

# 智慧醫療一

## 運用電子病歷識別手術部位感染

【臺北榮民總醫院 常晶晶/陳瑛瑛/王復德 摘評】

手術部位感染 (surgical site infection, SSI) 是外科手術主要的風險和合併症，手術部位感染的發生率可能被低估，研究指出一半以上的感染在出院之後發現，成為手術部位感染監測最弱的一環。美國外科醫師學會國家外科品質改進計劃 (The American college of surgeons national surgical quality improvement program, NSQIP) 自 2005 年起的目標之一是協助醫院辨識並預防手術後感染合併症；由每家參與 NSQIP 的醫院指派一名或多名外科臨床護理人員，收集手術病人術前至術後 30 天內的資料，並調整手術合併症風險，以進行各醫院間比較。而 NSQIP 手術部位感染監測有兩個主要限制：抽樣數僅佔所有手術患者的一小部分 (其中大型醫院也僅佔 20% 以下)，以及採人工方式監測 (包含審查病歷、收集資料及電話訪談病人和家屬) 相當耗時且成本昂貴。儘管有如此限制，NSQIP 資料仍被視為現今準確辨識術

後合併症的黃金標準，提供研發辨識術後感染電子演算法的絕佳機會，冀以未來用較低的成本擴大監測更多的手術病人，助於早期評估有效的預防手術部位感染介入措施，減少術後感染發生。本研究目的是利用電子病歷資料中的獨立變項和 NSQIP 手術部位感染的監測結果，開發辨識手術部位感染的電子演算方法，期能補強人工監測方式的不足。

本研究收集科羅拉多大學附設醫院 2013 年 7 月 1 日至 2016 年 11 月 1 日的手術病人資料為獨立變項，包括：病人基本資料、國際疾病分類第九版 (ICD-9) 代碼、現狀處置分類 (current procedural terminology, CPT) 代碼以及藥物代碼和名稱，於手術後 3 至 30 天內與 NSQIP 資料庫連結 (因術後 2 天內不可能出現感染)；NSQIP 提供 4 項手術部位感染指標為結果變項：表淺感染、深部感染、器官/腔室感染和傷口破裂，指標監測由 NSQIP 專門培訓的臨床護理人員

負責，經病歷審查及術後 120 天內聯繫患者和家屬，以確定所有術後不良結果，電訪率 > 90%。該審查者依照 NSQIP 程序和定義執行，並由美國外科醫師學院工作人員定期進行審核，以確認資料的正確性與品質。

研究方法將手術病人資料套用於 3 種模型，以找出最佳預測手術部位感染之模型：第一種模型為先前文獻中類似的 Branch-Elliman 模型；第二種模型為綜合模型 (comprehensive model)，為二元變項組成，包括 ICD-9、現狀處置分類代碼和相關抗生素的使用，以上變項由 2 名醫師獨立審查、綜合文獻檢索和現狀處置分類手術部位感染率 (CPT-specific SSI event rate) 來決定，現狀處置分類手術部位感染率定義依據 NSQIP 所有參與醫院之每項特定手術感染發生率之相關現狀處置來估算，資料庫超過 540 萬患者；第三種模型為組合模型，由 Branch-Elliman 模型及綜合模型中的其餘變項組成。

首先將手術病人資料集 (dataset) 以非隨機技術劃分訓練資料集 (training dataset) 和測試資料集 (test dataset)，之後再進行時間分割，2013 至 2015 年間使用訓練資料集套用模型，2016 年期間使用測試資料集套用模型進行準確率測試；所有模型都使用最小絕準確率對值收斂選擇算法 (least absolute shrinkage and selection operator, lasso) 和廣義線性模型 (generalized linear model,

GLM)，並使用 SMOTE (synthetic minority oversampling technique)、上採樣 (oversampling)、下採樣 (undersampling) 等方法處理資料不平衡。自測試資料比較 3 種模型預測手術部位感染的靈敏度，特異性，AUC 曲線 (area under the curve)，準確度，陰性預測值，陽性預測值，假陰性和假陽性。使用 Youden's J 統計量來確定最高 AUC 曲線的預測概率之最佳切點。

2013 年 7 月 1 日至 2016 年 11 月 1 日共 6,840 名病人接受手術，其中 230 名 (3.4%) 發生手術部位感染。三種模型中以綜合模型表現最佳，達到 90% 特異度和 80% 靈敏度，AUC 為 0.89。綜合模型自 136 個可能的預測值使用 lasso 選擇出 35 個變項，其中勝算比 (Odds ratio, OR) > 2.0，包括 ICD-9 代碼：998.59 其他術後感染 (OR, 7.69)，566 肛門和直腸膿瘍 (OR, 6.23)，879.2 前腹壁開放性傷口，未提及併發症 (OR, 4.85)，998.31 手術傷口內部破裂 (OR, 3.53)，567.9 未明確的腹膜炎 (OR, 2.61)，998.32 手術傷口外部破裂 (OR, 2.48)；958.3 創傷後傷口感染沒有其他分類 (OR, 2.36)，879.8 (多處) 開放性傷口，未提及併發症 (OR, 2.34)；996.69 其他體內裝置物、植入及移植物所致之感染及發炎 (OR, 2.25)；465.9 急性上呼吸道感染，未特定 (OR, 2.05)；現狀處置技術分類代碼的 87070 細菌培養 (不含尿

液、血液、糞便及嗜氧) (OR, 4.95), 87077 嗜氧細菌培養 (OR, 2.01); 抗生素使用: cephalixin (OR, 4.26); amoxicillin (OR, 2.23)。另外, 具負相關的共變項 (covariates), 更好幫助區分手術部位感染, 包括: ICD-9 代碼 995.91 敗血症、941.7 綠膿桿菌感染和 599 尿路感染, 現狀處置技術分類 (CPT) 代碼 70450 和 70470 腦部電腦斷層。綜合模型靈敏度僅達 80% 的原因分析, 推究部分患者術後並沒有在科羅拉多大學醫院追蹤, 缺乏這些患者的出院後資料。

本研究確定了一個能準確辨識手術部位感染的模型, 建議採取研究結果最佳綜合模型中的相關變項, 其中現狀處置分類手術部位感染率無論在綜合模型和組合模型中都很重要, 視為 NSQIP 資料最重要的手術部位感染術前危險因子, 且使用 lasso 算式提高預測的準確性, 以選擇出最重要的變項, 開發加強手術部位感染監測的模型。

**【譯者評】**醫療照護相關感染的監測及預防是感染管制重要的任務, 目前國內各醫院醫療照護相關感染監測依據臺灣疾病管制署之定義, 由感染管制護理師以人工審查病歷方式進行。一項針對國內感管師執行感管業務時間分佈的研究顯示[2], 每個月感管業務時間分佈以用在感染管制監測、資料輸入電腦和資料分析最多佔 23%, 每個月平均花費約 21.2 小時; 而區域醫院資料資訊化較

醫學中心低, 常要耗費大量的時間在資料收集與整理與分析, 連帶影響感管師普遍超時工作。就筆者個人經驗而言, 在所有醫療照護相關感染監測中, 手術部位感染的判定及收案耗費時間最多, 須收集手術記錄、病程及護理記錄、醫療處置、放射線影像學檢查及微生物培養等相關資料。人工智慧以較低的成本, 迅速且大量運算與歸納數據, 並精準有效的分析, 成為全球趨勢及各大醫院的發展重點; 而人工智慧如何運用在醫療照護相關感染的監測, 以及電子病歷資料中什麼是最重要的變項等? 這篇研究提供完整的架構, 建議使用研究結果的重要變項, 透過資訊化反覆的程式運算來修正各種係數結果, 達到資料自動辨識, 並且準確地辨識手術部位感染。

人工智慧的發展冀許未來不再依賴人工的審查與資料輸入, 監測範圍並能擴及到門診手術病人達到全面監測, 將感染管制業務由結構面的資料收集, 轉變為及早監測與感管措施的介入, 達到預防手術部位感染之成果面。

## 參考文獻

1. Colborn L, Bronsert M, Amioka E, et al: Identification of surgical site infections using electronic health record data: Am J of Infect Control 2018;46:1230-35
2. 王復德、陳瑛瑛、陳宜君: 感染管制護理師執行感管業務之時間分佈探討。感控雜誌 2010;20:365-75.