

應用機器學習方法搭配慣性感測器與 捏握力數據建構台灣老年人肌少症預測模型

李育奇¹ 鄭雅心²

¹ 國立臺北科技大學 工業工程與管理系 副教授

² 新竹馬偕紀念醫院復健科 技術主任

一.研究背景

隨著高齡化社會的發展，肌少症(Sarcopenia)已成為影響老年人健康與跌倒風險的重要議題，亟需客觀且有效的評估方法。步態分析可反映人體動作與穩定性，而慣性量測單元(IMU)因具備低成本與可穿戴特性，已廣泛應用於步態量測，並可萃取步頻、步長及動態穩定性等特徵。近年來，機器學習方法可有效處理複雜步態資料並建立預測模型，但多數研究仍著重於單一特徵分析，對整體步態資訊之整合仍不足。因此，本研究結合 IMU 步態特徵與機器學習方法，建立預測模型，以提升老年族群功能評估之客觀性與應用價值。

二.研究動機

現有肌少症評估多仰賴單一指標，較難全面反映老年人功能狀態。步態分析雖可提供客觀動作資訊，但多項步態特徵的整合與判別仍具挑戰，且傳統方法對高維複雜資料的處理能力有限。因此，本研究擬結合慣性量測單元(IMU)步態特徵與機器學習方法，建立客觀且具辨識能力之評估模型，以提升老年族群功能評估的準確性與實用性。

三.研究方法

本研究以 27 位健康老年人為對象，流程如圖1，於 6 公尺步行實驗中蒐集 9 顆 IMU(60 Hz)資料，黏貼位置如圖2，並同步收集握力如圖3與 SARC-F 問卷，包含五次坐站及步速測試，如圖4及圖5，利用鞋部角速度閾值法進行步態事件偵測與週期切割，排除非穩態段落，並萃取步態週期時間(Stride time)、步頻(Cadence)、步速(Gait speed) 等特徵。最後採用支援向量機(SVM)、隨機森林(RF)及 XGBoost 建模，並以 Group K Fold 交叉驗證評估分類效能。

四.結果

本研究首先進行步態特徵之描述統計分析，結果顯示受試者之 Stride time 平均約為 1.2 秒，Cadence 約為 119 steps/min，整體步態表現穩定。進一步統計分析發現，多數步態特徵達顯著差異($p < 0.05$)，其中以步頻及部分穩定性指標差異較為明顯，如表1，顯示其具備良好之區辨能力。在機器學習模型方面，本研究比較 SVM、RF 及 XGBoost 之表現，結果顯示 SVM 模型最佳(Accuracy = 0.974，ROC-AUC = 0.992)，RF 次之，而 XGBoost 雖準確率較低，但仍具良好區辨能力。綜合而言，IMU 所萃取之步態特徵具備良好辨識能力，並可透過機器學習模型有效進行分類分析。

表1 顯著特徵值

特徵	p值	Cohen's d	解釋
Cadence	<0.05	0.455	步頻差異明顯
Stride time	<0.05	-0.300	步態節奏差異
Gait speed	0.042	-0.035	步速差異
Single Support Time	<0.05	-0.312	平衡能力差異
Harmonic ratio	<0.05	0.129	穩定性差異
Sample entropy	<0.05	0.335	穩雜度差異
Zero-crossing rate	<0.05	0.450	複雜度差異
Zero-crossing rate	<0.05	0.450	訊號變化差異
(ΔaAP/ΔaML)	<0.05	0.311	動作比例差異
(ΔaAP/ΔaML)	<0.05	0.311	動作比例差異

五.討論

下圖為甘特圖如圖6，逐步完成從研究發想、實驗設計、臨床合作建立，到實驗流程驗證與健康受試者資料收集，顯示整體研究具備良好的規劃性與可行性。透過前期之流程驗證，確保 IMU 與 EMG 量測之穩定性與同步性，進而提升後續資料分析之可靠度。目前研究已進入醫院受試者資料收集階段，顯示研究已由基礎驗證邁向實際應用，具備臨床轉譯之潛力。惟本研究之人體試驗倫理審查(IRB)雖已通過，然核准時程較晚，致使臨床受試者資料收集階段延後，進而影響整體研究進度。然而，資料收集仍可能受限於受試者招募與環境因素，未來仍需持續擴充樣本數，並進行資料分析與結果驗證以進一步提升研究之完整性與應用價值。

研究歷程甘特圖

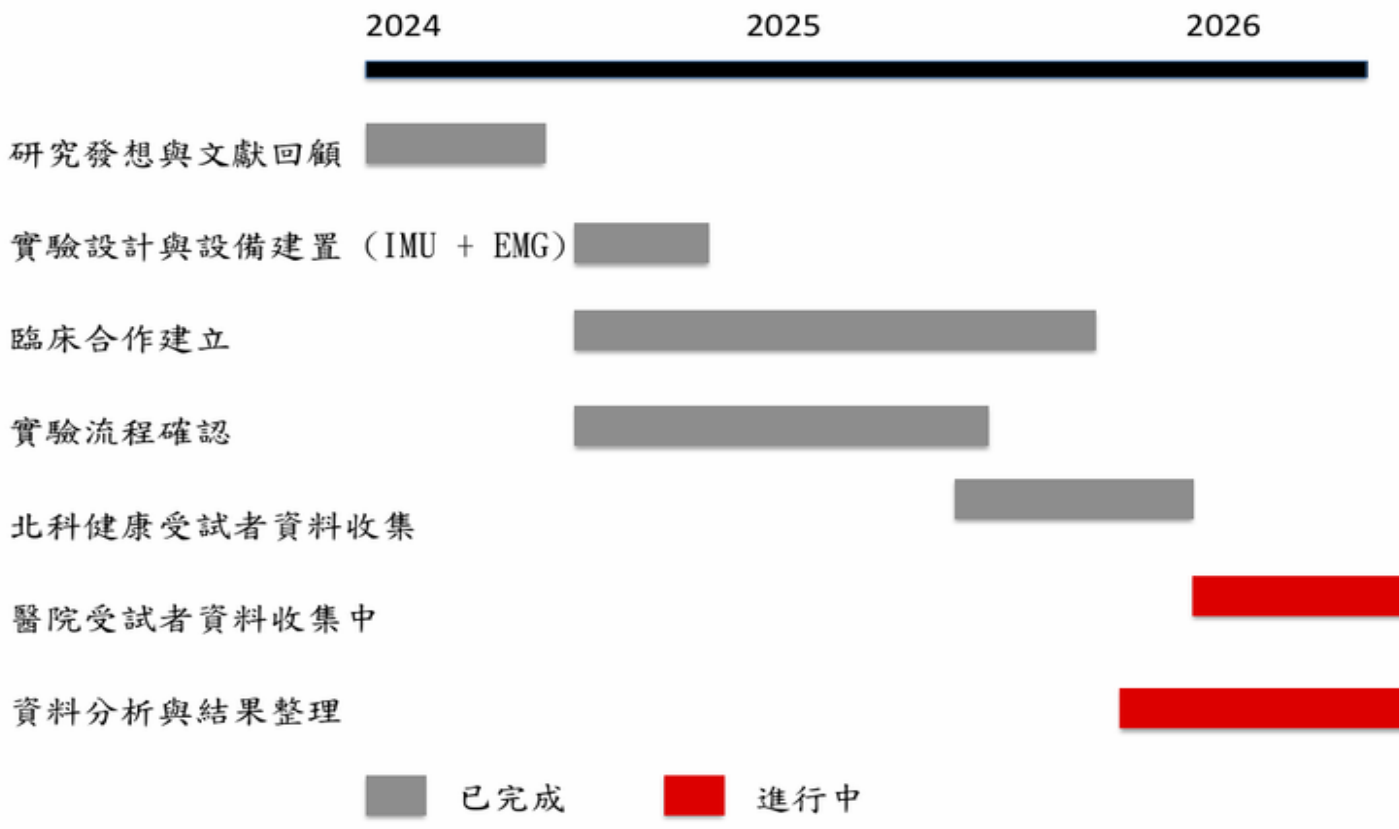


圖6 進度甘特圖

圖1 實驗流程照片

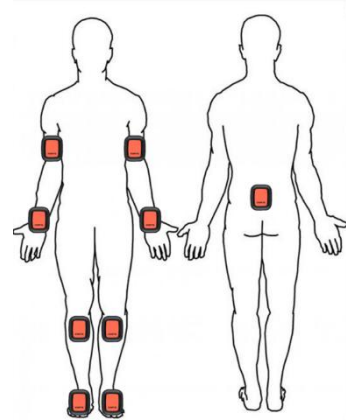


圖2 器材黏貼位置圖

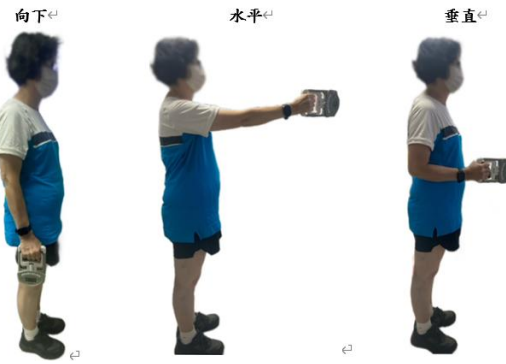


圖3 三種握力測試姿勢



圖4 五次坐站姿勢



圖5 步速測試示意圖