衝擊評估方法，類別分別為氣候變遷潛力 (GWP)、臭氧層消耗潛力 (ODP)、電離輻射潛力 (IRP)、懸浮微粒形成潛力 (OFHH)、光化學臭氧形成 (對人類健康) 潛力 (FPMF)、光化學臭氧形成 (對生態系統) 潛力 (OPTE)、陸域酸化潛力 (TAP)、淡水優養化潛力 (FEP)、海洋優養化潛力 (MEP)、陸域生態毒性潛力 (TEP)、淡水生態毒性潛力 (FETP)、海洋生態毒性潛力 (METP)、人類毒性 (致癌效應) 潛力 (HCTP)、人類毒性 (非致癌效應) 潛力 (HNCTP)、土地使用 (LU)、礦物資源稀缺 (MRS)、化石資源稀缺 (FRS) 及水資源消耗潛力 (WCP) 等 18 項中點評估指標，來觀察活性碳製備過程中會對環境的影響。以煤炭為原料製備成活性碳的 18 類環境衝擊指標，如圖 3，其標準化結果如圖 4。從圖 4 可以看出，煤礦開採、耗水、運輸及用電當中，煤礦開採為主要影響項目，其次是能源使用。開採煤礦的部分，對於 MEP、LU 佔有 70% 以上的影響，對於 FEP、FRS 也有 60% 的影響。原因是因為礦物的開採，不僅會造成地質的流失，在開採過程中，部分氮鹽、磷鹽可能會滲透到地下水或河川，使水中的營養物質增加，提高優養化的形成潛力。運輸過程中，受大最大影響的有 OFHH、OPTE 與 TAP 項目，佔有 20~30%，貨車或海運在運送的過程中，動力來源為石油燃燒，其中排放的廢氣會排放到大氣中造成影響。能源對於 GWP、ODP 的影響最大，佔有 50~70%，除了化石燃燒產生的二氧化碳排放，電力系統中的冷卻劑也會對臭氧層形成影響。其他影響還有 OFHH、OPTE、FETP 及 HCTP，佔有 40~50%。蒸氣鍋爐中的水則對 WCP 有較大的影響，約 20~30%。

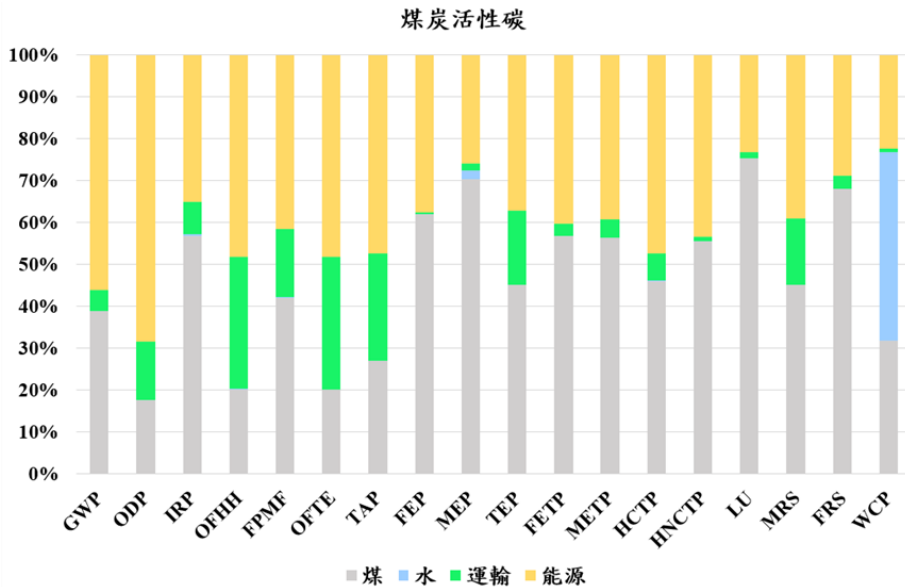


圖 3、煤炭活性碳對 18 項類別指標的環境衝擊

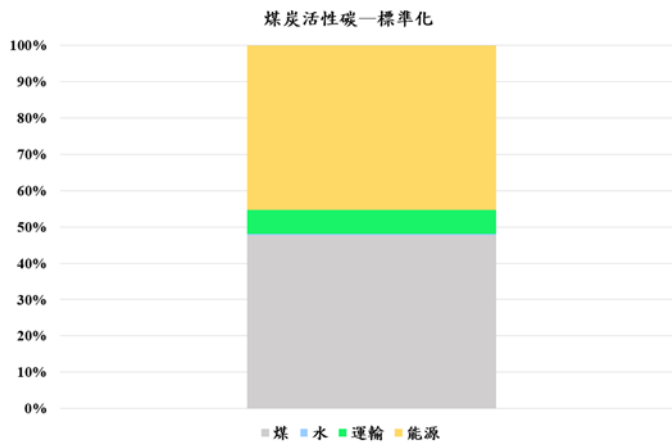


圖 4、煤炭活性碳標準化

三、活性碳的再生方法

活性碳的再生方法 (Larasati et al., 2021) 主要分為熱再生法、化學再生法、微生物再生法、電化學再生法、濕式氧化法、微波再生法。其中，熱再生法是目前應用最廣且技術最成熟的再生技術，而化學再生技術透過化學反應分解或溶解除去活性碳表面所吸附的污染物，使其恢復吸附能力，具有操作簡單、再生速度快的特點；微波再生法利用微波能量使活性碳內部直接受熱，達到快速升溫與高效解吸的效果；水熱再生法則是在高溫高壓條件下利用水或水蒸氣作

為反應介質，去除碳孔中的有機物與無機殘留，能有效恢復孔隙結構;電化學再生法則透過電位促使氧化還原反應，使吸附物分解或脫附；而微生物再生法則利用特定菌種分解有機物，使活性碳表面恢復活性；濕式氧化法則以氧氣或過氧化氫等氧化劑在高溫條件下分解吸附物。

表 1、各式再生方法的比較表 (Larasati et al., 2021)

參數 (比重) 方法	回收率 (3)	成本 (2)	永續性 (3)	操作性 (2)	穩定性 (2)	總分
熱再生	4	3	4	4	5	48
化學再生	5	5	5	5	3	56
生物再生	0	4	5	5	3	39
電化學再生	5	3	5	5	3	49
濕式氧化再生	5	4	5	4	3	52
微波再生	5	4	5	5	3	54

四、活性碳熱再生的環境衝擊

依據 Vilén 和 Vahala (2020) 提供的數據，我們採用椰殼以及再生活性碳資料，並使用 Simapro 軟體進行運算。椰殼以及再生活性碳的系統邊界如下圖 5 和圖 6。清單內容為椰殼活性碳是椰殼產地運輸到實驗室製備成活性碳，其中包含需要的前處理步驟，以及最後運輸到汙水處理廠的排放；再生活性碳採用煤活性碳進行再生，假設耗損率為 15%，15%的替代是煤炭活性碳，因此清單範圍內包含煤炭活性碳生產的數據收集，其他內容與煤炭活性碳流程類似。

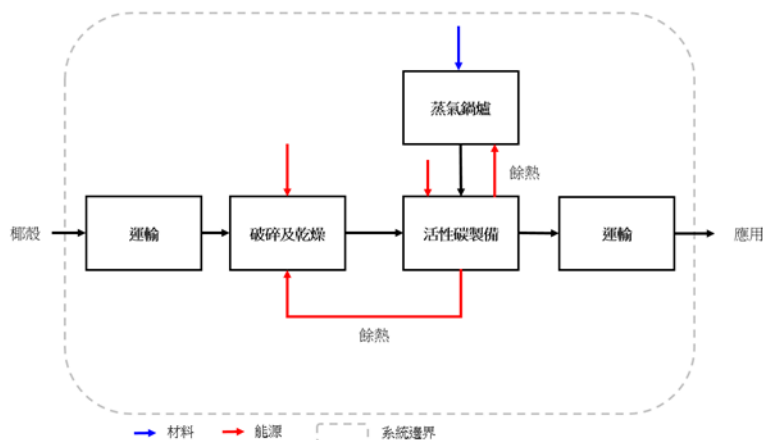


圖 5、椰殼活性碳製備系統邊界

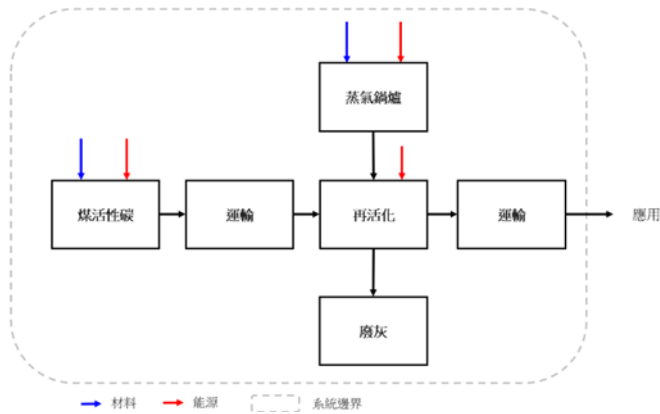
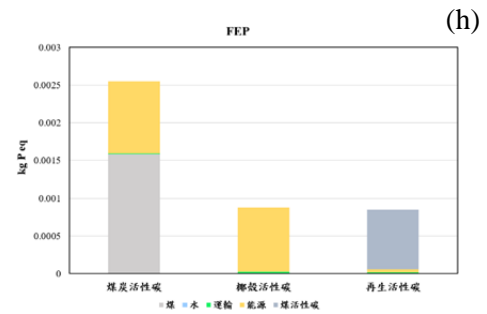
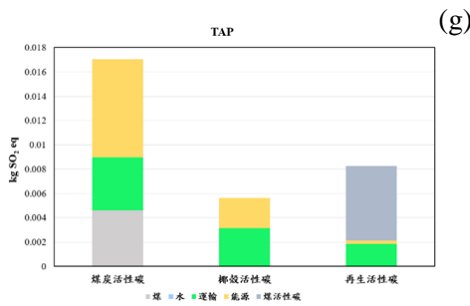
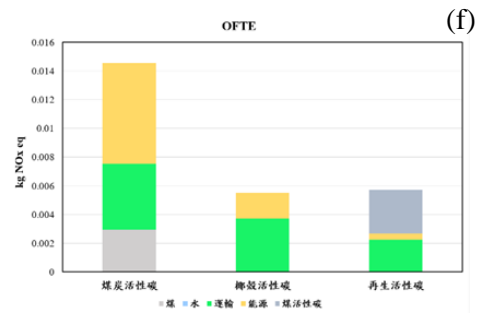
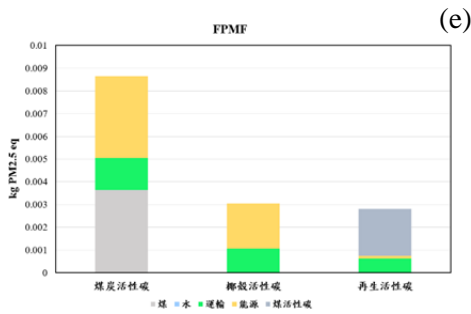
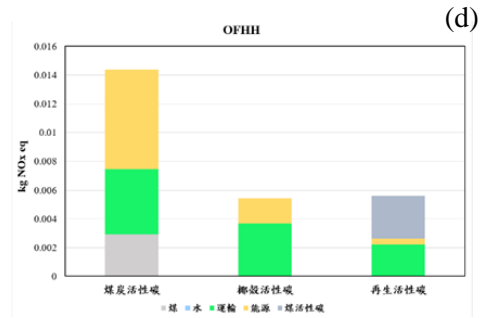
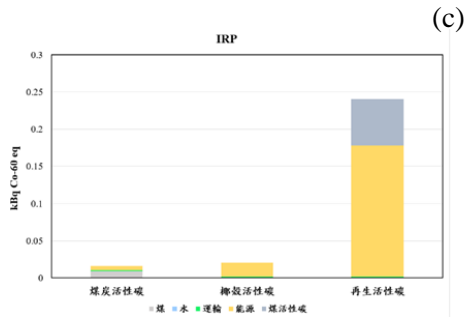
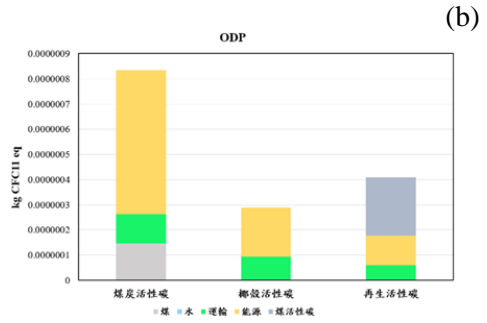
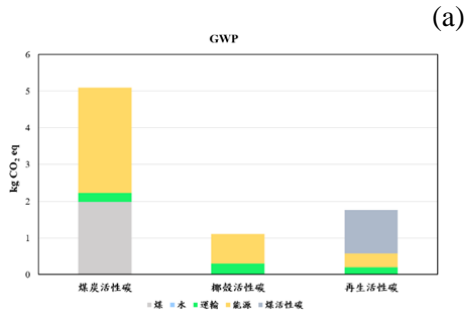
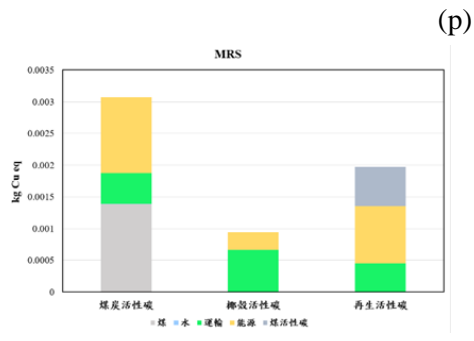
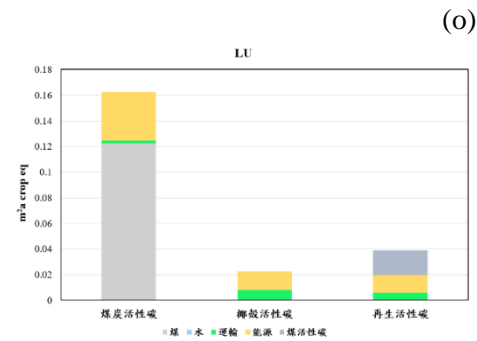
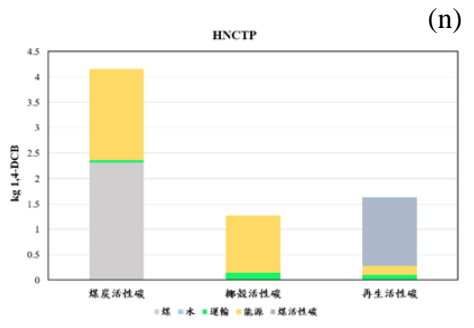
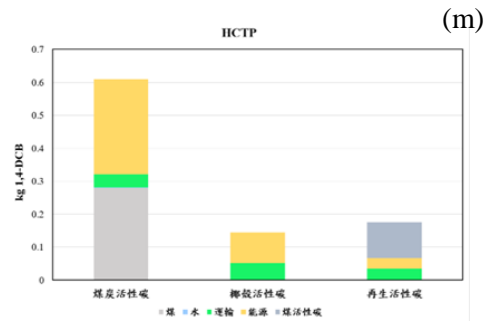
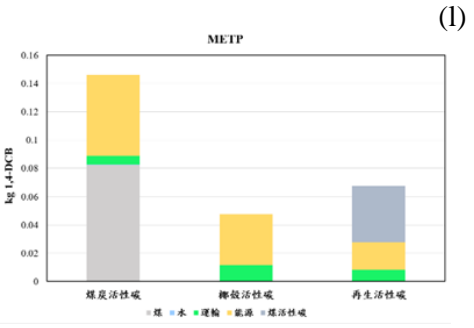
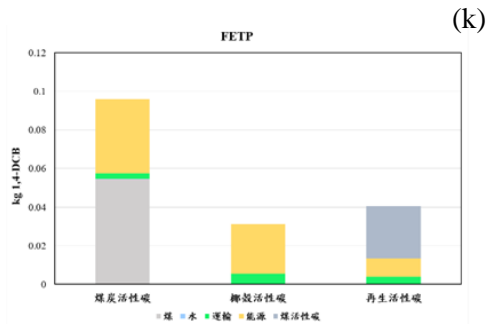
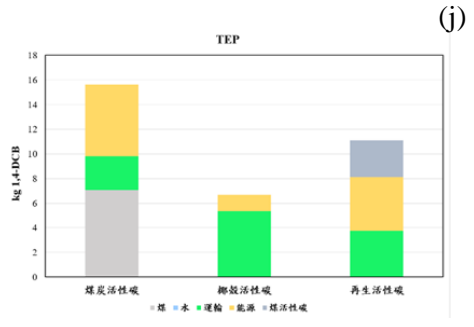
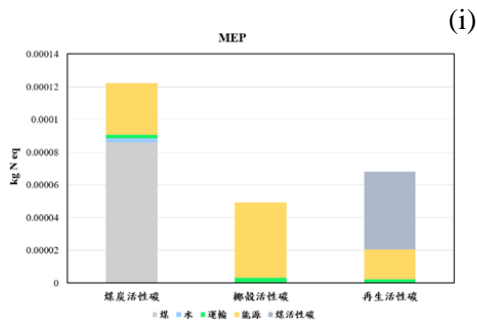


圖 6、再生活性碳製備系統邊界

對比以煤炭、椰殼為原料，及再生活性碳的各項類別衝擊如圖 7(a)~(r)。可看出以煤炭為原料的活性碳對於各項指標(除了 IRP)的環境衝擊影響最大，其中能源與開採煤礦部分為主要影響。能源對於大部分指標類別中占有最大的影響，而運輸項目則對 ODP、OFHH、OFTE、TAP、TEP 及 MRS 的影響較大。椰殼(生質炭為原料)活性碳的熱能來源於活性碳製備的餘熱，分配給蒸氣鍋爐以及前處理的破碎程序，能源僅有電力，因此各項環境衝擊較低。再生活性碳各項指標衝擊的主要貢獻是源自於耗損的煤炭活性碳填補，若能降低再生過程中的耗損率，將可使熱再生技術的環境衝擊大幅減低。由此可知，即使是環境衝擊最嚴重的煤炭原料，只要能採用再生技術也可讓其環境衝擊程度近似於生質炭，因此發展活性碳再生技術是減少活性碳對環境衝擊的關鍵。

我們假設活性碳填充量 1000 公斤，每半個月更換一次活性碳，一年更新 24 次，熱再生的耗損率分別為 10%、20%、30% (耗損的活性碳採用煤炭活性碳填補)，可再生次數分別為 5 次、10 次、20 次 (可再生次數越高級代表活性回覆率越高)，針對 GWP 指標估算其結果如圖 8。整年度的碳排量與曲線下面積相近，可看出採用再生活性碳可以顯著減少整年度的碳排放量。隨著可再生次數的增加，整年度的碳排放量隨之減少。耗損率越低填補的煤炭就越少，因此可減少整年度的碳排量。由此可見得可再生次數以及耗損率均為影響碳排放量的重要因素，在最佳的操作因素之下，煤炭活性碳與再生活性碳相較之下，使用再生活性碳可減少 2/3 的整年度碳排量。





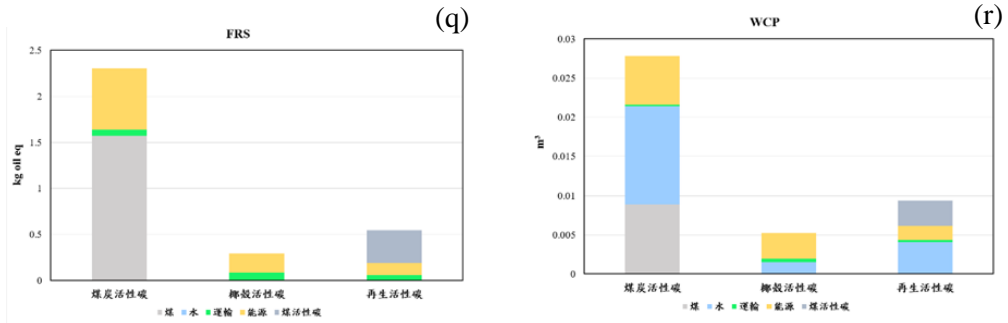


圖 7、三類活性碳的 18 項環境衝擊指標

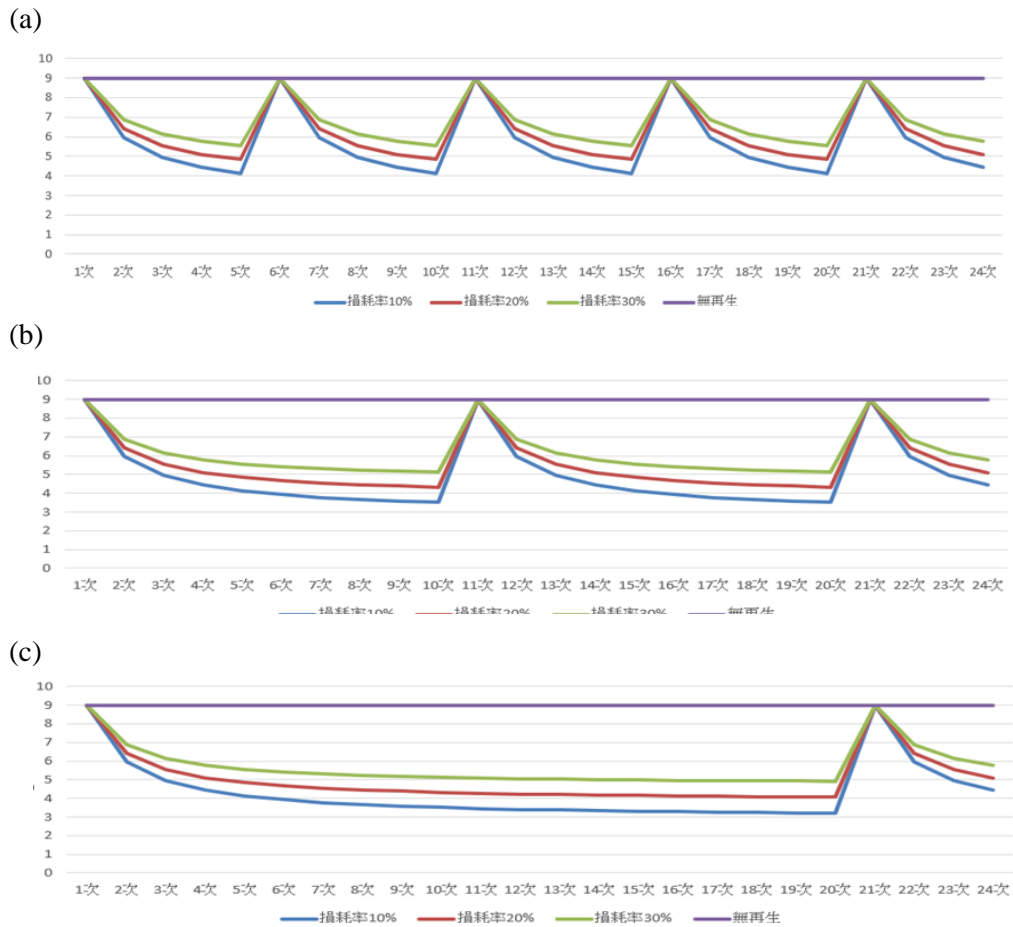


圖 8、熱再生次數(a)5 次，(b)10 次，(c)20 次

五、結論

以煤炭為原料製備活性碳的過程產生的環境衝擊遠高於椰殼與再生活性碳。本文是採用熱再生技術並以碳排為評估指標，煤炭活性碳經過熱再生可大幅減少 2/3 的碳排，其中再生活性碳過程的耗損率，與可再生次數是最關鍵的因素。只要能採用活性碳再生技術也可讓煤炭活性碳的環境衝擊程度近似於生質炭。為降低活性碳使用過程中的環境衝擊，將廢棄活性碳再生是最有用的方法，未來應發展以低耗損率、高活性回收率的再生技術。

參考文獻

Amanda Larasati, Geoffrey D. Fowler, Nigel J.D. Graham. Insights into chemical regeneration of activated carbon for water treatment, *Journal of Environmental Chemical Engineering*. 2021, 9, 4, 105555.

Alexandra L. Duchesne, Joshua K. Brown, David J. Patch, David Major, Kela P. Weber, Jason I. Gerhard, Remediation of PFAS-Contaminated Soil and Granular Activated Carbon by Smoldering Combustion, *Environ. Sci. Technol.* 2020, 54, 19, 12631–12640.

Baoying Wang, Jingming Lan, Chunmiao Bo, Bolin Gong and Junjie Ou, Adsorption of heavy metal onto biomass-derived activated carbon: review, *RSC Adv.*, 2023, 13, 4275-4302.

Vilen, A., Laurell, P., & Vahala, R. Comparative life cycle assessment of activated carbon production from various raw materials. *J Environ Manage.* 2022, 324, 116356.

比較多種時間序列演算法追蹤換熱器性能退化

A Comparative Study of Time-Series Algorithms for Monitoring the Performance Degradation of Heat Exchangers

陸彥儒，國立高雄科技大學/設備可靠度與系統安全技術研發中心 博士

林岱銳，台灣中油股份有限公司大林煉油廠/廠長室 專員

王振華，國立高雄科技大學/環境與安全衛生工程系 教授

聯絡作者: 0515912@nkust.edu.tw

摘要

熱交換器性能退化將影響製程穩定與設備安全，因此本研究整合物理模型（LMTD）與長短期記憶網路（LSTM），發展可追蹤熱交換器退化趨勢的預測模型，並同時比較 AR、MA、ARMA、ARIMA、KNN、SVR、Transformer 等共八種時間序列模型。並透過 MAPE、MSE、RMSE、MAE 及 R^2 等五項指標進行性能評估。研究結果顯示，LSTM 模型在訓練與測試階段皆展現優異穩定性，於測試資料中達成 R^2 達到 0.992、DTW 相似度 94.5%、MAPE 小於 0.1%，顯示具高擬合能力與泛用性。此模型成功克服 LMTD 非線性與熱交換器訊號劣化不明顯等挑戰，並可應用於設備維修決策及製程停車判斷。

【關鍵字】 熱交換器、性能退化、長短期記憶模型、物理模型

一、前言

熱交換器 (Heat exchanger) 在化工製程中扮演非常重要的腳色 (Pasha et al., 2017)。在生產角度來看能夠做為提供熱量的重要來源 (Marzouk et al., 2023)。從安全角度來看, 能夠移除反應中過量的熱量, 避免反映失控 (Kummer and Varga, 2021)。熱交換器屬於固定設備 (fixed equipment) (CCPS, 2016)。該設備的失效相對於其他設備更為複雜。因為熱交換器發生失效可能會降低熱移除能力, 而衝擊製程上下游的穩定 (Saada et al., 2015)。熱交換器發生破漏則會產生化學品間的不相容性反應 (Kidam and Hurme, 2013), 或是危害性化學品外洩 (Ma et al., 2023), 而引發重大事故危害 (Wang et al., 2021)。歷史上因熱交換器的失效發生災難性事故非常多, 於 2010 年 Tesoro Anacortes Refinery 因燃熱交換器失效造成嚴重火災爆炸 (CSB, 2014)。熱交換器的失效是不易直觀發現, 直到失效發生時, 但這樣已經來不及。基於上述, 通常熱交換器在設備完整性管理系統中, 被視為安全關鍵設備 (Safety Critical Element, SCE) (Lu et al., 2025), 需妥善管理的對象。

熱交換器過去至今已有許多研究, 例如: 換熱器結構調整以提高換熱效率 (主要) (Thakre and Pachghare, 2017; Kumar et al., 2022)、結構設計使其承載能力更高 (Bennett et al., 2007; Abd et al., 2018; Nestell and Sham, 2015; Solke et al., 2021)、結構設計 (Máté, 2022; Xu et al., 2022; Liu et al., 2021)、能源運用效率最佳化 (Yoo et al., 2023)、設備失效分析 (Saffiudeen et al., 2023; Ezuber and Zakir Hossain, 2023; Liu et al., 2021; Ali et al., 2021)、熱交換的性能 (即: 換熱能力) 分析 (Anxionnaz et al., 2008; Gugulothu et al., 2017; Patel, 2023)。其中, 性能是運轉工廠最重要的。但現行研究成果的比例, 仍偏重於設計。

傳統上, 對於熱交換器性能維持的方式, 多數採取時間基準維護 (Time-Based Maintenance, TBM): 每隔固定週期進行清洗或實施非破壞檢測 (Deshmukh et al., 2021)。然而, TBM 易於出現「維修過度」或「維修不足」等問題 (Tang et al., 2015)。這是因為該方法假設設備失效為隨機事件, 因此未考慮操作條件對設備劣化的影響。當熱交換性能在週期之間大幅漂移時, 過去的固定週期既浪費資源又可能錯失最佳干預時點。在這樣的前提下, 工廠仍

難以避免設備不預期失效而造成災難性事故的狀況。

在石化與化工業的熱交換器性能變化之預測模型，已成為學術與實務界持續關注的焦點。已有研究提出基於傳統數值建模與實驗關聯式的預測方法架構，結合計算流體力學 (CFD)、有限元素法 (FEM)、以及威爾遜圖法 (Wilson Plot Method) 等經典工程分析技術，在熱交換器性能評估與監測方面建立了堅實的理論基礎 (Aradag et al., 2017; Bernardin et al., 2019; Tychanicz-Kwiecień, 2022)。這些傳統方法包括：Log Mean Temperature Difference (LMTD) 方法、Effectiveness-NTU 方法、Bell-Delaware 設計方法等，用於建立流體熱物理性質與傳熱性能之間的關聯性。並且，基於 Nusselt 數關聯式的傳熱系數計算方法以及熱阻網路分析技術已被廣泛驗證能有效預測不同操作條件下的熱交換器性能 (Maria, 2024; Ghodrati and Khorshidi, 2021)。

這些研究成果確實可推進熱交換器性能的可追蹤性，以動態調整 ITPM 的實施周期。但是現行研究仍有以下問題尚未解決：1. 儘管蒙地卡羅模擬等不確定性量化方法，已被應用於熱交換器設計參數分析。但在石化工業實際應用中，這些方法面臨計算成本高昂和參數相關性複雜的挑戰。2. 傳統的機率分佈假設往往無法準確忠實反映，石化製程中操作參數的隨機變異特性。3. 現有的半經驗方程式多基於單一流體特性，無法有效描述石化產品中高黏度、含顆粒物質流體的污垢沉積機制、4. 基於實驗室規格下所建立的數理模型難以反映真實操作狀況、5. 傳統方法雖然在設計階段具有較高精度，但在線上即時監測應用中缺乏足夠的動態響應能力。

有鑑於先進分析技術 (Advanced Analytics) 與 人工智慧 (AI) 在工業領域的成熟，諸多成功應用。不僅有諸多成功案例，同時也有商業化的工具。機器學習技術的發展已被廣泛的研究，例如 (Lv et al., 2024; Berghout et al., 2024; Zou et al., 2024; Liang et al., 2025)。這些研究表明，機器學習技術不僅已成熟，且能夠突破傳統技術的局限性，甚至被認為是新一代設備診斷方法的基礎。其中，深度學習方法被認為是人工智慧的核心技術，已被廣泛用於處理一系列問題，包括：多維非線性問題 (Lu et al., 2020; Phan et al., 2020)、machine failure diagnosis (Lu et al., 2020; Mohammad Zadeh Eivaghi and Aliyari-Shoorehdeli,

2025; Rani et al., 2023) 、anomaly detection (Lu and Wang, 2021; Kim et al., 2024; He et al., 2024; Arzaghi et al., 2020; Yang et al., 2025) 、and maintenance planning (Khalid et al., 2020; Raposo Vogel, 2020; Andriotis and Papakonstantinou, 2020)。

它被發現比傳統方法在解決問題方面更為有效。此方法是基於人工神經網路(ANN)，但與傳統神經網路的不同之處在於，深度學習方法在隱藏層上增加了許多層，以增強對特徵的學習(Wang et al., 2017; Liu et al., 2018; Zhu et al., 2020)。過去，有應用預測熱交換器性能的研究。Liang 等人基於 Physics-informed deep residual neural network 方法以預測熱交換器性能(Liang et al., 2024)。惟該過程是應用於理論模擬分析，而非實際製程，因此狀況與真實製程情境不盡相同。難以直接應用。

在深度學習的相關研究中，長期短期記憶模型(Long Short-Term Memor, LSTM)是對序列資料(Time series data)推估未來趨勢的常見方法(Kumar et al., 2024; Yi et al., 2025; Ogunfowora and Najjaran, 2023; Fan et al., 2023)。現行已有許多應用 LSTM 於熱交換器的相關應用，議題：積垢預測(Godasiaei, 2024; Hou and Zhang, n.d.; Paruthipulli Kalarikkal and Subbaiah, 2024)、供熱負荷(Song et al., 2021)。

儘管有少數研究探討熱交換器的性能退化，但研究產出難以實務應用。現行的設備故障診斷集中於討論轉動設備，嫌少針對固定設備的性能退化進行預測。另外，從製程特性角度可發現，1.操作條件變化非常緩慢；2.時間效應非常長；3.數據非線性。這些限制使得熱交換器的性能模型難以完整建立。作者也未發現應用 LSTM 追蹤熱交換器性能的相關研究。

本研究為發展熱交換器性能退化趨勢模型，測試將物理模型整合於演算法。本研究測試常用的 8 種可執行非線性時間序列分析的模型。不僅如此，更會比較 5 種模型性能指標，以確保模型有足夠的泛用性。作者預期本研究可應用於任何熱交換器的性能追蹤，從而降低設備不預期失效而發生事故的可能性。前述的 8 種非線性時間序列模型，分別為：4 種統計模型(AR、MA、ARMA、ARIMA)、2 種機器學習模型(KNN、SVR)，及 2 種深度學習模型(LSTM、Transformer)。另外，5 種模型性能指標為 absolute percentage error

(MAPE), mean square error (MSE), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and coefficient of determination (R2)。本研究更將前述過程, 實際應用於真實的石化工廠, 以展現模型預測熱交換器性能的能力。作者預期本研究可應用於任何熱交換器的性能追蹤, 從而降低設備不預期失效而發生事故的可能性。

本文架構如下: 第二章說明資料處理與模型建構方法, 包括數據前處理、特徵工程、八種非線性時間序列模型(統計模型、機器學習模型與深度學習模型)之原理概述, 並說明模型評估所使用的五項誤差指標。第三章則應用真實石化廠案例, 說明模型如何建構與訓練, 並以獨立測試資料驗證其效能。第四章針對不同模型在訓練集與測試集上的準確性進行比較與討論, 從而說明模型的適用性與泛用性。第五章為結論與未來展望, 強調本方法於製程安全管理的應用潛力。

二、Model Construction Procedure

本研究旨在發展一套熱交換器性能退化預測模型, 藉由整合熱傳理論中的物理指標(如 LMTD)與多種非線性時間序列分析方法, 系統性測試八種模型的預測效能, 以建構具備實務應用潛力之診斷架構。模型建構流程涵蓋四個主要階段: 首先, 進行數據前處理以濾除異常與非穩定操作資料; 其次, 執行特徵工程以提取代表性性能指標並進行正規化處理; 再者, 分別建立統計、機器學習與深度學習等八種模型; 最後, 運用五種誤差指標進行準確度與泛用性分析。

2.1 Data pre-processing

為驗證序列模型是否能夠準確推估性能退化趨勢, 數據前處理扮演不可或缺的角色。數據前處理的品質直接影響模型的訓練時間(Xie et al., 2023)及準確度(Wang et al., 2023)。對於序列樣本的數據前處理中的重點項目之一為數據清理。針對無關紀錄進行過濾, 如: 製程開俾與停俾期間的訊號通常不穩定, 此段過程必須進行清除。每個製程的開車時間區間不一定, 範圍從 4 小時到 14 天。

另外，有諸多因子也會影響模型診斷設備的性能退化趨勢。對於熱交換器來說，入料成份與天候環境是化工製程操作常見的因子。這將使得模型的泛用性不足。對原始資料集進行了歸一化（normalized）以確保資料的數量級保持一致（Bektas and Jones, 2016）。

除此之外，根據實際狀況，對時間序列樣本的趨勢特徵學習，須設定恰當視窗範圍。從而確保模型，能夠辨識及學習足夠的特徵。

2.2 Feature engineering

對於序列樣本中執行特徵工程目的是放大異常特徵。最常用的方法是基於訊號分析。（Márquez et al., 2012; Chen et al., 2013; Samanta and Al Balushi, 2003; Li et al., 2012; Chen et al., 2018; Ricci and Pennacchi, 2011; Zhang et al., 2013）該技術在轉動設備的故障診斷已被廣泛使用。訊號分析技術，包含：時域分析、頻域分析和時頻分析等方法（Lei, 2016; Al Tobi et al., 2016）。然而，這些技術對於熱交換器並不適用。這是因為設備的異常幾乎不反應於操作條件（除非發生化學品洩漏）。因此訊號分析技術難以應用來顯現熱交換器的性能下降特徵。

本研究從熱交換器之設計理論出發，仍有數種可展現其性能的指標，包含但不限於：熱交換率（Ishiyama et al., 2001）、熱負荷（Heat Load）（Zhang et al., 2022）、對數平均溫差（Log Mean Temperature Difference, LMTD）（Kumar et al., 2022）和總熱傳遞係數（Sparrow et al., 2013）…等參數。其中，LMTD（式(1)）特別適用於流體對流的熱交換情境（Kumar et al., 2022）。通過分析熱交換器的歷史數據，並計算 LMTD，為熱交換器的性能監控與診斷，提供重要參考資訊。

$$LMTD = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln\left(\frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}\right)} \quad (1)$$

其中， ΔT_1 和 ΔT_2 是熱交換器兩端的溫差； ΔT_1 是進口端的溫差（熱流體進口溫度 - 冷流體進口溫度）； ΔT_2 是出口端的溫差（熱流體出口溫度 - 冷流體出口溫度）。

式(1)可明顯放大熱交換器性能退化趨勢。但其具非線性特性（分式及自然

對數函數)。因此，原始參數的波動對整體的影響性是難以推估。就更不用說，LMTD 受到四個溫度參數所影響。這使得線性回歸方法（如：ARIMA），都難以準確推估未來的趨勢變化。需要搭配能夠推估非線性且具備長期記憶的 LSTM 模型。

2.3 Model construction

熱交換器的操作溫度為長時間的序列數據。這是因為對於連續的化工製程來說，製程開車到停車短則 1 年，長則 5 年。在操作期間固定設備的性能退化，通常緩慢且變化程度不明顯。這樣的特性容易造成傳統的類神經網路於學習階段，發生梯度消失或梯度爆炸的狀況，造成模型學習失敗。LSTM 是循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）的一種特殊變形體（Sherstinsky, 2020）。專為解決標準 RNN 易於發生梯度消失（Gradient Vanishing）（Noh, 2021）或梯度爆炸（exploding gradient problem）問題而設計（Rehmer and Kroll, 2020）。

Transformer 模型是一種專為處理長距離依賴關係而設計的深度學習架構，最初應用於自然語言處理領域，但近年來亦被廣泛應用於時間序列資料分析。與傳統的遞迴神經網路（如 LSTM）不同，Transformer 完全捨棄循環結構，而是透過自注意力機制（self-attention）直接捕捉序列中任意兩點之間的關聯性。這使其在處理長序列時能夠顯著減少訓練時間，同時保留高效的資訊整合能力。由於 Transformer 同步處理整段序列資料，避免了逐步累積誤差的問題，因此在長期趨勢預測與大規模資料處理上具有潛在優勢。

統計模型如自迴歸模型（AR）、移動平均模型（MA）、自迴歸移動平均模型（ARMA），以及自迴歸整合移動平均模型（ARIMA），是時間序列分析中最常見的基礎方法。AR 模型基於過去數據的線性組合進行預測；MA 模型則依賴過去誤差的加權平均。ARMA 為 AR 與 MA 的結合，適用於穩態時間序列資料。若資料具有趨勢性或非穩態特徵，則需先差分處理後使用 ARIMA 模型。這些模型運算效率高，結構簡單，但對於非線性或長期記憶的複雜行為往往預測能力有限。

機器學習模型如 K 最近鄰 (K-Nearest Neighbors, KNN) 與支持向量回歸 (Support Vector Regression, SVR)，是常見的監督式學習技術。KNN 透過計算樣本間的距離，選擇最鄰近的樣本作為預測依據，模型易於理解但對於高維資料或噪音較敏感。SVR 則基於支持向量機的原理，尋找一個最優的迴歸超平面，來最小化預測誤差。SVR 對小樣本與高維度資料具備良好表現，但對於資料的參數設定與核函數選擇敏感，並不總能有效捕捉時間序列中的遞延與記憶特性。

為有效評估各演算法準確性，本研究將應用這些指標分析演算法的性能，包含：absolute percentage error (MAPE)，mean square error (MSE)，root mean square error (RMSE)，mean absolute error (MAE)，and coefficient of determination (R^2)。以下概述各指標在本研究的重要性。MAPE 可提供預測偏差的相對尺度，有助於不同單位間的結果比較；MSE 與 RMSE 則強調大誤差樣本的懲罰性，有利於辨識模型在極端值上的穩定性；MAE 提供整體預測誤差的直接量化，具高度解釋性；而 R^2 則衡量模型對目標變異的解釋能力，是整體擬合優劣的關鍵指標。綜合運用這些指標，有助於全面掌握模型在實際熱交換器性能預測任務中的表現差異，確保模型在準確性、穩健性與應用性之間取得平衡。

三、Case Study

3.1 Data description

本研究應用案例為一石化工廠中的煤裂處理單元。該製程目的是用於針對產品進行處理。該製程包含一系列熱交換器，用以對產品進行冷卻。當這些熱交換器發生安全關鍵失效(如冷卻能力不足)時，可能會造成製程操作不穩定。本案例中收集該設備運轉 3 年期的運轉紀錄，如圖 1。主要收集參數為：兩流體的進口與出口溫度，共 4 個。共收集 4184 筆數據。圖中紅色標記為製程停車。藍色區域則為放大該區域的操作數據，參見圖 2。設備經歷一次開停車則記為一次“event”。在本案例中，共有 5 次 event。作為 LSTM 模型訓練的樣本。

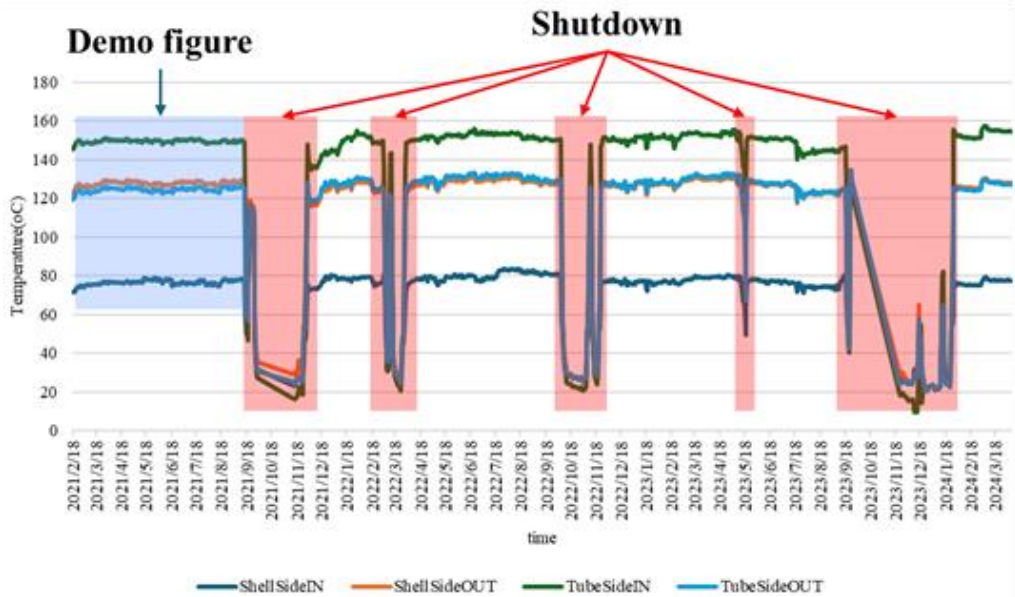


圖 1、三年期間的溫度操作紀錄圖

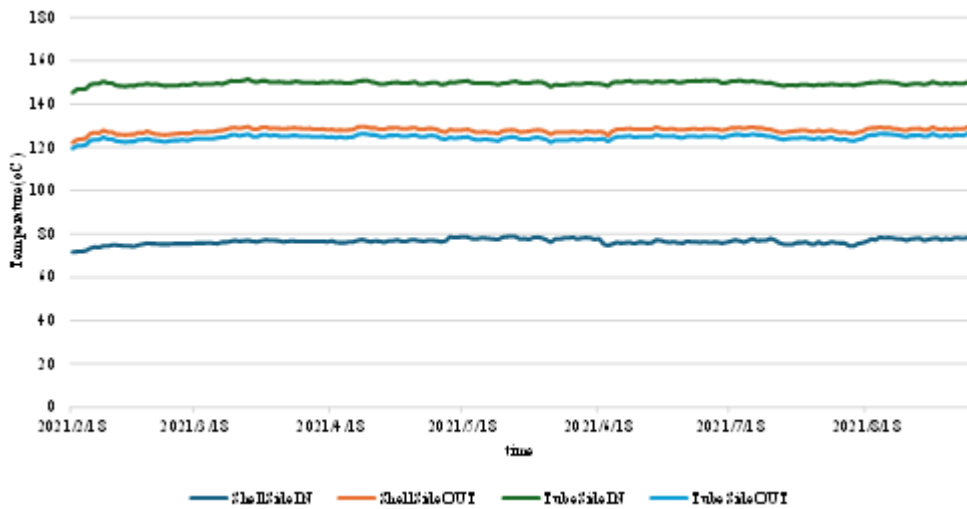


圖 2、某一時間區間的溫度操作紀錄圖

從圖 2 來看，原始數據曲線非常平，表示進出口的變異非常小。無法從原始訊號中發現異常徵兆。再次指出，若僅使用原始數據來進行性能預測，診斷結果的呈現將過度樂觀。

3.2 Data pre-processing & Feature engineering

在前處理階段。本案例去除開車及停車期間的不穩定樣本後，以操作期間較為穩定數據為基礎進行數據前處理。接著開始執行特徵工程。因操作期間參數變異不大，為提高模型訓練的效率，故本案例以一天的溫度數據先帶入 LMTD 計算出當天的 LMTD 序列數據。接著平均一整天的 LMTD 結果，得到 $LMTD_{avg}$ 。圖 3 是基於圖 2 數據所計算的結果。圖 3 在初期階段呈現下降及持平的趨勢，代表操作相對穩定。惟製程操作存在顯著偏差後，趨勢呈現逐漸上升的趨勢。而整個時間約莫 2 個月。接著對 $LMTD_{avg}$ 進行正規化。

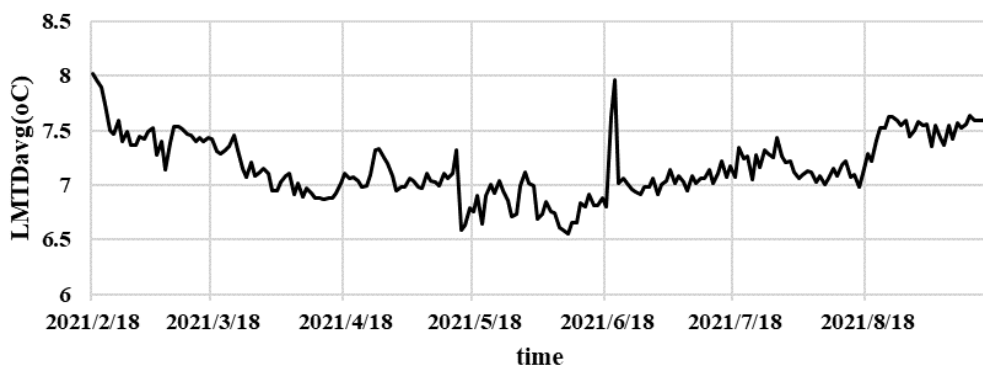


圖 1、某一時間區間的 $LMTD_{avg}$ 圖

3.3 Model Construction

3.3.1 Deep learning model (LSTM、Transformer)

本研究採用改進的長短期記憶網絡 (Long Short-Term Memory, LSTM) 架構建立時間序列預測模型，該模型採用多層堆疊結構以增強特徵提取能力。模型架構包含三層 LSTM 層與一個全連接輸出層，其中第一層 LSTM 設定 64 個處理單元並返回完整序列 (return_sequences=True)，第二層 LSTM 設定 32 個處理單元同樣返回序列，第三層 LSTM 設定 16 個處理單元作為特徵壓縮層。每層 LSTM 後均配置批次正規化 (Batch Normalization) 與丟棄層 (Dropout, 丟棄率設為 0.2) 以防止過擬合。模型採用 L2 正則化 (權重衰減係數為 0.001) 進一步提升泛化能力。時間步長 (time_steps) 設定為 10，意即模型將基於前

10 個時間點的歷史資料預測下一時間點的數值。數據前處理採用最小-最大縮放器 (MinMaxScaler) 將原始數據標準化至 [0,1] 區間。模型編譯時選用 Adam 優化器 (學習率設為 0.001, 梯度裁剪閾值為 1.0), 損失函數採用 Huber 損失以提升對異常值的魯棒性, 評估指標包含平均絕對誤差 (MAE) 與均方誤差 (MSE)。訓練設置方面, 批次大小設為 16, 最大訓練輪數為 500 輪, 驗證集比例為 15%。為避免過擬合, 實施早停機制 (耐心值設為 50 輪)、學習率衰減策略 (監控驗證損失, 衰減因子為 0.7, 耐心值為 20 輪) 以及模型檢查點保存機制。超參數設定方法是基於驗證集 R^2 分數選擇最佳組合, 並採用 5 折交叉驗證確保參數選擇的可靠性。

本研究同時建構基於 Transformer 架構的時間序列預測模型, 該模型採用自注意力機制 (Self-Attention) 捕捉序列中的長期依賴關係。模型架構由位置編碼層 (Positional Embedding)、多層 Transformer 區塊 (Transformer Blocks) 與全連接預測層組成。Transformer 區塊設置包含: 模型維度 (d_{model}) 設為 64, 多頭注意力機制採用 8 個注意力頭 ($num_heads=8$), 前饋神經網絡維度 (ff_dim) 設為 128, 堆疊 3 層 Transformer 層 ($num_layers=3$)。每個 Transformer 區塊內部包含多頭自注意力層、前饋神經網絡、層正規化 (Layer Normalization) 與殘差連接, 丟棄率統一設為 0.1 以維持模型的表達能力。位置編碼層負責將一維時間序列投影至 64 維向量空間, 並添加正弦餘弦位置編碼以保持時間序列的位置資訊。經過 Transformer 層處理後, 採用全域平均池化 (Global Average Pooling) 聚合序列特徵, 再通過兩層全連接網絡 (維度分別為 128 與 64, 均配置批次正規化與丟棄層) 進行特徵變換, 最終輸出層採用線性激活函數預測目標值。模型同樣採用時間步長為 10 的滑動窗口策略, 數據預處理與 LSTM 模型保持一致。訓練配置方面, 考量 Transformer 架構的特殊性, 學習率調降至 0.0001 以確保訓練穩定性, 批次大小設為 16, 最大訓練輪數為 500 輪, 驗證集比例為 15%。優化器選用 Adam 並設置梯度裁剪 ($clipnorm=1.0$), 損失函數採用 Huber 損失, 並實施與 LSTM 模型相同的早停、學習率調度與檢查點保存策略, 以確保模型訓練的可靠性與可比較性。

3.3.2 Statistics model (AR, MA, ARMA, ARIMA)

利用 AR 回歸模型建立性能預測系統。該模型採用多層特徵工程架構，主要包含滯後特徵提取層、統計特徵計算層及回歸預測層。其中，滯後時間窗口設定為 10 個時間點，用以捕捉數據的自相關特性。特徵工程包含三個主要組成部分：首先，建立 10 個滯後變數作為基礎 AR 項；其次，計算統計特徵包括窗口內的均值、標準差、最大值、最小值、趨勢變化（最後值減去第一值）、中位數及四分位距等 7 個指標；最後，添加移動平均特徵（3 期及 5 期移動平均）與差分特徵（一階差分及平均差分）。數據預處理採用 MinMaxScaler 進行標準化至[0,1]區間，並使用 StandardScaler 對特徵矩陣進行標準化處理。

建構 MA 回歸預測模型，該模型以移動平均為核心特徵進行時間序列預測。模型架構採用多窗口移動平均特徵提取策略，主要移動平均窗口設定為 7 個時間點，並同時計算 3、5、7、10、14 個時間點的多尺度移動平均特徵。特徵工程設計包含四個維度：滯後特徵採用 10 個時間步長的歷史數據點；移動平均特徵計算各個窗口的簡單移動平均值；趨勢特徵包含 3 期及 7 期的差分變化；波動性特徵計算 5 期及 10 期的滾動標準差。數據標準化處理採用 StandardScaler 對特徵矩陣與目標變數進行 Z-score 標準化。預測過程結合訓練與測試數據創建連續特徵序列，確保移動平均計算的完整性。

採用 ARMA 模型進行時間序列建模與預測分析。該模型結合自回歸(AR)項與移動平均(MA)項的優勢，通過網格搜索法自動選擇最佳參數組合。AR 項的最大階數設定為 10，MA 項的最大階數亦設定為 10，模型選擇準則採用 Akaike 資訊準則 (AIC) 進行評估。在模型建構前，首先執行時間序列平穩性檢驗，採用增廣 Dickey-Fuller (ADF) 檢驗評估數據的單根特性，當原始序列不滿足平穩性時，進行一階或二階差分處理直至達到平穩性要求。自相關函數 (ACF) 與偏自相關函數 (PACF) 分析用於初步判斷 ARMA 模型的適當階數，並繪製前 40 個滯後期的相關性圖形。參數估計過程採用最大概似估計法，並計算各參數組合下的 AIC、BIC 及 HQ 資訊準則值。模型診斷包含殘差分析、Ljung-Box 白噪聲檢驗、Q-Q 正態性檢驗及殘差自相關檢驗。預測實施採用動態預測方法，並透過±15 個時間步長的偏移優化策略尋找最佳預測對齊位置。

建立 ARIMA (p,d,q) 時間序列預測模型，該模型擴展 ARMA 模型加入差分項處理非平穩性時間序列。模型參數搜索範圍設定為：AR 項數 $p \in [0,5]$ 、差分次數 $d \in [0,2]$ 、MA 項數 $q \in [0,5]$ ，透過網格搜索法遍歷所有參數組合尋找最優配置。數據預處理採用 MinMaxScaler 標準化至 $[0,1]$ 區間，並執行 ADF 平穩性檢驗確定差分需求。模型選擇準則採用 AIC 作為主要評估標準，同時計算 BIC 與對數概似值作為輔助參考。自動參數選擇演算法包含異常處理機制，當特定參數組合無法收斂時自動跳過並記錄失敗情況。模型訓練採用最大概似估計法進行參數估計，並輸出完整的模型統計摘要包含係數估計值、標準誤、t 統計量及 p 值。模型診斷分析包含殘差白噪聲檢驗 (Ljung-Box test)、殘差正態性檢驗及殘差自相關分析。預測策略採用多步前向預測，預測步長等於測試集長度，並實施基礎版時間偏移優化於 ± 8 個時間步長範圍內調整預測對齊。

採用 K-最近鄰居回歸模型進行 LMTD 時間序列預測分析。該模型基於懶惰學習 (lazy learning) 原理，透過計算待預測樣本與訓練集中各樣本間的距離，選取最相近的 k 個鄰居進行預測。模型參數設定如下：時間窗口長度設定為 10 個時間步長，以捕捉時間序列的短期依賴關係；k 值搜索範圍設定為 $[3, 5, 7, 10, 15, 20]$ ，以平衡模型的偏差與變異；權重計算方法包括均勻權重 (uniform) 與距離加權 (distance) 兩種選項；演算法選擇包括 auto、ball_tree、kd_tree 及 brute 四種實現方式。數據預處理採用標準化縮放 (StandardScaler)，將特徵值轉換為均值为 0、標準差為 1 的標準正態分佈，以提升模型對不同尺度特徵的敏感性。超參數優化採用網格搜索法 (GridSearchCV) 結合時間序列交叉驗證 (TimeSeriesSplit)，分割數設定為 5，評估指標為負均方誤差 (negative mean squared error)，並啟用多處理器並行運算以提升搜索效率。模型訓練完成後，透過滾動預測機制進行測試集預測，其中首個預測輸入使用訓練數據的最後 10 個時間點，後續預測則採用真實觀測值更新輸入序列。

支援向量迴歸模型以處理 LMTD 時間序列的非線性預測問題。該模型基於結構風險最小化原理，透過核函數將原始特徵空間映射至高維空間，並在該空間中尋找最優超平面進行回歸預測。模型架構參數設定如下：時間窗口長度設定為 10 個時間步長，以保持與 KNN 模型的一致性；驗證集比例設定為 15%，

用於模型性能評估。超參數搜索空間涵蓋三種核函數類型：線性核函數的懲罰參數 C 範圍為[0.1, 1, 10, 100]，容忍誤差 epsilon 範圍為[0.01, 0.1, 0.2]；徑向基函數 (RBF) 核的參數包括相同的 C 與 epsilon 範圍，gamma 參數設定為['scale', 'auto', 0.001, 0.01, 0.1, 1]；多項式核函數除包含上述參數外，多項式次數設定為[2, 3]。數據標準化同樣採用 StandardScaler 進行零均值單位變異數變換，以確保不同特徵維度對核函數距離計算的等權重貢獻。超參數優化採用網格搜索法配合 5 折交叉驗證，目標函數設定為最小化負均方誤差，並啟用多處理器並行運算加速搜索過程。模型訓練採用序列最小優化算法 (Sequential Minimal Optimization) 求解二次規劃問題，獲得最優支援向量與對應權重係數。預測階段同樣採用滾動窗口機制，利用歷史真實觀測值動態更新輸入特徵向量，以維持預測的時間一致性。

3.4 Error performance metrics

針對八種演算法 (LSTM、AR、MA、ARMA、ARIMA、KNN、SVR、Transformer) 呈現以下指標的結果 absolute percentage error (MAPE), mean square error (MSE), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and coefficient of determination (R^2)。參見下表 1。表的最上方橫軸為演算法，表的左縱軸為模型誤差評估指標。表中最上方橫軸為方法，縱軸為各類指標。表內的數值為各方法在訓練階段的指標結果。

表 1、比較不同演算法的性能指標 (訓練樣本)

	LSTM	AR	MA	ARMA	ARIMA	SVR	KNN	Transformer
MAPE	0.4335%	0.3613%	0.3607%	1.4343%	1.4297%	0.1856%	0.7189%	0.7266%
MSE	0.031661	0.021504	0.020862	0.309244	0.316621	0.008399	0.107396	0.092175
RMSE	0.177936	0.146644	0.144437	0.556097	0.562640	0.091651	0.327714	0.303603
MAE	0.124139	0.104432	0.104319	0.415290	0.418944	0.054442	0.208669	0.210667
R^2	0.896089	0.929423	0.931531	-0.014933	-0.038959	0.972432	0.647527	0.697483

從整體表現來看，SVR (支持向量回歸) 在所有評估指標中表現最為優異，擁有最低的 MSE (0.008399)、RMSE (0.091651)、MAE (0.054442)，並具備最高的 R^2 (0.972432)，顯示其在準確度與穩定性上均優於其他模型。其次為 Transformer 模型，在非線性表徵與時序學習上展現良好效果，其 R^2 為

0.697483，整體誤差指標亦接近 SVR，表現穩健。而 LSTM 雖非最佳模型，但其 MAPE 僅為 0.4335%， R^2 為 0.896089，仍具備不錯的趨勢擬合能力，尤其在需處理長期記憶與非線性關係時具備優勢。傳統線性模型如 AR 與 MA 雖在部分指標（如 MSE 與 MAE）表現尚可，但整體 R^2 僅約 0.93，且無法捕捉複雜退化趨勢。ARMA 與 ARIMA 表現則明顯劣化，尤其 ARIMA 的 R^2 為負值（-0.038959），顯示模型對資料擬合能力極差，甚至失效。KNN 模型在所有指標皆落後， R^2 亦僅為 0.647527，顯示其對序列資料掌握力不足。

3.5 Result Verification

為驗證八種演算法的性能，本研究以一全新數據進行數值推估，測試結果如圖 4。圖中橫軸為時間，縱軸為 $LMTD_{avg}$ 。初期數據為起點，通常變異較大但也不影響分析結果，故此段可忽略。圖 4 顯示多種預測模型在測試樣本下對 $LMTD_{avg}$ 趨勢的擬合結果，總共比較八種模型。從整體趨勢來看，LSTM 所呈現之預測曲線與真實數據最為貼近，不僅能掌握長期趨勢，亦能對短期波動做出合理反應，顯示其優越的時序學習能力。相較之下，SVR 曲線呈現明顯偏移與平坦化現象，未能反映實際操作數據的起伏。ARIMA 與 ARMA 模型表現則顯著低落，趨勢嚴重偏離真實數據，尤其 ARIMA 呈現過度平滑且持續低估實際值的問題。KNN 預測結果近似一條直線，顯示其無法掌握序列資料中的變化特徵。MA 與 AR 雖可反映部分趨勢，但在波動起伏處誤差明顯，反映其模型靈敏度不足。整體而言，LSTM 展現出最佳的預測性能，特別適用於具有長期緩變特性的設備性能退化預測任務。

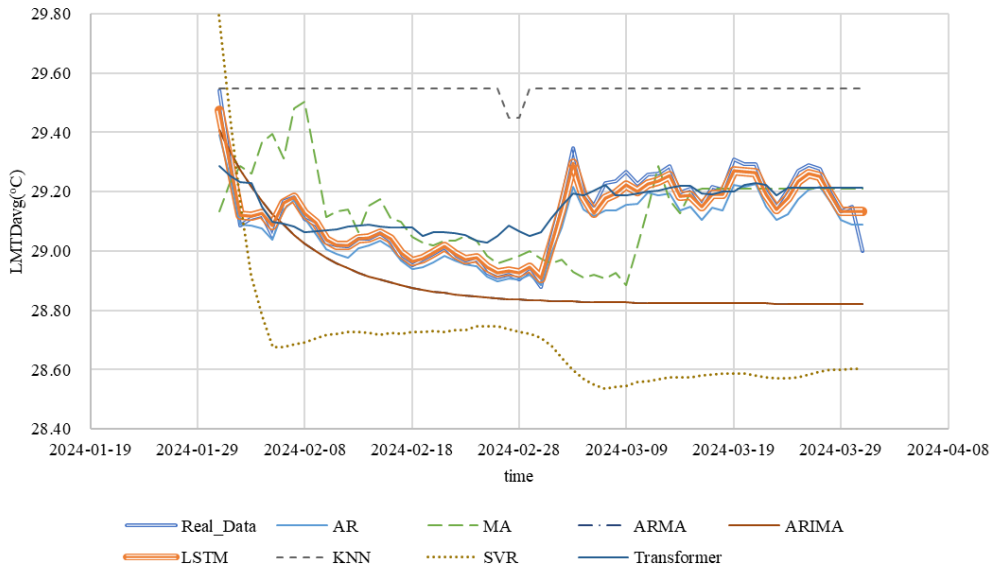


圖 4、比較多種演算法的於測試樣本下的趨勢變化

本案於測試階段 (test phase)，對八種演算法檢視所有性能指標。各模型於測試階段的性能成效，詳見表 2。根據訓練樣本與測試樣本的模型性能結果 (表 1 及表 2)，可以明顯觀察到各模型在泛化能力上的差異。首先，LSTM 在訓練與測試樣本中皆維持穩定且優異的表現，訓練樣本的 MAPE 為 0.4335%，測試樣本則下降至 0.07038%， R^2 亦從 0.896089 提升至 0.954899，顯示其未過度擬合，且具有良好的泛化能力與預測穩定性。相比之下，統計類模型 (如 AR、MA) 在訓練階段表現尚可，但測試時誤差大幅上升，顯示其對未見資料的適應性較差。而 ARMA 與 ARIMA 在測試樣本中出現 R^2 為負值的情況，反映其在訓練中過度擬合，導致預測失效。SVR 與 Transformer 等其他 AI 模型，在訓練時的準確度接近 LSTM，但於測試階段的誤差顯著上升， R^2 亦下降，代表其在訓練中可能存在輕度過擬合問題。本研究針對 LSTM 分析兩個性能指標，動態時間調整 (DTW) 相似度，及皮爾森相關係數 (r)。DTW 方法可針對序列樣本尺度進行縮放並比較的方法，並計算兩曲線的相近程度。DTW 數值達 0.999 (最高值為 1.0)；而皮爾森相關係數則有 0.9986 (最高值為 1.0)。整體而言，LSTM 不僅在訓練時展現良好學習能力，在面對未知測試資料時亦能維持高準確度，為所有模型中應用價值最高。

表 1、比較不同演算法的性能指標（測試樣本）

	LSTM	AR	MA	ARMA	ARIMA	SVR	KNN	Transformer
MAPE	0.07038%	0.16134%	0.27366%	0.82621%	0.82621%	0.20155%	0.21909%	0.24741%
MSE	0.000840	0.003385	0.007643	0.082870	0.082870	0.004025	0.008063	0.007836
RMSE	0.028987	0.058182	0.087427	0.287872	0.287872	0.063443	0.089795	0.088522
MAE	0.020529	0.047122	0.079852	0.241178	0.241178	0.058803	0.063928	0.072014
R ²	0.954899	0.818303	0.589734	-3.448113	-3.448113	0.783954	0.567205	0.579390

本研究更進一步分析 Parity Plot。八種演算法的 Parity Plot 結果呈現於圖 5。當圖中數據越接近中心線，代表擬合程度越高，結果顯示 LSTM 有良好匹配度。根據圖組來看，LSTM 對測試樣本的預測值最接近真實數值。

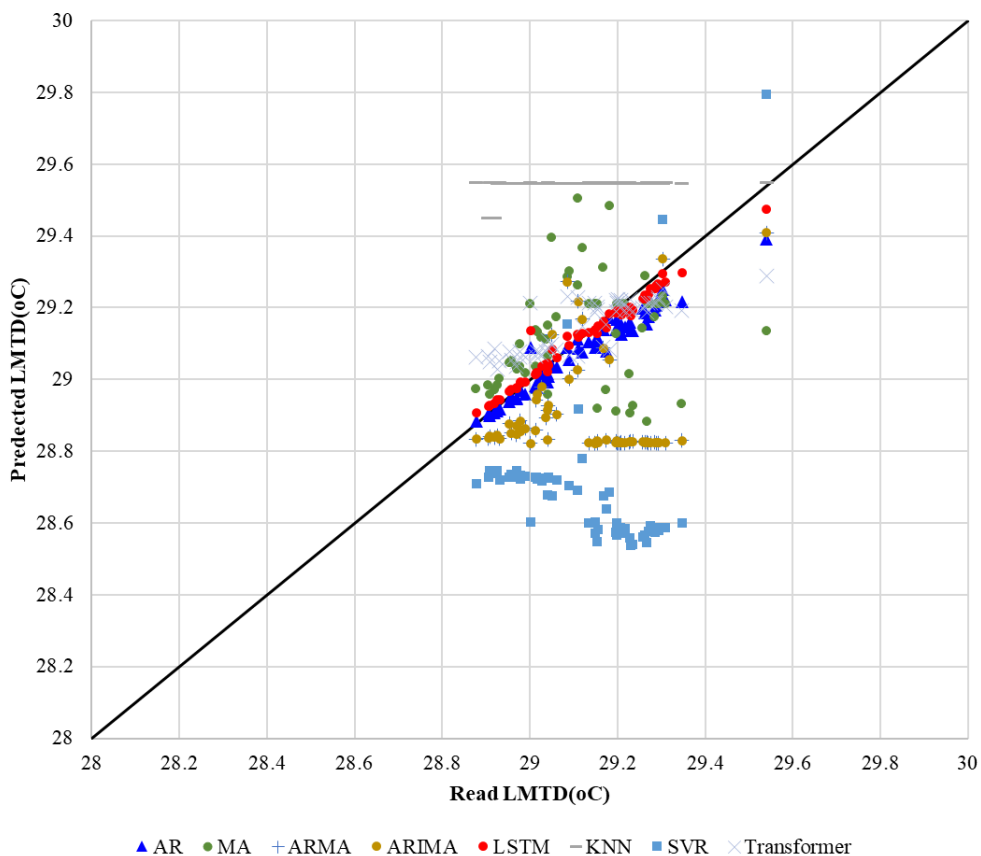


圖 5、Parity Plot of all of model

四、結論

本研究為能追蹤熱交換器性能退化趨勢，測試將物理模型整合於演算法。

本研究測試常用的 8 種時間序列模型（包含 4 種統計模型、2 種機器學習模型，及 2 種深度學習模型），確保最終選用模型有較高的泛用性。本研究更用多種性能指標驗證 8 種模型於測試及驗證階段性能。結果顯示，LSTM 在本研究的多種驗證過程，不僅在訓練階段顯示模型有較高泛用性，同時在測試階段也展現對新樣本有較高的預測能力。本研究成功整合物理模型與 LSTM 方法發展出能夠預測熱交換器性能退化模型。本研究證實，以物理指標（LMTD）結合 LSTM 之方法，可在實廠條件下精確且可移轉地預測熱交換器性能衰退。該模型成功突破「溫度訊號缺乏顯性劣化特徵」及 LMTD 強非線性兩項難題。另外，本研究應用 LSTM 學習非線性的退化特徵時，模型最終展現的匹配度與實際結果非常相近。這代表前述的特徵處理相當成功，且具有高度的通用性。獨立資料驗證顯示，模型與實測結果高度一致（DTW 94.5 %、 R^2 0.992），且無過度擬合現象。透過該模型能夠預測熱交換器的性能退化狀態。該結果既可作為調整檢查測試維修保養計畫實施的重要資訊，也可做為製程安全停車的重要依據。

參考文獻

- Abd, A. A., Kareem, M. Q., & Naji, S. Z. (2018). Performance analysis of shell and tube heat exchanger: Parametric study. *Case studies in thermal engineering*, 12, 563-568.
- Al Tobi, M. A. S., Bevan, G., Wallace, P., Harrison, D., & Ramachandran, K. P. (2016). A review on applications of wavelet transform and artificial intelligence systems in fault diagnosis of rotating machinery. *International Journal of Industrial Electronics and Electrical Engineering*, 4(9), 70-82.
- Ali, M., Ul-Hamid, A., Khan, T., Bake, A., Butt, H., Bamidele, O. E., & Saeed, A. (2021). Corrosion-related failures in heat exchangers. *Corrosion Reviews*, 39(6), 519-546.
- Andriotis, C. P., & Papakonstantinou, K. G. (2020). Deep reinforcement learning driven inspection and maintenance planning under incomplete information and constraints. arXiv preprint arXiv:2007.01380.

- Anxionnaz, Z., Cabassud, M., Gourdon, C., & Tochon, P. (2008). Heat exchanger/reactors (HEX reactors): concepts, technologies: state-of-the-art. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 47(12), 2029-2050.
- Aradag, S., Genc, Y., & Turk, C. (2017). Comparative gasketed plate heat exchanger performance prediction with computations, experiments, correlations and artificial neural network estimations. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 11(1), 467-482.
- Arzaghi, E., Chia, B. H., Abaei, M. M., Abbassi, R., & Garaniya, V. (2020). *Pitting corrosion modelling of X80 steel utilized in offshore petroleum pipelines*. *Process Safety and Environmental Protection*, 141, 135–139.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.05.024>
- Bektas, O., & Jones, J. A. (2016). NARX time series model for remaining useful life estimation of gas turbine engines. In *Third European Conference of the Prognostics and Health Management Society*, pp. 1-10.
- Bennett, C. A., Kistler, R. S., Lestina, T. G., & King, D. C. (2007). Improving heat exchanger designs. *Chemical engineering progress*, 103(4), 40-45.
- Berghout, T., Bechhoefer, E., Djeflal, F., & Lim, W. H. (2024). Integrating Learning-Driven Model Behavior and Data Representation for Enhanced Remaining Useful Life Prediction in Rotating Machinery. *Machines*, 12(10), 729.
- Bernardin, J. D., Ferguson, K., & Sattler, D. (2019, July). The Testing and Model Validation of an Additively Manufactured Twisted Tube Heat Exchanger. In *Heat Transfer Summer Conference* (Vol. 59315, p. V001T07A001). American Society of Mechanical Engineers.
- Center for Chemical Process Safety. (2016). Guidelines for asset integrity management. American Institute of Chemical Engineers.
- Chen, B., Zhang, Z., Zi, Y., He, Z., & Sun, C. (2013). Detecting of transient vibration signatures using an improved fast spatial–spectral ensemble kurtosis
-

- kurtogram and its applications to mechanical signature analysis of short duration data from rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 40(1), 1-37.
- Chen, Xuefeng, et al. (2018). Basic research on machinery fault diagnostics: Past, present, and future trends. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 13.2: 264-291.
- Deshmukh, M., Dumbre, R., Anekar, S., Kulkarni, H., & Pawar, S. (2021). Condition monitoring and predictive maintenance of process equipments. In *ITM Web of Conferences* (Vol. 40, p. 01003). EDP Sciences.
- Ezuber, H., & Zakir Hossain, S. M. (2023). A review of corrosion failures in shell and tube heat exchangers: roots and advanced counteractive. *Heat and Mass Transfer*, 59(6), 971-987.
- Fan, Z., Li, W., & Chang, K. C. (2023). A bidirectional long short-term memory autoencoder transformer for remaining useful life estimation. *Mathematics*, 11(24), 4972.
- Ghodrati, M., & Khorshidi, J. (2021). New experimental Nusselt number correlation for spiral plate heat exchanger optimized using a code. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 235(5), 1142-1158.
- Godasiaei, S. H. (2024). Exploring the influence of crystallization fouling on microscale heat exchangers through machine learning analysis. *Numerical Heat Transfer, Part A: Applications*, 1-27.
- Gugulothu, R., Somanchi, N. S., Reddy, K. V. K., & Akkiraju, K. (2017). A review on enhancement of heat transfer in heat exchanger with different inserts. *Materials today: proceedings*, 4(2), 1045-1050.
- He, J., Xiao, Z., & Zhang, C. (2024). Predicting the remaining useful life of rails based on improved deep spiking residual neural network. *Process Safety and Environmental Protection*, 188, 1106-1117.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2024.06.008>
-

- Hou, G., & Zhang, D. Research on Fouling Monitoring Method of Plate Heat Exchanger Based on Machine Learning.
- Ishiyama, S., Muto, Y., Tanidaira, M., Ogata, H., Ueto, Y., & Igari, T. (2001). Development of a compact recuperator for a high-temperature gas-cooled reactor gas turbine system (I). *Journal of the Atomic Energy Society of Japan*, 43(6), 603–611. <https://doi.org/10.3327/jaesj.43.603>
- Khalid, W., Albrechtsen, S. H., Sigsgaard, K. V., Mortensen, N. H., Hansen, K. B., & Soleymani, I. (2020). Predicting maintenance work hours in maintenance planning. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*.
- Kidam, K., & Hurme, M. (2013). Analysis of equipment failures as contributors to chemical process accidents. *Process Safety and Environmental Protection*, 91(1-2), 61-78.
- Kim, T., Kim, K., Hyung, J., Park, H., Oh, Y., & Koo, J. (2024). An interpretable machine learning-based pitting corrosion depth prediction model for steel drinking water pipelines. *Process Safety and Environmental Protection*, 190, 571–585. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2024.08.038>
- Kumar, D. V., Vijayaraghavan, S., & Thakur, P. (2022). Analytical and experimental investigation on heat transfer and flow parameters of Multichannel louvered fin cross flow heat exchanger using iterative LMTD and ϵ -NTU method. *Materials Today: Proceedings*, 52, 1240-1248.
- Kumar, S., Raj, K. K., Cirrincione, M., Cirrincione, G., Franzitta, V., & Kumar, R. R. (2024). A Comprehensive Review of Remaining Useful Life Estimation Approaches for Rotating Machinery. *Energies*, 17(22), 5538.
- Kumar, S., Singh, S. K., & Sharma, D. (2022). A comprehensive review on thermal performance enhancement of plate heat exchanger. *International Journal of Thermophysics*, 43(7), 109.
- Kummer, A., & Varga, T. (2021). What do we know already about reactor runaway?—A review. *Process Safety and Environmental Protection*, 147, 460-476.
-

- Lei, Yaguo (2016). Intelligent fault diagnosis and remaining useful life prediction of rotating machinery. Butterworth-Heinemann.
- Li, Ke, Peng Chen, and Huaqing Wang (2012). Intelligent diagnosis method for rotating machinery using wavelet transform and ant colony optimization. *IEEE Sensors Journal*, 12.7: 2474-2484.
- Liang, X. Y., Zhang, B., & Zhang, C. L. (2024). Physics-informed deep residual neural network for finned-tube evaporator performance prediction. *Energy*, 302, 131822.
- Liang, Y., Mao, W., & Wu, C. (2025). Unsupervised incremental transfer learning with knowledge distillation for online remaining useful life prediction of rotating machinery. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 239(1), 15-30.
- Liu, W., Wei, D., & Zhou, F. (2018, June). Fault diagnosis based on deep learning subject to missing data. In 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC) (pp. 3972-3977). IEEE.
- Liu, X., Zhu, H., Yu, C., Jin, H., Wang, C., & Ou, G. (2021). Analysis on the corrosion failure of U-tube heat exchanger in hydrogenation unit. *Engineering Failure Analysis*, 125, 105448.
- Liu, Z., Li, H., & Qian, C. (2021). Strength analysis of a Plate Heat exchanger with two design-by-analysis methods. In *Mechanical Engineering and Materials: Proceedings of ICMEM 2020* (pp. 143-154). Springer International Publishing.
- Lu, Y. J., Tung, F. Y., & Wang, C. H. (2020). Developing an expert prognosis system of the reciprocating compressor based on associations among monitoring parameters and maintenance records. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 104382.
- Lu, Y. J., & Wang, C. H. (2021). Integration of wavelet decomposition and artificial neural network for failure prognosis of reciprocating compressors. *Process Safety Progress*, e12239.
-

- Lu, Y., Wang, Z., Xie, R., Zhang, J., Pan, Z., & Liang, S. Y. (2020). Bayesian optimized deep convolutional network for bearing diagnosis. *INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED MANUFACTURING TECHNOLOGY*.
- Lu, Y. J., Lin, R. Z., & Wang, C. H. (2025). Propose a practical plan for the identification of Safety-Critical Equipment. *Process Safety Progress*, *44*(1), 39-48.
- Lv, S., Liu, S., Li, H., Wang, Y., Liu, G., & Dai, W. (2024). A hybrid method combining Lévy process and neural network for predicting remaining useful life of rotating machinery. *Advanced Engineering Informatics*, *61*, 102490.
- Ma, S. Y., Bi, T. T., Gong, Y., & Yang, Z. G. (2023). Failure analysis on abnormal leakage of shell and tube heat exchanger in specialty chemical plant. *Engineering Failure Analysis*, *143*, 106859.
- Maria, P., 2024. NEW NUMBER NUSSELT CORRELATION FOR THE ANNULAR SPACE OF THE TUBE IN TUBE HEAT EXCHANGER.
- Márquez, F. P. G., Tobias, A. M., Pérez, J. M. P., & Papaelias, M. (2012). Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods. *Renewable Energy*, *46*, 169-178.
- Marzouk, S. A., Abou Al-Sood, M. M., El-Said, E. M., Younes, M. M., & El-Fakharany, M. K. (2023). A comprehensive review of methods of heat transfer enhancement in shell and tube heat exchangers. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, *148*(15), 7539-7578.
- Máté, P. (2022). Strength design aspects of heat exchangers with fixed tube sheet. *Multidiszciplináris Tudományok*, *12*(3), 56-68.
- Mohammad Zadeh Eivaghi, V., & Aliyari-Shoorehdeli, M. (2025). Learning a factorized orthogonal latent space using encoder-only architecture for fault detection: An alarm management perspective. *Process Safety and Environmental Protection*, *197*, 106942.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2025.106942>
-

- Nestell, J., & Sham, S. (2015). *ASME code considerations for the compact heat exchanger* (No. ORNL/TM-2015/401). Oak Ridge National Lab.(ORNL), Oak Ridge, TN (United States).
- Noh, S. H. (2021). Analysis of gradient vanishing of RNNs and performance comparison. *Information*, *12*(11), 442.
- Ogunfowora, O., & Najjaran, H. (2023). A transformer-based framework for multi-variate time series: A remaining useful life prediction use case. *arXiv preprint arXiv:2308.09884*.
- Paruthipulli Kalarikkal, R. M., & Subbaiah, J. (2024). Modified Dual EKF with Machine Learning Model for Fouling Prediction of Industrial Heat Exchanger. *Korean Journal of Chemical Engineering*, *41*(4), 1013-1027.
- Pasha, M., Zaini, D., & Shariff, A. M. (2017). Inherently safer design for heat exchanger network. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, *48*, 55-70.
- Patel, A. (2023). Performance analysis of helical tube heat exchanger. *TIJER-International Research Journal* (www.tijer.org), ISSN, 2349-9249.
- Phan, B. C., Lai, Y. C., & Lin, C. E. (2020). A Deep Reinforcement Learning-Based MPPT Control for PV Systems under Partial Shading Condition. *Sensors*, *20*(11), 3039.
- Rani, J., Tripura, T., Kodamana, H., Chakraborty, S., & Tamboli, P. K. (2023). Fault detection and isolation using probabilistic wavelet neural operator auto-encoder with application to dynamic processes. *Process Safety and Environmental Protection*, *173*, 215–228.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2023.02.078>
- Raposo Vogel, I. E. (2020). Bayesian deep neural networks for predictive maintenance under uncertainty.
- Rehmer, A., & Kroll, A. (2020). On the vanishing and exploding gradient problem in gated recurrent units. *IFAC-PapersOnLine*, *53*(2), 1243-1248.
- Ricci R. and Pennacchi P. (2011). Diagnostics of gear faults based on EMD and
-

- automatic selection of intrinsic mode functions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(3): 821–838
- Saada, R., Patel, D., & Saha, B. (2015). Causes and consequences of thermal runaway incidents—Will they ever be avoided?. *Process safety and environmental protection*, 97, 109-115.
- Saffiudeen, M. F., Mohammed, F. T., & Syed, A. (2023). Standardized repair procedure for failures in heat exchangers. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 23(4), 1385-1392.
- Samanta, B., and K. R. Al-Balushi (2003). Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features. *Mechanical systems and signal processing*, 17.2: 317-328.
- Sherstinsky, A. (2020). Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 404, 132306.
- Solke, N. S., Sur, A., & Sapre, M. (2021, March). Material selection and design of shell and tube heat exchanger for thermos-syphon steam generator. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 1104, No. 1, p. 012009). IOP Publishing.
- Song, J., Zhang, L., Xue, G., Ma, Y., Gao, S., & Jiang, Q. (2021). Predicting hourly heating load in a district heating system based on a hybrid CNN-LSTM model. *Energy and Buildings*, 243, 110998.
- Sparrow, E., Gorman, J., & Abraham, J. (2013). Quantitative assessment of the overall heat transfer coefficient U. *Journal of heat transfer*, 135(6), 061102.
- Tang, Y., Zou, Z., Jing, J., Zhang, Z., & Xie, C. (2015). A framework for making maintenance decisions for oil and gas drilling and production equipment. *Journal of natural gas science and engineering*, 26, 1050-1058.
- Thakre, P. B., & Pachghare, P. R. (2017). Performance analysis on compact heat exchanger. *Materials Today: Proceedings*, 4(8), 8447-8453.
- Tychanicz-Kwiecień, M. (2022). The application of the Wilson plot method to
-

- convective heat transfer-discussion. *Advances in Mechanical and Materials Engineering*, 39(94), 77-89.
- U.S. Chemical Safety Board. (2014, May 1). *Tesoro Anacortes Refinery fatal explosion and fire* Investigation report. Anacortes, WA: U.S. Chemical Safety Board. <https://www.csb.gov/tesoro-anacortes-refinery-explosion-and-fire/>
- Wang, B., Varbanov, P. S., Klemeš, J. J., Liu, X., & Yang, W. (2021). Heat integration incorporating leakage risk assessment of heat exchanger networks. *Computers & Chemical Engineering*, 145, 107173.
- Wang, J., Sun, L., Li, H., Ding, R., & Chen, N. (2023). Prediction model of fouling thickness of heat exchanger based on TA-LSTM structure. *Processes*, 11(9), 2594.
- Wang, K., Guo, P., Xin, X., & Ye, Z. (2017, October). Autoencoder, low rank approximation and pseudoinverse learning algorithm. In 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (pp. 948-953). IEEE.
- Xie, Q., Liu, R., Huang, J., & Su, J. (2023). Residual life prediction of lithium-ion batteries based on data preprocessing and a priori knowledge-assisted CNN-LSTM. *Energy*, 281, 128232.
- Xu, Z., Chen, W., Lian, J., Yang, X., Wang, Q., Chen, Y., & Ma, T. (2022). Study on mechanical stress of semicircular and rectangular channels in printed circuit heat exchangers. *Energy*, 238, 121655.
- Yang, J., Hong, Y., Wang, W., & Wu, G. (2025). Remaining useful life prediction of lead-acid battery using multi-phase Wiener process-based degradation model. *Process Safety and Environmental Protection*, 197, 106974. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2025.106974>
- Yi, F., Shu, X., Zhou, J., Zhang, J., Feng, C., Gong, H., ... & Yu, W. (2025). Remaining useful life prediction of PEMFC based on matrix long short-term memory. *International Journal of Hydrogen Energy*, 111, 228-237.
- Yoo, J. S., Qin, S., Balderrama Prieto, S. A., & Hisahara, E. (2023). *A Comparative*

- Evaluation and Selection of High-Temperature Heat Exchangers for Application to Integrated Energy Systems* (No. INL/RPT-23-74802-Rev000). Idaho National Laboratory (INL), Idaho Falls, ID (United States).
- Zhang, H., Yi, Y., & Xie, X. (2022). Performance and optimization of absorption heat exchanger under different flow rate ratio conditions. *Applied Thermal Engineering*, 212, 118603.
- Zhang, Zhenyou, Yi Wang, and Kesheng Wang. (2013). Intelligent fault diagnosis and prognosis approach for rotating machinery integrating wavelet transform, principal component analysis, and artificial neural networks. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 68. 1-4: 763-773.
- Zhu, J., Wang, L., & Zhang, D. (2020). Research on Ship Fault Diagnosis Based on Deep Learning. *MS&E*, 793(1), 012035.
- Zou, L., Ma, C., Hu, J., Yu, Z., & Zhuang, K. (2024). Enhanced predictive modeling of rotating machinery remaining useful life by using separable convolution backbone networks. *Applied Soft Computing*, 156, 111493.

應用大型語言模型於化學品不相容性官能基判定可行性研究

Feasibility Study of Large Language Models for the Determination of Chemical Incompatibility Based on Functional Groups

陸彥儒，國立高雄科技大學/設備可靠度與系統安全技術研發中心 博士

王振華，國立高雄科技大學/環境與安全衛生工程系 教授

聯絡作者: 0515912@nkust.edu.tw

摘要

化學品不相容性判定在製程安全管理中佔有關鍵地位，然而現行工具如美國環保署所開發的 Chemical Reactivity Worksheet (CRW)，雖已內建六千餘種化學品與六十八類官能基，仍難以涵蓋全球十萬種以上的化學品種類。尤其在使用者需自行輸入新化學品及官能基時，常因專業知識不足而導致判定錯誤與耗時負擔。近年來大型語言模型 (Large Language Models, LLMs) 逐漸展現跨領域應用潛力，本研究即針對其在化學品不相容性分析之應用價值進行驗證。研究以台灣石化產業常見的 68 種化學品為基礎，篩選出 CRW 資料庫中內建的 56 種化學品，並利用七種 LLM 進行官能基辨識測試。評估指標涵蓋官能基數量正確性、官能基類別正確性與涵蓋完整性。結果顯示，雖然 LLM 具備一定的歸納與推理能力，但在官能基判斷上仍存在數量低估、類別誤判及跨類別穩定性不足等問題，導致若直接應用於不相容性判定，可能造成風險評估過於樂觀。本研究不僅揭示 LLM 現階段的限制，更提出一套結合 CRW 資料庫與標準化測試準則的驗證框架，為未來智慧化工具在化學品安全管理中的落地應用奠定基礎。

【關鍵字】 大型語言模型、不相容性危害、官能基、CRW

一、前言

化學品的反應性危害資訊，包括熱及化學不安定危害、自反應性危害、以及不相容性危害，在製程安全資訊（Process Safety Information, PSI）中扮演極為關鍵的角色。這些資訊直接影響到工廠的危害辨識、風險評估，以及緊急應變能力。然而，相較於其他類型的危害，不相容性危害的管理難度特別高，原因不僅來自化學品種類繁多，更涉及供應鏈、現場操作與管理制度等多重面向。

首先，化學品種類的廣度與複雜性，使得使用者難以全面掌握其反應特性。即使是受過專業訓練的人員，也可能因資訊不完整而忽略某些化學品之間的潛在不相容性。其次，化學品的採購來源未必具備唯一性管制，導致同一化學品可能因來源不同而具有雜質差異，進而改變反應性特徵。再者，工廠中化學品流動於龐雜的管線與設備之間，其實際位置常需要透過推估或操作紀錄來判斷，難以完全精確。最後，目前在國際與國內均尚缺乏「一致、可普及」的標準化判定工具，使得化學不相容性管理大多依賴個別專家的經驗判斷，缺乏客觀性與一致性。

不相容性危害一旦發生，往往會造成連鎖效應。例如，放熱反應可能導致溫度急遽升高，進而觸發相變化，使液相轉化為氣相而急速膨脹，或釋放出高度危險的氣體，如氫氣或其他易燃性氣體。這些現象不僅會對設備與廠房造成直接衝擊，也可能因為二次效應（如壓力積聚或氣體逸散）而導致爆炸、火災等重大事故。實務案例顯示，即使是在廢水槽等輔助設施，也可能因錯誤混合反應性化學品而導致熱與壓力失控，最終釀成爆炸與火災事故。這凸顯了不相容性危害並非只存在於核心製程設備，更廣泛地存在於工廠整體操作與管理的每一環節。

在台灣，相關法規已將化學品不相容性納入管理範疇。例如，企業若製造、處置或使用特定數量以上的危害性化學品，須申請甲類危險性工作場所使用許可，並依規定執行初步危害分析（Preliminary Hazard Analysis, PrHA）。其中，檢核表 ABC 的表 B 即要求業者對於化學品的不相容性進行驗證。然而，實務上業者仍面臨「資訊蒐集困難」與「判定標準不一」的挑戰，使得執行成效有

限。

為因應此問題，美國國家環境保護局（Environmental Protection Agency, EPA）開發並發布了化學反應性工作表（Chemical Reactivity Worksheet, CRW）如圖 1。該工具以化學品的官能基（Reactive Groups）為基礎，建構不相容性判定模型，並透過不相容矩陣與色塊標示，協助使用者快速辨識化學品之間的潛在反應性風險。目前 CRW 已內建超過五千種化學品與六十八種官能基，並能交叉比對其潛在不相容性，因而成為全球實驗室與企業常用的輔助工具，甚至在產品開發階段亦被廣泛採用。其優勢在於操作簡便、資訊透明化，以及具備一定程度的普及性。

Mixture Manager				CAUSTIC SODA, BEAD	HYDROGEN CHLORIDE, ANHYDROUS	N-HEXANE	Water
Mixture Report							
NFPA		Chemical Pairs		Test Compatibility Chart			
Health	Flammability	Instability	Special				
3	0	1					
3	0	1		N			
	3	0		Y	Y		
				N	N	Y	

圖 1、CRW 軟體畫面（Gorman et al., 2014）

儘管 CRW 軟體中已內建超過六千種化學品，且涵蓋六十八類官能基，但隨著化學工業的快速發展，新化學品種類與衍生物仍持續不斷增加。迄今，全球已知的化學品類別已突破十萬種，並且數量仍在持續成長。這意味著，現有的 CRW 資料庫無法全面涵蓋所有化學品，導致部分新型或特殊化合物無法直接透過資料庫獲得完整的不相容性資訊。為因應此不足，CRW 設計了開放式

的擴充功能，允許使用者自行輸入新化學品，並手動建立其對應官能基。然而，這樣的方式在實務操作中卻存在兩大限制：其一，多數使用者對化學品官能基的具體特徵不甚熟悉，易造成判定錯誤；其二，輸入過程需要耗費相當的時間與專業知識，增加了人為誤判與遺漏的風險。

在此背景下，隨著大型語言模型（Large Language Models, LLMs）的技術成熟，提供了新的可能性。近年來，已有多種 LLM 工具（如 ChatGPT、Gemini 等）被應用於工業場域，並展現出強大的自然語言推理與即時應答能力。例如，艾克森美孚（ExxonMobil）已將 LLM 導入生產現場，協助人員依照操作程序執行正確步驟，顯著降低操作錯誤的可能性；同時，亦能在緊急狀況下依據既有緊急操作程序，快速生成因應指引，展現了其在安全管理上的實務價值。

基於此，本研究嘗試探索 LLM 於化學品不相容性管理的應用潛力，特別聚焦於官能基的自動化判定。研究設計以台灣區石油化學同業公會及中華民國石油化學工業年報所列的常見石化產品為對象，初始清單共六十八種化學品，並進一步篩選出 CRW 資料庫中已內建的五十六種化學品作為測試基礎。透過引入七種不同的大型語言模型，系統性地檢驗其在官能基數量與類別辨識上的正確性，藉以評估其在化學品不相容性分析中的可行性與限制。

二、實驗過程

本研究的實驗設計核心，在於驗證大型語言模型於化學品官能基辨識的正確性與可行性，並透過與 CRW（Chemical Reactivity Worksheet）資料庫的交叉比對來建立一套系統化的驗證機制。此實驗過程不僅是技術操作的步驟，更具方法學上的意涵，因為它連結「既有標準化工具」與「新興智慧化模型」間的差距，並嘗試提出一個可重複、可比對、且具備普適性的測試框架。

首先，在化學品選擇方面，研究以台灣石化產業最常見的產品清單作為起點，並逐一確認其是否存在於 CRW 資料庫之中。此舉的目的在於建立一個「雙重過濾機制」：一方面確保測試對象具有產業代表性，另一方面則確保模型輸出的結果能對照至既有資料庫，避免出現無從驗證的情況。經過篩選後，共確立 56 種化學品作為實驗標的，涵蓋芳香族、不飽和烴類、醇、酯、醛、酸等

多樣官能基類別，具備廣度與多樣性。化學品，共包含 56 種，如下所列：乙烯、丙烯、丁二烯、正-1-丁烯、苯、甲苯、乙苯、對二甲苯、鄰二甲苯、間二甲苯、十二烷基苯、壬酚、十二烷酚、氯乙烯、苯乙烯、己內醯胺、丙烯腈、純對苯二胺酸、純間苯二甲酸、環氧乙烷、乙二醇、甲基丙烯酸甲酯、甲基丙烯酸、環氧氯丙烷、醋酸乙烯、乙醛、甲醛、異戊四醇、丙烯酸、丙烯醯酸、1,4-丁二醇、順丁烯二酐、苯酐、聚乙烯、丙酮、醋酸丁酯、醋酸正丙酯、異丙醇、丁酮、冰醋酸、富馬酸、正丁醇、丙烯醇、酚、丙二酚、甲基第三丁基醚、環己酮、異辛醇、鄰苯二甲酸二異辛酯、鄰苯二甲酸二異壬酯、雙氧水。本研究以此些對象為基礎進行測試。

在官能基清單建立的部分，本研究依據 CRW 所內建之 68 種官能基分類作為判定基準。此步驟的顯著性在於，透過統一的分類框架，使語言模型的輸出結果能以明確編號 (RG#) 對應，不僅提升比對效率，也避免模型因語意差異或翻譯模糊而造成誤判。這樣的設計，使實驗具備「標準化」與「可重現性」。

在語言模型測試的設計上，本研究選取七種不同架構或來源的大型語言模型，並以一致化的提示詞設計進行測試。提示詞不僅限定了輸出的格式（必須以條列化方式呈現，並且對應 RG#），同時也明確要求模型「僅能使用清單內的官能基進行判斷」，以杜絕模型產生幻覺 (hallucination) 或擴增出不存在的官能基。此一嚴格的輸入輸出控制，確保了測試結果的可比較性與客觀性。

在評估指標方面，本研究設定了兩項關鍵準則：其一是官能基數量的正確性，用以衡量模型能否正確辨識一個化學品中應有的官能基數目；其二是官能基類別的正確性，檢驗模型是否能精準指出正確的官能基種類；其三是類別中是否有包含 CRW 判定為正確的官能基。此三重準則反映實務應用上對於「完整性」與「精確性」的雙重需求。若數量錯誤，可能遺漏潛在危害；若類別錯誤，則會導致錯誤的危害判定。

提示詞如下所列：

忘記剛剛的記憶與輸出的所有內容。重新開始。

逐步驟思考，但不要問我，自我深度思考後再執行。

化學品：丁二烯（範例）

針對此化學品，請從此官能基清單（excel）中清查出來，該化學品所屬的官能基。

請注意，可能一個化學品會有多種官能基。

要求：

- 1、僅能使用清單內的官能基類別進行判斷與輸出。
- 2、指出每一種官能基是否存在，若存在需列出數量。
- 3、不要遺漏任何可能存在的官能基，不要額外創造未在清單中的官能基。
- 4、最終輸出的結果需保持清晰、條列化，方便比對。
- 5、僅需指出清單內的 RG# 就好。

CRW 資料庫中所含的官能基共 68 種，如表 1 所列。

表 1、CRW 官能基及對應編號清單

官能基（英文）	官能基（中文）_GPT 翻譯	RG#
Acids, Strong Non-oxidizing	強酸（非氧化性）	1
Acids, Strong Oxidizing	強酸（氧化性）	2
Acids, Carboxylic	羧酸	3
Alcohols and Polyols	醇與多元醇	4
Aldehydes	醛類	5
Amides and Imides	醯胺與亞醯胺	6
Amines, Phosphines, and Pyridines	胺、磷與吡啶類	7
Azo, Diazo, Azido, Hydrazine, and Azide Compounds	偶氮、重氮、疊氮、肼與疊氮化合物	8
Carbamates	氨基甲酸酯	9
Bases, Strong	強鹼	10
Cyanides, Inorganic	無機氰化物	11
Thiocarbamate Esters and Salts / Dithiocarbamate Esters and Salts	硫代氨基甲酸酯與鹽/二硫代氨基甲酸酯與鹽	12

官能基 (英文)	官能基 (中文) _GPT 翻譯	RG#
Esters, Sulfate Esters, Phosphate Esters, Thiophosphate Esters, and Borate Esters	酯、硫酸酯、磷酸酯、硫代磷酸酯與硼酸酯	13
Ethers	醚類	14
Hydrocarbons, Aromatic	芳香族碳氫化合物	16
Halogenated Organic Compounds	鹵代有機化合物	17
Isocyanates and Isothiocyanates	異氰酸酯與異硫氰酸酯	18
Ketones	酮類	19
Sulfides, Organic	有機硫化物	20
Metals, Alkali, Very Active	鹼金屬 (高活性)	21
Metals, Elemental and Powder, Active	金屬元素與金屬粉末 (活性)	22
Metals, Less Reactive	活性較低的金屬	23
Diazonium Salts	重氮鹽	25
Nitriles	腈類	26
Nitro, Nitroso, Nitrate, and Nitrite Compounds, Organic	有機硝基、亞硝基、硝酸酯與亞硝酸酯化合物	27
Hydrocarbons, Aliphatic Unsaturated	不飽和脂肪族碳氫化合物	28
Hydrocarbons, Aliphatic Saturated	飽和脂肪族碳氫化合物	29
Peroxides, Organic	有機過氧化物	30
Phenols and Cresols	酚與甲酚	31
Sulfonates, Phosphonates, and Thiophosphonates, Organic	有機磺酸鹽、膦酸鹽與硫代膦酸鹽	32
Sulfides, Inorganic	無機硫化物	33
Epoxides	環氧化物	34
Metal Hydrides, Metal Alkyls, Metal Aryls, and Silanes	金屬氫化物、金屬烷基、金屬芳基與硅烷	35
Anhydrides	酸酐	37
Salts, Acidic	酸性鹽	38
Salts, Basic	鹼性鹽	39
Acyl Halides, Sulfonyl Halides, and Chloroformates	酰鹵、磺酰鹵與氯甲酸酯	40
Organometallics	有機金屬化合物	42
Oxidizing Agents, Strong	強氧化劑	44
Reducing Agents, Strong	強還原劑	45

官能基 (英文)	官能基 (中文) _GPT 翻譯	RG#
Non-Redox-Active Inorganic Compounds	非氧化還原活性的無機化合物	46
Fluorinated Organic Compounds	含氟有機化合物	47
Fluoride Salts, Soluble	可溶性氟化物鹽	48
Oxidizing Agents, Weak	弱氧化劑	49
Reducing Agents, Weak	弱還原劑	50
Nitrides, Phosphides, Carbides, and Silicides	氮化物、磷化物、碳化物與矽化物	51
Chlorosilanes	氯硅烷	55
Siloxanes	矽氧烷	58
Halogenating Agents	鹵化劑	59
Acids, Weak	弱酸	60
Bases, Weak	弱鹼	61
Carbonate Salts	碳酸鹽	62
Alkynes, with Acetylenic Hydrogen	含炔氫的炔烴	63
Alkynes, with No Acetylenic Hydrogen	不含炔氫的炔烴	64
Conjugated Dienes	共軛二烯	65
Aryl Halides	芳基鹵化物	66
Amines, Aromatic	芳香族胺	68
Nitrate and Nitrite Compounds, Inorganic	無機硝酸鹽與亞硝酸鹽	69
Acetals, ketals, hemiacetals, and hemiketals	縮醛、縮酮、半縮醛和半縮酮	70
Acrylates and Acrylic Acids	丙烯酸酯與丙烯酸	71
Phenolic Salts	酚鹽類	72
Quaternary Ammonium and Phosphonium Salts	季銨鹽與季磷鹽	73
Sulfite and Thiosulfate Salts	亞硫酸鹽與硫代硫酸鹽	74
Oximes	肟類	75
Polymerizable Compounds	可聚合化合物	76
Not Chemically Reactive	無化學反應性	98
Insufficient Information for Classification	資料不足以分類	99
Water and Aqueous Solutions	水與水溶液	100

三、結果討論

下圖 2 所示為本研究測試七種語言模型，針對常見石化產品之官能基判別正確性的整體彙整結果。橫軸為不同的語言模型，縱軸則為研究所篩選的常見石化產品。比較項目包含兩大面向：（一）官能基數量的正確率，以及（二）官能基類別的正確率；同時也觀察模型是否具備完整涵蓋所需官能基的能力。

從結果中可見，各模型在官能基判別表現仍存在顯著落差。多數模型在官能基數量的正確性方面，往往有低估的情形，顯示其對於化學結構的理解尚未能完全準確反映於數量辨識。例如對於含有多重官能基的化合物，部分模型容易僅辨識出主要官能基，而忽略次要或隱含的官能基，導致判定不完整。這種數量上的偏差，若應用於實務中的不相容性分析，將可能低估潛在的危害程度。

在官能基類別的正確性方面，雖然部分模型能夠捕捉到主要類別，但整體正確率依然不足。有些模型出現將不同官能基混淆的情況，例如將烯類誤判為芳香族，或將酯類誤判為醇類，反映出語言模型在化學知識的邏輯推理與結構判讀上仍具侷限。由於不相容性分析仰賴正確的官能基分類，此類誤判將直接導致風險評估過於樂觀，甚至可能錯誤排除潛在危害。

更進一步來看，不同語言模型之間的表現差異亦具有指標性意義。部分模型雖然在某些官能基類別的辨識上表現優異，但在其他類別卻出現明顯失準，顯示目前的語言模型並不具備跨類別穩定性的能力。換言之，模型表現並非全面性提升，而是呈現出「片段性準確」的特徵。這種不一致性將使其難以單獨作為風險管理工具，而需透過人工審查或其他演算法輔助，才能彌補其不足。

本研究的實驗結果揭示一個關鍵發現：雖然大型語言模型在自然語言處理與知識推理上展現高度潛力，但在應用至化學品官能基判定時，仍存在結構理解不足、判斷不一致、以及知識庫覆蓋範圍有限等挑戰。若直接將其應用於化學品不相容性分析，將可能導致過度樂觀的風險判讀，甚至產生潛在的安全漏洞。此結果凸顯出大型語言模型在專業領域應用時，必須透過標準化資料庫、專業知識補強、以及多重驗證機制，方能具備實務價值。

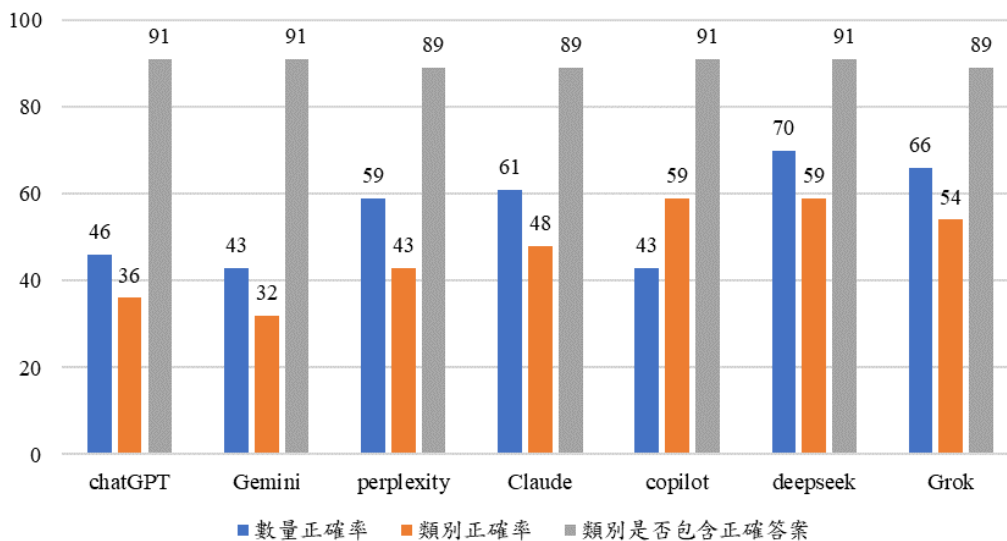


圖 2、比較不同 LLM 準確度

四、結論

本研究以常見的 68 種石化產品作為研究基礎，並結合 CRW (Chemical Reactivity Worksheet) 資料庫所內建的官能基清單，系統性地測試七種大型語言模型在官能基辨識上的正確性。研究結果顯示，雖然語言模型展現出一定的推理與歸納能力，但在官能基數量判斷與官能基類別辨識上的效能仍有限，且不同模型之間的表現差異亦相當顯著。

此結果揭示了：若單純依賴 LLM 進行化學品官能基判定，將可能導致風險評估過於樂觀，進而影響化學品不相容性分析的準確性與完整性。尤其在安全敏感的石化產業中，若錯誤低估潛在的官能基或誤分類，將使危害辨識不足，增加風險外洩或事故發生的可能。

然而，本研究的價值並不僅在於指出語言模型的不足，更在於提出一個驗證性測試框架。透過結合既有的 CRW 官能基資料庫與標準化的測試準則，本研究建立了一套可重現、可比較的檢核方法，為未來語言模型導入化學安全管理領域提供了一個可參照的基準。此框架不僅能用於模型性能評估，也可作為日後開發「專業知識強化模型」或「結合化學資料庫的混合式系統」的基礎。

語言模型仍具備廣泛應用潛力，但必須搭配專業資料庫、領域知識圖譜、以及人工審查機制，才能在化學品不相容性判定與製程安全資訊管理中發揮最大價值。本研究的成果，正好凸顯了此一需求，也為後續的研究方向提供了明確的路徑：如何透過知識補強與多模型協同，提高官能基判定的完整性與準確性，進而使智慧化工具真正成為風險管理的可靠助力。

參考文獻

Gorman, D., Farr, J., Bellair, R., Freeman, W., Frurip, D., Hielscher, A., ... & Viveros, D. (2014). Enhanced NOAA chemical reactivity worksheet for determining chemical compatibility. *Process Safety Progress*, 33(1), 4-18.

延伸閱讀

經濟部產業發展署 (2024a)。石化化學既設工廠智慧安全技術指引。

經濟部產業發展署 (2024b)。石化化學新設工廠智慧安全設置指引。

頭暈站不穩，竟然是骨質疏鬆惹的禍？——揭開骨骼健康與平衡感之間的驚人連結

Dizziness and Postural Instability: Revealing the Unexpected Association Between Osteoporosis and Balance Function

洪暉傑醫師

義大醫療財團法人義大醫院家醫科主治醫師/預防醫學科主任

聯絡作者：sydebate921@gmail.com

引言：從王太太的煩惱說起

在門診中，總有許多像王太太一樣的患者。王太太是一位六十多歲的退休老師，身體向來硬朗。但這半年來，她總是被一種突如其來的暈眩所困擾。「醫師，我也不曉得怎麼了，」她皺著眉頭說：「有時候早上才剛從床上坐起來，突然間天花板、牆壁就開始旋轉，我得死命抓著床頭櫃，那種天旋地轉的感覺才慢慢停下來。走路也總覺得腳底下輕飄飄的，好像踩在棉花上，深怕一不小心就摔倒了。」

這種惱人的頭暈和不穩感，是許多中高齡朋友，特別是女性朋友生活中揮之不去的夢魘。過去，當我們談到頭暈，病患直覺反應總是：「是不是內耳不平衡？」或是「腦部出了什麼問題？」而提到骨質疏鬆，我們想到的則是：「骨頭變脆了，要小心骨折。」這兩者，彷彿是兩條永不交集的平行線。

然而，在門診中，看過不少像王太太這樣的案例。長年的臨床觀察與多項最新的科學研究，正逐漸揭開一個令人震驚的事實：那看似只會影響骨骼的「骨質疏鬆」，很可能就是導致您天旋地轉的幕後黑手之一。這篇文章，將為您抽絲剝繭，深入淺出地探討骨質疏鬆與頭暈、平衡失調之間的驚人連結。這趟醫學偵探之旅，將徹底改變您對這兩種疾病的看法。

一、天旋地轉，是誰在作怪？——揭開頭暈的神祕面紗

在我們揪出幕後黑手之前，得先了解一下案發現場。很多人會把各種「暈」的感覺混為一談，但在醫學上，它們其實是不同的「案情」。

1.1 「眩暈」還是「平衡不穩」？

- **眩暈 (Vertigo)**：這是一種「天旋地轉」的幻覺。您會明確感覺到自己或周遭的環境在旋轉、移動，就像王太太早晨起床時的感受。

- **平衡不穩 (Postural Instability)**：這主要是一種走路不穩、腳步虛浮、容易跌倒的感覺，但通常沒有旋轉感。

釐清這兩者的區別至關重要，因為它們可能指向不同的病因。

1.2 認識最常見的眩暈元兇：耳石脫落症

在所有引起天旋地轉的眩暈原因中，最常見的莫過於「良性陣發性姿勢性眩暈」(Benign Paroxysmal Positional Vertigo)，我們通常簡稱它為耳石脫落症，或更形象地稱之為「耳石脫落症」。它的典型特徵，正如其名，是由頭部姿勢改變(例如躺下、起床、轉頭)所引發的短暫、反覆的眩暈發作。

要理解耳石脫落症，我們可以想像一個生動的比喻：「內耳深處的平衡小石頭，跑錯了地方」。在我們內耳深處，有個如同陀螺儀的精密器官，負責感知身體的重力與旋轉。這個器官裡，有許多被稱為「耳石 (otoliths)」的微小結晶體。正常情況下，它們安分地待在指定的位置，感知地心引力。但因為某些原因(例如老化或代謝問題)，這些小石頭脫落了，還不巧地滾進了隔壁負責感知「旋轉」的半規管裡。這麼一來，當我們改變頭部姿勢時，這些迷路的耳石就會在半規管的淋巴液中滾動，像是在池塘裡投入一顆石頭，製造出錯誤的平衡訊號，讓大腦誤以為我們正在天旋地轉。

而串連起整個故事的關鍵線索，就在於這些「小石頭」的成分。科學研究明確指出，耳石的主要成分是「碳酸鈣」。請您務必記住「鈣」這個關鍵詞，它正是串起內耳平衡與骨骼健康的關鍵橋樑。

二、沉默的殺手：您所不知道的骨質疏鬆

現在，讓我們將目光轉向故事的另一位主角——骨質疏鬆。

2.1 不只是骨頭變脆而已

根據醫學定義，骨質疏鬆症是一種全身性的骨骼疾病。它的特徵是骨量減少，骨骼的微細結構遭到破壞，導致骨頭變得像疏鬆的浮木一樣脆弱，大大增加了骨折的風險。

它之所以被稱為「沉默的殺手」，是因為在發生骨折之前，患者通常沒有任何明顯症狀。我們的骨骼就像建築物的鋼筋水泥，骨質疏鬆則像是鋼筋被腐蝕、水泥中出現了大量孔洞，雖然外觀看不出來，但結構的穩定性已岌岌可危。許多人都是在一次輕微的跌倒，甚至只是彎腰搬個東西，就發生了嚴重的骨折，這才驚覺自己早已被這位沉默的殺手盯上。

2.2 骨鬆有多普遍？一個您不能忽視的真相

骨質疏鬆的盛行率，遠比我們想像的要高。一項根據《韓國國民健康營養調查》數據進行的大型研究顯示，在 50 歲及以上的成年人中，女性的骨質疏鬆盛行率竟高達 35.5%，而男性也有 7.5%。在台灣，50 歲以上男性每四人就有一人有骨質疏鬆，而女性每三人就有一人有骨質疏鬆。臨床上，我們診斷骨質疏鬆的黃金標準，是透過「X 光式骨密度 (Dual-energy X-ray absorptiometry, DXA)」儀器來測量。

三、驚人的連結：當骨骼的疏鬆撼動了內耳的平衡

好了，偵探故事的兩位主角都已登場。過去，醫學界多半認為骨質疏鬆和頭暈，只是兩個恰好都好發於老年人的獨立問題。但現在，越來越多的科學鐵證，將它們緊緊地綁在了一起。

3.1 共同的生理基礎：「鈣」的代謝失衡

科學家們提出的核心假說非常直觀：骨骼的健康和內耳耳石的穩定，都與我們體內的「鈣代謝」息息相關。當身體的鈣代謝出了問題，一方面會導致骨

骼中的鈣質大量流失，造成骨質疏鬆；另一方面，這也可能影響到由碳酸鈣構成的耳石，使其結構變得不穩定、更容易碎裂脫落，進而引發耳石脫落症（BPPV）。簡單來說，骨骼這座「鈣的銀行」出了問題，內耳這個需要「鈣」來維持穩定的精密儀器，自然也跟著遭殃。

3.2 證據一：大型全國性研究發現的驚人風險

光有理論還不夠，我們需要真實世界的大數據來佐證。近年來，多項大規模的觀察性研究，為上述假說提供了強而有力的支持。

- Byun 團隊的韓國全國性世代研究：這項研究規模極大，追蹤了超過 17 萬名骨鬆患者與 17 萬名健康對照者。結果發現：

- ✓ 與骨骼健康的人相比，骨質疏鬆患者首次發生耳石脫落症的風險，高出了 1.75 倍。
- ✓ 對於已經得過耳石脫落症的患者，骨質疏鬆會讓耳石脫落症的復發風險增加 1.15 倍。

- Park 與 Kim 的韓國全國性研究：這項研究的角度更廣，它著眼於整體的「前庭功能障礙」（也就是平衡功能障礙）。結果同樣驚人：

- ✓ 與骨密度正常者相比，骨質疏鬆症患者出現前庭功能障礙的風險，高出 2.47 倍。
- ✓ 更值得注意的是，即使只是骨質流失初期的「骨質減少（Osteopenia）」，其風險也高出了 2.21 倍。

這兩項研究的份量之所以如此重，是因為它們都是全國性的大型研究，從不同角度切入，卻得出了一致的結論：骨質疏鬆與平衡問題之間，存在著強烈的關聯性。這大大降低了結果純屬巧合的可能性。

3.3 證據二：從「相關」到「因果」的深入探討

觀察性研究告訴我們兩件事「常常一起發生」，但下一個更關鍵的問題是：究竟是骨質疏鬆「導致」了平衡問題，還是兩者只是剛好都喜歡找上年長者？

為了回答這個「雞生蛋，還是蛋生雞」的難題，由 Zhu 領導的科學家團隊，採用了一種非常先進的「孟德爾隨機化 (Mendelian Randomization)」研究方法。我們可以把它理解成一個「利用基因進行的自然實驗」。因為我們的基因是與生俱來的，不受後天的飲食、運動等生活習慣影響，所以透過分析基因，科學家能更純粹地推斷兩者之間的因果方向，排除許多傳統研究難以避免的干擾因素。

這項使用孟德爾隨機化的重量級研究，得出了極具說服力的結論：

- 強力的因果連結：研究結果指出，較低的股骨頸和腰椎骨密度（也就是骨質疏鬆的指標），與姿勢不穩的風險增加之間，存在著強烈的因果連結。
- 排除反向因果：研究同時也發現，姿勢不穩並不會反過來導致骨密度下降。

總結來說，這項研究為「骨質疏鬆是導致平衡問題的原因之一」這個論點，提供了強力的證據之一。從「相關性」邁向「因果關係」的探討，這是醫學上非常重要的一大步。

四、為何耳石歸位了，頭還是暈？元兇可能還是骨鬆

許多耳石脫落症患者還有一個共同的困擾：「醫師，您上次幫我做了耳石復位術，天旋地轉的感覺確實好了。但為什麼我總還是覺得頭重腳輕，有種說不上來的暈眩感？」

4.1 惱人的「殘餘頭暈 (Residual Dizziness)」

這種在耳石脫落症成功治療後，持續存在的非特異性、模糊的頭暈或不穩感，在醫學上被稱為「殘餘頭暈」。根據文獻統計，大約有 31% 至 61% 的耳石脫落症患者會經歷這種惱人的後遺症。

4.2 研究揭示：骨質流失是殘餘頭暈的關鍵推手

過去我們對殘餘頭暈的原因了解有限，但首爾中央大學醫院 Suh 團隊的

一項研究，精準地找到了骨骼健康與殘餘頭暈的關聯，其結果令人震驚。經過精密的統計分析後，研究明確指出：患有骨質減少（Osteopenia）的耳石脫落症患者，在治療成功後出現殘餘頭暈的機率，竟然是骨密度正常者的 9.9 倍！

這個接近十倍的懸殊差異強烈暗示，骨質疏鬆或骨質減少的影響，可能比我們想像的更深遠。它不僅讓耳石變得脆弱、容易脫落，還可能全面性地損害了內耳前庭系統的健康與自我修復能力，導致暈眩感在主要症狀消失後，依然陰魂不散。

五、給您的三大實用建議：主動出擊，鞏固您的骨骼與平衡

綜合以上所有的科學證據，我們可以將這些複雜的研究，轉化為您能立刻採取的具體行動。

建議一：如果您已被診斷有骨質疏鬆

您需要清楚了解，自己發生頭暈、耳石脫落症和跌倒的風險，確實比一般人更高。在因為頭暈問題就診時，請務必主動告知醫師您的骨鬆病史。更重要的是，必須將「預防跌倒」視為生活中的第一要務。試想，「頭暈不穩」加上「骨骼脆弱」，這是一個多麼危險的組合！積極治療骨鬆，不僅是為了骨骼，也能為平衡幫上一個忙。

建議二：如果您經常感到頭暈或反覆發生

特別是如果您是停經後的婦女或年長者，除了看耳鼻喉科或神經科之外，也應該主動與您的家庭醫師或骨科醫師討論關於「骨密度檢測」的必要性。這或許能幫助您找出頭暈背後那個意想不到的原因之一。

建議三：積極管理骨骼健康，就是投資您的平衡感

過去，我們補充鈣質、維他命 D，做負重運動，是為了預防骨折。現在，這些研究告訴我們，這麼做還有一個額外的好處：維持良好的平衡功能。一個健康的骨骼系統，意味著體內鈣代謝的穩定，這也為您的內耳平衡系統提供了穩固的基礎。積極治療骨質疏鬆，可能在強健骨骼的同時，也可能為您的世界帶來不再天旋地轉的穩定。

六、結論：重新認識骨骼的全身性重要性

頭暈與骨質疏鬆，這兩個看似毫不相干的健康問題，如今已被科學證據連結在一起，儘管這些大型研究主要針對韓國族群，其揭示的生理機制對於同為亞洲人的我們，仍具有很高的參考價值。這個連結，更從單純的「相關性」，被一些研究發現可能為「因果關係」。總結來說，現有的科學證據清楚地告訴我們：骨質疏鬆會顯著增加首次發生耳石脫落症、耳石脫落症復發、廣泛性平衡功能障礙，以及耳石脫落症治療後殘餘頭暈的風險。

從今天起，請將您的骨骼健康，視為維持整體生活品質、預防跌倒、遠離暈眩的一環。積極地透過均衡飲食、規律運動和必要的醫療協助來預防和治療骨質疏鬆，這不僅能讓您的步伐更穩健，也可能讓您的世界，從此不再天旋地轉。

參考文獻

- Byun, H., Chung, J. H., Lee, S. H., Park, C. W., Kim, E. M., & Kim, I. (2019). Increased risk of benign paroxysmal positional vertigo in osteoporosis: a nationwide population-based cohort study. *Scientific reports*, 9(1), 3469.
- Park, R. J., & Kim, Y. H. (2016). Association between osteoporosis/osteopenia and vestibular dysfunction in South Korean adults. *Ear and hearing*, 37(5), 615–619.
- Suh, K. D., Oh, S. R., Chae, H., Lee, S. Y., Chang, M., & Mun, S. K. (2020). Can Osteopenia Induce Residual Dizziness After Treatment of Benign Paroxysmal Positional Vertigo?. *Otology & neurotology*, 41(5), e603–e606.
- Zhu, K., An, Z., Li, Y., Zhang, Q., Zhang, F., Zhao, R., Yu, H., & Yao, Q. (2025). A causal association between osteoporosis and postural instability: a Mendelian randomization study. *Scientific reports*, 15(1), 10234.

版權聲明：本篇文章授權中華環安衛科技協會於會刊中刊登，然版權仍歸作者洪暉傑本人所有，不同意對文章內容進行刪改、變更與重製。

職場噪音不只傷耳？——從失智症最新風險因子，重塑聽力保護的價值

More Than Hearing Damage: Workplace Noise as a Modifiable Risk Factor for Dementia

陳昱彰醫師¹

義大醫院家庭暨社區醫學部主治醫師/減重中心與職業醫學訓練醫師

聯絡作者：cyc@edfm.org

摘要

職業性聽力損失長期是環安衛管理的重點，但其健康影響不止於「聽得見與否」。2024 年《Lancet》委員會更新以生命歷程觀點指出：中年期（midlife, 18 - 65 歲）的「聽力受損」與「高低密度脂蛋白（Low-Density Lipoprotein, LDL）膽固醇」是最關鍵的可修正因子之一，兩者的加權族群可歸因比例（PAF）各自約 7%（Livingston et al., 2024）。此外，整合分析顯示：聽力每惡化 10 dB，未來失智風險約增加 16%（Niruban et al., 2024）；而在較高失智風險長者的亞群，助聽器合併完整聽照可在 3 年內讓認知衰退速度減半（約 48%）（Lin FR et al., 2023）。這些證據把傳統的聽力保護計畫（HCP）從「法規遵循」提升為「保護長期腦健康、預防失智」的主動健康投資。

【關鍵字】 職場噪音、聽力損失、失智症、風險因子、認知功能、聽力保護計畫

¹ 作者簡介：專長慢性病管理、運動醫學、肥胖醫學與行為科學；曾於國立臺灣大學公共衛生學院進修，現為義守大學化學工程學系博士生。

一、失智症為何是環安衛的新課題

失智症是導致功能喪失與社會照護負擔的重大挑戰。過去多被歸於老年醫學範疇，而 2024 年《Lancet》把預防戰線明確拉回中年期（midlife, 18–65 歲）：14 項可修正因子若妥善管理，理論上可預防或延緩約 45% 的失智案例（Livingston et al., 2024）。在這個關鍵年齡層，聽力受損與高 LDL 被列為首要目標（各自 PAF ≈ 7%）。對職場而言，噪音暴露控制與血脂管理，等於觸及失智症的一級預防。

二、聽力保護的法規基礎與管理框架

在探討聽力保護的健康價值之前，必須先回歸其法律基礎。我國《職業安全衛生法》及其相關設施規則，已為聽力保護奠定明確的管理框架，是環安衛專業人員執行相關業務的核心依據。

其中，《職業安全衛生設施規則》第 300 條明確規定，雇主對於噪音超過八十五分貝（dBA）之工作場所，應採取工程控制或行政管理來降低噪音。若前述措施無法將噪音降低至標準以下時，則應建立並執行聽力保護計畫。此計畫為一項系統性的工程，至少應包含以下幾個關鍵要素：噪音暴露評估、聽力防護具的選用與佩戴、聽力檢查、教育訓練及成效評估等（勞動部）。

這條法規不僅設定了 85 分貝此一關鍵的「行動水平」（Action Level），更賦予了雇主執行完整聽力保護計畫的責任。換言之，法規提供了執行層面的「最低要求」，而本文後續所引述的失智症風險證據，則為這項法規遵循工作賦予了「更高層次的健康價值」。環安衛人員可藉此將被動的法規遵循，轉化為主動的員工健康促進策略。

三、從聽力下降到認知衰退：機制與數字

三條互補路徑說明「聽損→腦健康」的連結：

- **認知負荷**：長期「聽得吃力」會擠占記憶與注意力資源。
- **聽覺剝奪**：訊息輸入不足與聽覺皮質萎縮、網路連結改變相關。

- **社會孤立**：溝通困難帶來退縮，而社會孤立本身即為失智風險因子。

量化證據：前瞻資料整合顯示，每惡化 10 dB 的聽力，失智風險約+16%（劑量反應關係成立）（Niruban et al., 2024）。換句話說，每一次正確配戴耳塞、每降低一點暴露，都是替未來的認知功能存一筆利息。

四、中年期的 LDL 與聽力：並列首要

高 LDL 透過神經發炎、腦血管傷害與蛋白沉積等路徑與失智相關。2024 年更新將兩者一起放在中年期首要管理位置，各自 PAF 約 7%。政策與現場溝通上，建議以「雙槓桿、各自重要」來陳述（Livingston et al., 2024）。

五、可逆訊號：助聽器不是等到很嚴重才用

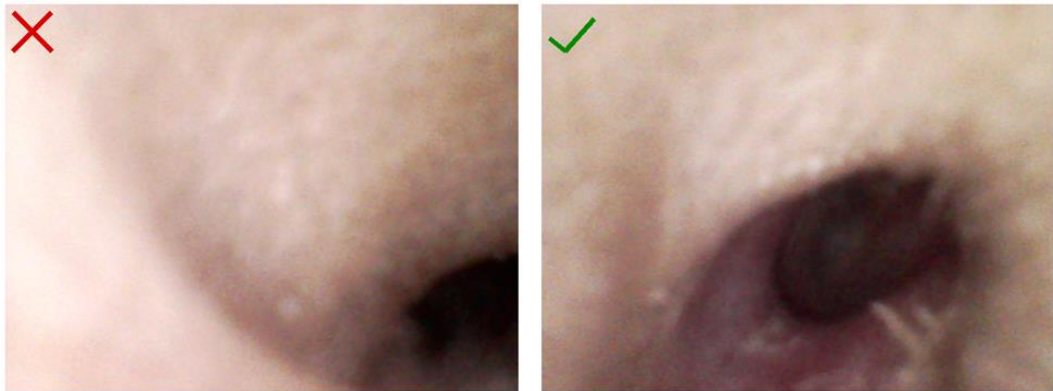
ACHIEVERCT 在 70–84 歲未治療聽損者中比較「聽覺介入（助聽器+聽照）」與「健康教育」。整體樣本差異不顯著，但在較高失智風險的亞群中，3 年內認知衰退速度約減半（≈48%）（Lin FR et al., 2023）。結論很務實：**受益最大的是較高風險者，且愈早介入愈好**。職場衛教可據此傳達：若已有聽損，除了持續個人防護，更應盡早就醫評估助聽器。

六、現場切入點：正確耳塞配戴＝技術×體感回饋

6.1 技術核心：Roll - Pull - Hold（搓細—上拉—按住）

NIOSH 標準口訣強調第二步「上拉耳廓」：拉直彎曲的耳道軸線，耳塞才能深入且密合（NIOSH., 2003）。

- **Roll 搓細**：將泡棉耳塞搓成無摺痕細條。
- **Pull 上拉**：以對側手繞過頭頂，將耳廓向上、向後拉直耳道。
- **Hold 按住**：置入後扶住 20 - 30 秒至完全膨脹定型。



左圖（未上拉）耳道彎曲，耳塞多停在外段、密合不足；右圖（正確上拉）耳道軸線拉直，耳塞得以深入定位、提升防護。

6.2 為何「當下就好受」很重要

WHO 認定環境噪音會造成煩躁（annoyance）與睡眠干擾等健康影響；降低暴露可減少這些負面感受（WHO., 2018）。在職場操作上，單耳先戴 10 秒、站在吵點旁，讓員工立刻體感「比較不吵、比較不煩」，這種即時、可身體感受到的回饋，比海報更能把行為變成習慣。

七、行動方案（給環安衛專業人員）

- **重新定義 HCP 的價值：**內部簡報除法規遵循與聽損預防外，新增「失智風險預防」與「認知健康促進」的價值主張。
- **實施「體感式」訓練：**拋開單向講授；在噪音源旁安排單耳體感＋鏡前自檢。
- **健康管理串聯：**把年度聽力檢查與健康檢查 LDL 數據在團隊層級做雙軌追蹤，對員工傳達「守住聽力＋壓住 LDL」是中年期最划算的兩大槓桿（Livingston et al., 2024）。

八、已有聽損者的後續管理

- **現場防護：**依規範持續耳塞／耳罩，避免暴露惡化。
- **醫療轉介：**安排正式聽力評估；依程度與需求討論助聽器與聽覺復健。

就較高風險長者而言，助聽器 3 年內可顯著放慢認知衰退（Lin FR et al., 2023）。

- 代謝共管： 同步把 LDL 控在目標範圍（Livingston et al., 2024）。

九、結論：把聽力保護，變成認知資本的長期投資

從環安衛視角出發，聽力保護不僅是法規要求，更是企業的人才策略與員工的認知資本。中年期的聽力與 LDL 管理，是現在就能啟動、且具實證的雙槓桿。進入噪音區前 30 秒戴好耳塞（Roll - Pull - Hold），搭配及早評估與必要時助聽器，同時把 LDL 壓在建議範圍。今天的每一次正確防護，都是為十年後的大腦與企業的永續競爭力奠定基礎。

參考文獻

Livingston, G., J. Huntley & K-Y. Liu (2024). Dementia prevention, intervention, and care: 2024 report of the Lancet standing Commission. *The Lancet*.

Niruban, S.J., et al. (2024). Adult-onset hearing loss and incident cognitive impairment and dementia – Systematic review and meta-analysis. *Archives of Gerontology and Geriatrics*.

Lin FR, et al. (2023). Hearing intervention versus health education control to reduce cognitive decline in older adults with hearing loss: the ACHIEVE randomized controlled trial. *The Lancet*.

NIOSH. (2003). How to Wear Soft Foam Earplugs (Roll-Pull-Hold). Centers for Disease Control and Prevention.

World Health Organization, WHO. (2018). Environmental Noise Guidelines for the European Region.

勞動部。職業安全衛生設施規則。

中華環安衛科技協會 第十五屆第二次理監事聯席會 會議紀錄

- 一、時 間：中華民國 114 年 06 月 20 日(星期五) 18:00
- 二、地 點：八卦漁村餐廳 (804 高雄市鼓山區南屏路 869 號)
- 三、出席人員姓名
理事：吳裕文、林淵淙、陳俊六、陳信榮、林瑞和、林信一、林宗曾、林登峰、陳俊銘、黃建誠、施瑞卿、王振華、方煥銘、李明祥、徐明才、許逸群、
監事：孫榮宏、王茂松、康敏捷、郭俊賢、
- 四、缺席人員姓名：(無)
- 五、請假人員姓名
理事：葉雅強、黃靖修、黃建元、江文彬、劉惠民、陳奇男、陳俊宇、陳俊能
監事：董正欽、連興隆、孫武正
- 六、列席人員：無
- 七、主席：吳忠理事長
紀錄：黃佩薰
- 八、主席致詞：(略)
- 九、報告事項：
(一)本會於 114 年 6 月發行第 57 期會刊，預計 12 月會發行第 58 期會刊。
(二)第 57 期會刊收錄文章共 6 篇，其中環境類 2 篇、安全類 2 篇、健康類 2 篇。
(三)為確保會務順利推展，本會已自 114 年 5 月起陸續聯繫會員辦理 114 年度常年會費繳納事宜，敬請各位會員於 114 年 11 月 30 日前完成繳費，俾利後續運作。
- 十、討論提案

提案一

- 案由：審議 114 年度 4 月底前收支決算表。
- 說明：有關 114 年 4 月底前收支決算表，請參閱附件 1。
- 決議：照案通過。

提案二

- 案由：審議 114 年度工作計畫。
- 說明：有關 114 年度工作計畫，請參閱附件 2。
- 決議：照案通過。

提案三

案由：審議 114 年度收支預算表、工作人員待遇表。

說明：有關 114 年收支預算表、工作人員待遇表，請參閱附件 3。

決議：照案通過。

提案四

案由：審查團體會員及團體會員改派會員之資格。

說明：檢附本次團體會員及團體會員改派會員之資料如下，提請 審議。

決議：照案通過。

新進團體會員

類別	編號	團體名稱	會員代表 1	會員代表 2
常年會員	B029	一研企業有限公司	胡建民	董丁榮

團體會員改派會員代表

編號	團體名稱	原派代表	改派代表
A031	台灣中油股份有限公司煉製事業部(大林煉油廠)	廖本源	許信豐

附件1

中華環安衛科技協會
收支決算表
114年1月1日至114年6月15日

單位：元

科目	1~6月實際 結算數	1~12月 預算數	實際與預算 比較	實際結算數說明
本會經費收入				
入會費	6,000			
常年會費	39,000	400,000	361,000	
會員捐款				
補助收入				
政府補助收入				
其他補助收入				
會員服務收入				
專案計畫收入				
業務活動收入				
利息收入		12,000	12,000	銀行存款利息
收入合計	45,000	412,000	373,000	
本會經費支出				
(一)人事費				
兼職人員車馬費				
其他人事費	60,180	120,720	60,540	人力支援(每月\$10,060)
小計	60,180	120,720	60,540	
(二)辦公費				
文具用品				
印刷費		10,000	10,000	會員手冊、通知單影印
出差費				
郵電費	1,288	5,000	3,712	郵資for開會通知、手冊..及匯費
稅捐				
其他辦公費				
小計	1,288	15,000	13,712	
(三)業務費				
會議費		30,000	30,000	演講費、場地租賃
聯誼活動費	107,166	130,000	22,834	辦理活動費
業務推廣費		15,780	15,780	網站虛擬主機
考察觀摩費				
會刊(訊)編印費	28,750	76,000	47,250	會刊編印、稿費
其他業務費				
捐助費				
小計	135,916	251,780	115,864	
支出合計	197,384	387,500	190,116	
提撥基金				
本期餘絀	(152,384)	24,500	182,884	

理事長：

秘書長：

執行秘書：

財務秘書：

中華環安衛科技協會
第十五屆第二次理監事會議
114 年度工作計畫
(114 年 1 月 1 日~114 年 12 月 31 日)

工 作 項 目	主 要 議 題
1、會議 (1)會員大會 (2)理監事、常務理監事會議	A. 114 年度工作報告、決算事宜 B. 114 年度工作計畫審議 C. 114 年度經費預算之審議 D. 討論各項提案 ● 依據章程規定如期召開各項會議，並於每次會議提報會務工作、財務報告與討論各項提案。
2、延攬新會員及審查會員資格	(1) 加強會員服務及失聯會員之聯繫。 (2) 提醒會員繳交常年會費。 (3) 延攬產官學研各界環安衛新血入會。
3、教育推廣 (1)專題演講 (2)產業博覽會 (3)其他	● 邀請專家學者演講。 ● 為提供企業界、學界與學生多方交流，促進學術與企業合作，整合就業資源，以達人盡其才的目標，舉辦相關活動。 ● 如：觀摩活動、國內外參訪等。安排會員參觀相關優良產、研單位，以互相吸收經驗，提昇環安衛工作績效。
4、法規、技術諮詢	(1) 透過本會網站，依空汙、廢水、廢棄物、毒化物、噪音、安全衛生法規、環工技術等，分類建立諮詢管道及資料。 (2) 持續公告國內外與環安衛相關之技術研討會、展覽等訊息至協會網站，供會員參考及運用。 (http://www.cesha.org.tw)
5、會務運作	(1) 會員聯繫及會費催繳。 (2) 發行第 57 及 58 期會刊。 (3) 網站建置維護。

附件3

中華環安衛科技協會
收支預算表
114年度


單位：元

科目	114預算數	113預算數	說明
本會經費收入			
入會費			入會費
常年會費	400,000	400,000	會員繳常年會費
會員捐款			
補助收入			
政府補助收入			
其他補助收入			112年度會刊廣告刊登收入
會員服務收入			
專案計畫收入			
利息收入	12,000	12,000	銀行存款利息
收入合計	412,000	412,000	
本會經費支出			
(一)人事費			
兼職人員車馬費			
其他人事費	120,720	120,720	人力支援(每月\$10,060)
小計	120,720	120,720	
(二)辦公費			
文具用品			
印刷費	10,000	10,000	會員手冊、通知單影印
出差費			
郵電費	5,000	5,000	郵資for開會通知、手冊..及匯費
稅捐			
其他辦公費			
小計	15,000	15,000	
(三)業務費			
會議費	30,000	30,000	演講費、場地租賃
聯誼活動費	130,000	130,000	辦理活動費
業務推廣費	15,780	15,750	網站虛擬主機
考察觀摩費			
會刊(訊)編印費	76,000	76,000	會刊編印、稿費
其他業務費			
捐助費			
小計	251,780	251,750	
支出合計	387,500	387,470	
提撥基金			
本期餘絀	24,500	24,530	

理事長：

秘書長：

執行秘書：

財務秘書：

中華環安衛科技協會
工作人員待遇表

單位：元

職稱	姓名	性別	到職年月日	月支薪餉	其他	說明
執行秘書	黃嫻薰	女	113.12.23	5,000	0	
財務秘書	陳誼喬	女	113.12.23	5,000	0	

理事長：



秘書長：



執行秘書：



財務秘書：





會址：80652高雄市前鎮區一心一路243號4樓之1

4F-1, No.243, Yixin 1st Rd., Qianzhen Dist., Kaohsiung City 80652, Taiwan

通訊地址：807618高雄市三民區建工路415號

No.415, Jiangong Rd., Sanmin Dist., Kaohsiung City 807618, Taiwan

Email: hph@nkust.edu.tw (黃小姐)

TEL：07-3814526轉12205

