

人工智慧心電圖在心臟衰竭診斷的輔助角色

三軍總醫院 內科部心臟內科 劉威廷 林錦生

一、前言

心臟衰竭隨人口老化與存活率提升，其盛行率持續上升，估計全球約有三千多萬人罹患心衰竭。另外，有相同數量的人群存在未被發現或無症狀的左心室收縮功能不全(left ventricular systolic dysfunction, LVSD)。這些病人若能在臨床症狀發作前就被偵測並給予心衰竭導向藥物治療，可以顯著降低住院、死亡及醫療成本。傳統診斷左心室收縮功能不全主要依賴心臟超音波評估左心室射出分率(Left ventricular ejection fraction, LVEF)，但超音波檢查耗時、依賴專業人力且成本較高，不易在社區或非心臟專科場域廣泛篩檢。血液檢查腦利鈉肽或N端前腦利鈉肽(BNP/NT-proBNP)雖然是有力的生物標記，但受到年齡、腎功能與肥胖等因素影響準確度，且抽血檢查仍具備侵入性及不易廣泛推廣之限制。

相較之下，十二導程心電圖(12-Lead Electrocardiogram; ECG)在各層級醫療院所及健檢中心都已普及且價格低廉。若能利用人工智慧(artificial intelligence, AI)自心電圖中擷取肉眼不易察覺的訊號特徵，用以偵測及預測心臟功能異常，將有機會改變心衰竭早期診斷與風險分層的方式。本篇回顧文章將針對目前人工智慧心電圖在心臟衰竭應用的各種面向，提供最新的臨床觀點及研究成果整理。

二、人工智慧在心電圖的應用

人工智慧是使電腦具備「類人智慧」的技術，其中最常被提及的是機器學習(Machine learning)與深度學習(Deep learning)。機器學

習或深度學習可大致分為監督式、非監督式與半監督式學習：監督式是利用已標記資料訓練模型做分類或預測；非監督式則在未標記資料中自動找出群聚或結構；半監督式則結合兩者優點。目前人工智慧心電圖的建置大多利用數位病歷資料庫中大量標註的檢查結果(如心臟超音波、血液檢查或診斷碼等)進行監督式學習，並藉由外部驗證證實其準確度及可外推性。深度學習模型是以多層人工神經網路為基礎，可自大量原始資料中自動學習複雜特徵。其中，卷積神經網路(convolutional neural network)特別適合處理影像與類似影像結構的訊號，例如十二導程心電圖的時間-空間矩陣：每張心電圖由十二個導程組成，每個導程包含10秒鐘的心電圖訊號，每張心電圖提供上萬個訊號點讓深度模型搜索疾病可能特徵，因此深度學習成為目前人工智慧心電圖模型的主力架構¹⁻³。

在人工智慧心電圖領域，目前已被應用於：

- 偵測心室收縮功能異常、心室肥大、左心房擴大等結構性異常。
- 偵測心律不整、陣發性心房顫動、傳導阻滯等心律異常。
- 推估年齡、性別、電解質異常、貧血甚至死亡風險。

在眾多應用中，利用人工智慧心電圖偵測左心室收縮功能不全或心衰竭事件，是最具臨床轉譯潛力的方向之一。

三、人工智慧輔助診斷心衰竭

近年多個重要研究證實（如表一），人工智慧心電圖可有效偵測左心室收縮功能不全，做為心衰竭特別是收縮功能異常之心衰竭的篩檢工具。Cho等人於韓國兩家醫院進行回溯性研究，使用3萬9千多份心電圖與心臟超音波配對資料訓練深度學習模型，以LVEF < 40% 定義收縮功能異常之心衰竭。內部驗證準確度AUC約0.91，外部驗證高達0.96；即使只用單導程心電圖，準確度仍達0.87–0.93，顯示模型

不僅適用於標準十二導程，也具備延伸到穿戴裝置的潛力⁴。

Attia等人則利用梅約診所大型資料庫，選取近10萬名病人第一組「兩週內心電圖與心臟超音波配對」進行分析，以深度學習模型從心電圖單獨偵測LVEF ≤ 35%。在獨立測試集中，準確度AUC為0.93，敏感度與特異度約皆為86%，陰性預測值接近99%，表示一旦人工智慧心電圖判定為「正常」，幾乎可排除顯著左心室收縮功能不全⁵。這種高陰性預測值，對

表一 人工智慧心電圖模型建立研究比較

心電圖	國家／醫療場域／ 納入人數	研究 設計	模型 架構	目標定義	準確 度	敏感度／特異度／ PPV／NPV	文獻
十二導程 心電圖訊號	美國／門診與住院病人 ／訓練 44,959 人，驗證 52,870 人	回溯性 研究	卷積神 經網路 (CNN)	左心室收縮 功能不全： LVEF ≤ 35%	AUC: 0.93	敏感度 86.3% / 特異度 85.7% / PPV 34% / NPV 98.7%	Attia et al. ⁵
十二導程 心電圖訊號	南韓／門診與住院病人 ／訓練 17,127 人，驗證 7,084 人	回溯性 研究	卷積神 經網路 (CNN)	收縮功能不 全心衰竭： LVEF < 40%	AUC: 0.91– 0.96	敏感度 90.5% / 特異度 75.6% / PPV / NPV-	Cho et al. ⁴
十二導程 心電圖訊號	台灣／門診與住院病人； 訓練 30,531 人，驗證 27,900 人	回溯性 研究	卷積神 經網路 (CNN)	預測連續 LVEF 數值及 LVEF ≤ 35%	AUC: 0.94	敏感度 86.9% / 特異度 89.6% / PPV- / NPV-	Chen et al. ⁷
十二導程 心電圖訊號 或圖片	台灣／門診與住院病人 ／訓練 133,225 人，內部 驗證 57,134 人，外部驗 證 91,425 人	回溯性 研究	卷積神 經網路 (CNN)	左心室收縮 功能不全： LVEF < 40%	AUC: 0.95	敏感度 91.0%；特異度 86.0%；PPV 22.0% / NPV 99.5%	Huang et al. ⁸
十二導程 心電圖圖片	美國、巴西／門診與住 院病人，社區民眾／訓 練＋驗證共 116,210 人	回溯及 前瞻性 驗證	卷積神 經網路 (CNN)	左心室收縮 功能不全： LVEF < 40%	AUC: 0.90– 0.95	敏感度 89.0% / 特異度 77.0% / PPV 26.0% / NPV 99.0%	Sangha et al. ⁶
十二導程 心電圖訊號	美國／門診與住院病人 ／訓練 98,736 人，驗證 120,726 人	回溯性 研究	卷積神 經網路 (CNN)	心臟超音波 定義之左心 室充填壓或 舒張異常	AUC: 0.91	敏感度 83.2% / 特異度 82.9% / PPV 58.0% / NPV 94.5%	Lee et al. ⁹

一般門診或健檢環境極具實務意義，可協助醫師快速篩出真正需要安排心臟超音波的少數病人。

Sangha等人進一步把人工智慧心電圖從「訊號」推廣到「心電圖影像」。他們使用超過38萬份心電圖訊號轉成不同版面格式的心電圖圖檔，再配對心臟超音波結果（LVEF < 40%），訓練一個可直接讀取「心電圖圖片」的卷積神經網路。內部與多家美國醫院及巴西前瞻性世代的外部驗證中，準確度AUC約0.90–0.95，且不受不同機型、版面影響⁶。研究中更利用可視化模型顯示人工智慧模型主要關注V2、V3等前壁導程，與我們對左心室解剖位置的認知相符，有助提升醫師對人工智慧心電圖判讀結果的信任。這種「讀影像不讀原始波形」的作法，意味著未來即使是掃描紙本ECG或上傳手機拍攝圖檔，也可進行左心室收縮功能不全篩檢，降低實作門檻。

在台灣，本土團隊也提出兩項關鍵研究。三軍總醫院團隊建立ECG12Net深度學習模型，以5萬7千多組心電圖及心臟超音波配對資料訓練，直接預測連續的「心電圖-LVEF」，再以LVEF≤35%作為低LVEF門檻。其模型準確度AUC在驗證資料中約0.95，敏感度約87%、特異度約90%，心電圖-LVEF與超音波-LVEF的相關係數約0.60，平均誤差約7.4個百分點⁷。重要的是，心電圖-LVEF能在時間軸上跟隨超音波-LVEF的變化，顯示它不只是「一次性篩檢」，還能反映心室功能的動態變化。

長庚醫院團隊則利用長庚體系龐大資料庫，納入19萬餘名有心電圖及心臟超音波配對的病人訓練深度神經網路，用LVEF < 40%定義左心室收縮功能不全，測試集準確度AUC約0.95，敏感度91%、特異度86%。主要結果與額外資料集中表現相近，並於三總患者進行外部驗證，證實模型可跨醫院應用⁸。

綜合上述研究可見：

1. **診斷效能高、陰性預測值佳：**多數模型在偵測LVEF < 35–40%時，準確度AUC介於0.91–0.96，陰性預測值接近99%，相當適合做為「先排除明顯正常」的工具。
2. **多種操作形式：**從原始訊號、心電圖圖像到連續LVEF值預測，皆已被證實可行，並可延伸至單導程與穿戴裝置。
3. **國際與本土證據並存：**西方醫院大型資料庫與台灣本土醫院資料皆顯示，人工智慧心電圖對左心室收縮功能不全有良好辨識度，增加了在台灣實際應用的說服力。

對使用醫師而言，可以把人工智慧心電圖視為一種「會自動幫你看出LVEF可能偏低的心電圖」，在門診、健檢、急診或非心臟專科病房快速提示哪些病人值得安排超音波與進一步心衰竭評估，並有效減少病患等待心臟超音波的時間壓力。

四、預測未來心衰竭事件

人工智慧心電圖的價值不只在於「當下診斷」，更重要的是對「未來心衰竭與心血管事件」的預測能力。Attia等人追蹤最初LVEF

>35%的病人，發現雖然當時LVEF正常，但若人工智慧心電圖結果為陽性，其未來發展為LVEF≤35%的風險約為陰性者的4倍，顯示所謂的「偽陽性」其實是尚未在心臟超音波顯現的亞臨床異常⁵。

三總的研究也顯示，起始心電圖-LVEF≤35%者，未來心血管併發症、LVEF惡化與LVEF恢復延遲的風險都明顯高於心電圖-LVEF正常者，而且在多變項調整後，心電圖-LVEF對主要心血管不良事件仍具有獨立預測力，部分終點甚至優於單純使用心臟超音波檢測出的LVEF⁷。長庚的研究則發現，在多次心臟超音波追蹤的病人中，若基線心臟超音波仍正常，但人工智慧心電圖顯示左心室收縮功能不全，未來發生左心室收縮功能不全的風險提高約8倍，同時與全因死亡與心血管死亡也有顯著相關⁸。Sangha的心電圖影像模型亦證實，在初次心臟超音波LVEF≥40%者中，人工智慧心電圖若呈陽性，未來發生LVEF<40%的風險約增加3–4倍⁶。這些結果共同傳達一個訊息：人工智慧心電圖檢查陽性並不只是單一時間點的診斷結果，而是一種「長期心衰竭風險訊號」。

因此，在臨床實務上，若病人目前心臟超音波尚未顯示明顯左心室收縮功能異常，但已被人工智慧心電圖提示為高風險，醫師可考慮更密集追蹤血壓、血脂、血糖，考慮調整心臟保護藥物與生活型態，並安排適當頻率的心臟超音波檢查追蹤。人工智慧心電圖在此扮演的不是取代超音波，而是提前「亮黃燈」，提醒

醫師這位病人較可能走向心衰竭，需要更主動的預防策略。

五、人工智慧心電圖偵測左心室舒張功能異常

左心室舒張功能異常與左心室填充壓上升是心室收縮功能保留型心衰竭(Heart failure with preserved ejection fraction, HFpEF)與心肌病變疾病的關鍵病理基礎，但傳統以超音波評估需仰賴技術嫻熟的檢查與判讀，且約兩成病人即便經心臟超音波評估後結果仍為「無法分類」。Lee等人以近27萬名病人、在14天內完成心電圖與超音波評估舒張功能的大型資料庫，建立人工智慧模型偵測舒張功能與左心室填充壓，偵測左心室填充壓升高的準確度AUC約0.911，分級辨識舒張功能異常grade≥1、≥2、3的AUC亦達0.847、0.911、0.943，陰性預測值約94.5%，代表AI-ECG顯示正常時相當有利於排除明顯舒張壓升高⁹。更重要的是，在超音波無法判讀舒張功能的5萬多名病人中，人工智慧心電圖仍能區分出不同風險族群，且其對全因死亡的預測力與超音波相近；且當人工智慧心電圖判為填充壓升高時，死亡風險比正常者約增加1.3–1.7倍。

人工智慧心電圖可視為一種快速、低成本且可大規模部署的「舒張功能與填充壓風險指標」。在門診、急診或資源有限場域中，協助早期懷疑HFpEF、釐清不明原因呼吸困難是否可能為心源性，然而，最終診斷仍須與臨床評估與影像結果綜合判斷，不宜單獨作為診斷依據。

表二 人工智慧心電圖臨床試驗結果比較

國家 / 醫療場域	納入條件 / 排除條件	介入方式	介入組 / 控制組	主要試驗 終點兩組比較	次要試驗 終點比較	文獻
美國 / 初級照護門診與社區就診患者	納入：接受常規 12 導程心電圖之成人病人 (≥18 歲)。 排除：既往有 LVEF ≤50% 或心衰竭診斷。	介入組可查閱人工智慧心電圖結果；對照組團隊只看到傳統心電圖報告，不顯示人工智慧判讀結果。後續檢查由臨床醫師自行決策。	11,573/ 11,068	主要終點為 90 天內新診斷 LVEF ≤50%。對照組 1.6%，介入組 2.1%，OR 1.32(95% CI 1.01–1.61)。	整體心臟超音波使用率相近 (19.2% vs 18.2%)；但在人工智慧心電圖陽性 (佔約 6%) 中，介入組安排超音波比例較高 (49.6% vs 38.1%)。	Yao et al. ¹⁰
台灣 / 醫學中心住院患者	納入：住院期間於接 12 導程 ECG 之成人病人 (≥18 歲)。 排除：過去 180 天內已有 LVEF ≤50% 的超音波紀錄。	介入組：在醫院資訊系統顯示人工智慧心電圖預測 LVEF ≤50% 的高風險。對照組：人工智慧判讀結果不顯示。」臨床醫師自行決策後續檢查。	6,840/ 6,791	30 天內新診斷 LVEF ≤50% 比例。介入組 1.5%，對照組 1.1%，危險比 HR 1.50(95% CI 1.11–2.03)。	整體心臟超音波使用率相近 (17.1% vs 17.3%)；但在接受超音波者中，介入組低 LVEF 陽性率較高 (34.2% vs 20.2%)。30 天死亡率兩組無明顯差異。	Tsai et al. ¹²
奈及利亞 / 醫院產科門診與住院、孕產婦族群	納入：接受產前或產後 (最長至產後 12 個月) 照護之孕婦及產後婦女。 排除：不符合年齡或孕產期範圍，無法完成相關檢查。	介入組：接受人工智慧強化之數位聽診器 (單導程心電圖) 與十二導程人工智慧心電圖雙重篩檢；若任一模型呈陽性，安排心臟超音波。對照組：依現行產科照護需求安排檢查，不提供人工智慧判讀資訊。	587/ 608	主要終點為試驗期間診斷 LVEF <50%。介入組 4.1%，對照組 2.0%，勝算比 OR 2.12 (95% CI 1.05–4.27)。	人工智慧數位聽診器與 12 導程人工智慧心電圖之偵測效能均具高準確度、敏感度與陰性預測值。	Adedinsowo et al. ¹¹

六、人工智慧心電圖臨床試驗

近年來，已有多項臨床試驗評估人工智慧心電圖在真實世界的臨床效益 (如表二)。EAGLE 試驗在美國門診初級照護系統中，將醫師團隊隨機分派是否看得到人工智慧心電圖結果。在無過去心衰竭病史的 2 萬多名成人中，介入組 90 天內新診斷低 LVEF (≤50%) 比例

由 1.6% 提升至 2.1%，主要是對人工智慧判定高風險的病人增加超音波與診斷，但整體超音波使用率幾乎不變，顯示人工智慧系統是在「提升診斷效率」而非一味增加檢查量¹⁰。另有針對孕產婦的 SPEC-AI Nigeria 試驗，以人工智慧心電圖整合數位聽診器與十二導程心電圖，將左心室收縮功能不全的診斷率自 2.0% 提

升至4.1%，約增加一倍，顯示在心肌病變盛行、資源有限族群中，人工智慧系統亦能顯著提高產後心肌病變的發現率¹¹。最新台灣三總團隊則在病房導入人工智慧警示，結果顯示介入組30天內新診斷LVEF≤50%的比例由1.1%提升至1.5%，且在人工智慧心電圖判定高風險者中效益更明顯，同時整體超音波用量相近，但陽性預測值與心臟科會診率提升，代表人工智慧系統輔助有助於在住院病人中更精準地挑出真正需要深入評估的族群¹²。這些試驗共同訊息是：人工智慧心電圖系統若導入既有流程並以「提示與分流」角色運作，可在不明顯增加醫療資源消耗的前提下，提高左心室收縮功能不全與心肌病變的早期診斷率，但目前多為診斷與流程端點，對長期預後的改善仍需更多後續研究佐證。

七、成本效益考量

除了診斷效能，人工智慧心電圖的導入是否「划算」也是廣泛運用的重點。以EAGLE試驗為基礎的成本效益分析顯示，在美國醫療私人保險為主的體系中，將人工智慧心電圖導入日常十二導程心電圖報告，用來篩檢LVEF≤40%的病人，其成本效益增益比(Incremental Cost-Effectiveness Ratio, ICER)約為27,858美元/生活品質調整後存活年數(Quality-adjusted life years, QALYs)，遠低於常用的5–10萬美元/QALY付費意願門檻。在門診族群中，更僅約1,651美元/QALY，表示人工智慧心電圖的介入在大多數情境下都屬「花

得值得」¹³。另一項來自台灣全民健康保險制度下的研究，則以門診與健檢族群為對象，將人工智慧心電圖用於無症狀左心室功能不全(LVEF≤40%)的伺機性篩檢，結果顯示在65歲族群中，人工智慧心電圖不僅增加生活品質調整後之存活年數，反而還節省整體醫療費用，為「優勢策略」，即使將人工智慧心電圖價格假設提高數倍，仍維持其成本效益¹⁴。綜合兩篇研究，在不同醫療支付環境中，人工智慧心電圖可成為「鎖定高風險、提高超音波使用精準度」的篩檢工具，除了能增加早期疾病診斷，更維持在醫療體系接受的成本甚至達到節省支出。

八、臨床應用

在非心臟專科醫師的門診或急診，醫師必須在有限時間內處理複雜症狀與指引日新月異的治療建議，誤診或延遲診斷心衰竭的情形並不少見。人工智慧輔助之決策輔助系統可結合電子病歷、心電圖等多元資料，作為診斷與風險分層的輔助工具。常見的臨床應用情境為：
健檢或慢性病追蹤門診：對高風險族群（高血壓、糖尿病、冠心病、癌症治療後等）進行人工智慧心電圖篩檢，若陽性則安排心臟超音波與NT-proBNP。
急診呼吸困難病人：在常規心電圖後立即取得人工智慧判讀結果，與臨床評估與胸部X光、NT-proBNP檢驗結合，以早期區分心源性與非心源性呼吸困難。
住院整體風險評估：在一般病房或加護病房使用人工智慧心電圖系統快速掃描潛在左心室收縮功能異常

之病患，協助決定是否需心臟科會診或轉介。

九、穿戴裝置、遠距醫療

人工智慧與穿戴裝置的結合，正把心衰竭的診斷與監測從醫院推向病人日常生活。智慧手錶或貼片裝置可紀錄單導程或少數導程心電圖，由人工智慧系統即時分析是否存在左心室功能下降或心律異常，作為早期警訊；植入式裝置與各式感測器也能連續量測心音、活動量與體液變化，透過演算法在臨床惡化前數天發出「失代償風險升高」訊號。這些技術若與遠距醫療平台結合，在台灣可應用於偏鄉與離島醫療據點，由在地端量測心電圖、雲端人工智慧系統初步判讀，再交由心臟科醫師遠距確認；也可用於心衰竭病人出院後的在家監測，當人工智慧預測指標惡化時啟動遠距團隊聯繫與提早回診；甚至能導入大型健檢與職場體檢流程，讓原本一次性的心電圖檢查轉化為具風險分層與後續追蹤意義的工具。整體而言，人工智慧心電圖加上穿戴裝置與遠距照護，提供更主動、連續且不受地點限制的心衰竭篩檢照護新模式。

十、人工智慧的限制

儘管人工智慧的發展有許多優勢，人工智慧心電圖的應用仍面臨多項限制：

1. 研究設計偏差：多數現有研究為回溯性，且以「已接受心電圖與心臟超音波」的病人為對象，容易高估模型效能。真正廣泛收案的前瞻性、隨機試驗仍相對稀少。

2. 外部效度：人工智慧模型訓練於特定醫院或儀器，換到不同族群或機器時，表現可能下降，因此需要跨醫院、跨國的外部驗證，甚至在本地重新訓練或調整。

3. 可解釋性與信任問題：深度學習模型多為「黑箱」，醫師難以理解其判斷依據，對於出現明顯與臨床印象不合的結果時，容易造成不信任。雖然已有可視化模型或特徵重要度分析等工具，但如何讓解釋結果真正融入臨床決策仍是挑戰。

4. 安全性與法規倫理：影像或訊號遭刻意微幅修改就可能導致人工智慧做出完全錯誤判斷。未來在臨床應用時，必須有明確的責任歸屬、監測機制與病人隱私保護規範。

對臨床使用者而言，最務實的態度是把人工智慧心電圖視為「另一個檢驗結果」，可以幫助提高敏感度與效率，但不能取代臨床判斷；遇到與臨床不符的預測結果時，應重新檢視病人與資料，而非盲目跟隨。

十一、結語

人工智慧心電圖為心衰竭診斷帶來新的可能。目前研究顯示，人工智慧心電圖能以高敏感度及特異度偵測左心室收縮功能異常，並對舒張功能異常、未來心衰竭與心血管事件具有預測價值。在基層醫療、急診、病房及健檢場域，都可作為篩檢與風險分層的輔助工具。結合抽血檢驗、超音波及臨床資料後，更能提升整體診斷效能與成本效益。然而，人工智慧心電圖仍受限於外部效度、可解釋性及法規倫

理等問題，目前多數證據仍停留在回溯性或觀察性研究階段。對臨床醫師而言，最重要的是理解這些工具的優點與限制，在合適情境下善用它們，協助早期識別高風險病人。未來若能透過嚴謹的前瞻性試驗與跨中心合作，在不同族群中驗證與優化人工智慧模型，再配合遠距醫療與穿戴裝置的發展，人工智慧心電圖將有機會成為心臟衰竭診斷與管理中不可或缺的一環，真正落實「精準且個人化的心衰竭照護」。

參考文獻

1. ZI Attia, DM Harmon, ER Behr, et al: Application of artificial intelligence to the electrocardiogram. *Eur Heart J* 2021; 42(46): 4717-30.
2. LV Bjerkén, SN Rønborg, MT Jensen, et al: Artificial intelligence enabled ECG screening for left ventricular systolic dysfunction: a systematic review. *Heart Fail Rev* 2023; 28(2): 419-30.
3. M Yoon, JJ Park, T Hur, et al: Application and Potential of Artificial Intelligence in Heart Failure: Past, Present, and Future. *Int J Heart Fail* 2024; 6(1): 11-9.
4. J Cho, B Lee, JM Kwon, et al: Artificial Intelligence Algorithm for Screening Heart Failure with Reduced Ejection Fraction Using Electrocardiography. *ASAIO J.* 2021; 67(3): 314-21.
5. ZI Attia, S Kapa, F Lopez-Jimenez, et al: Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram. *Nat Med* 2019; 25(1): 70-4.
6. V Sangha, AA Nargesi, LS Dhingra, et al: Detection of Left Ventricular Systolic Dysfunction From Electrocardiographic Images. *Circulation* 2023; 148(9): 765-77.
7. HY Chen, CS Lin, WH Fang, et al: Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiography Predicts Left Ventricular Dysfunction and Future Cardiovascular Outcomes: A Retrospective Analysis. *J Pers Med* 2022; 12(3): 455.
8. YC Huang, YC Hsu, ZY Liu, et al: Artificial intelligence-enabled electrocardiographic screening for left ventricular systolic dysfunction and mortality risk prediction. *Front Cardiovasc Med* 2023; 10: 1070641.
9. E Lee, S Ito, WR Miranda, et al: Artificial intelligence-enabled ECG for left ventricular diastolic function and filling pressure. *NPJ Digit Med* 2024; 7(1): 4.
10. X Yao, DR Rushlow, JW Inselman, et al: Artificial intelligence-enabled electrocardiograms for identification of patients with low ejection fraction: a pragmatic, randomized clinical trial: *Nat Med* 2021; 27(5): 815-9.
11. DA Adedinsawo, AC Morales-Lara, BB

- Afolabi, et al: Artificial intelligence guided screening for cardiomyopathies in an obstetric population: a pragmatic randomized clinical trial. *Nat Med* 2024; 30(10): 2897-906.
12. DJ Tsai, C Lin, WT Liu, et al: Artificial intelligence-assisted diagnosis and prognostication in low ejection fraction using electrocardiograms in inpatient department: a pragmatic randomized controlled trial. *BMC Med* 2025; 23(1): 342.
13. V Thao, Y Zhu, AS Tseng, et al: Cost-Effectiveness of Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiograms for Early Detection of Low Ejection Fraction: A Secondary Analysis of the Electrocardiogram Artificial Intelligence-Guided Screening for Low Ejection Fraction Trial. *Mayo Clin Proc Digit Health* 2024; 2(4): 620-31.
14. WT Liu, PH Hsieh, CS Lin, et al: Opportunistic Screening for Asymptomatic Left Ventricular Dysfunction With the Use of Electrocardiographic Artificial Intelligence: A Cost-Effectiveness Approach. *Can J Cardiol* 2024; 40(7): 1310-21. 🇹🇼

