



(19)中華民國智慧財產局

(12)發明說明書公告本

(11)證書號數：TW I815732 B

(45)公告日：中華民國 112 (2023) 年 09 月 11 日

(21)申請案號：111143973

(22)申請日：中華民國 111 (2022) 年 11 月 17 日

(51)Int. Cl. : **G16H50/20 (2018.01)**

(71)申請人：彰化基督教醫療財團法人彰化基督教醫院(中華民國) CHANGHUA CHRISTIAN MEDICAL FOUNDATION CHANGHUA CHRISTIAN HOSPITAL (TW)

彰化縣彰化市南校街 135 號

國立中興大學(中華民國) NATIONAL CHUNG HSING UNIVERSITY (TW)

臺中市南區興大路 145 號

(72)發明人：黃國揚(TW)；許英麟(TW)；許家朗(TW)

(74)代理人：廖鈺達

(56)參考文獻：

TW I777611B

CN 115003217A

US 2018/0348894A1

審查人員：陳昱潭

申請專利範圍項數：10 項 圖式數：2 共 18 頁

(54)名稱

呼吸拔管評估方法及其系統

(57)摘要

一種呼吸拔管評估方法，其步驟包括取得包括多名病患於拔管前的呼吸參數資料及該些病患拔管成功與否的結果作為資料集，以每一設定時間範圍取平均值的方式對該資料集進行分割的資料處理後，代入機器學習模型訓練得出一拔管預測模型，並以設定的預測擷取時間範圍在判斷拔管時間點前取得一待預測病患的呼吸參數資料後，以每一設定的預測時間範圍取平均值的方式對該呼吸參數資料進行資料處理後，輸入該拔管預測模型進行預測，獲期待預測病患的呼吸器拔管成功率，提供醫護人員具有良好準確度的呼吸拔管成功率預測工具使用。

指定代表圖：

符號簡單說明：

S01 至 S04: 步驟

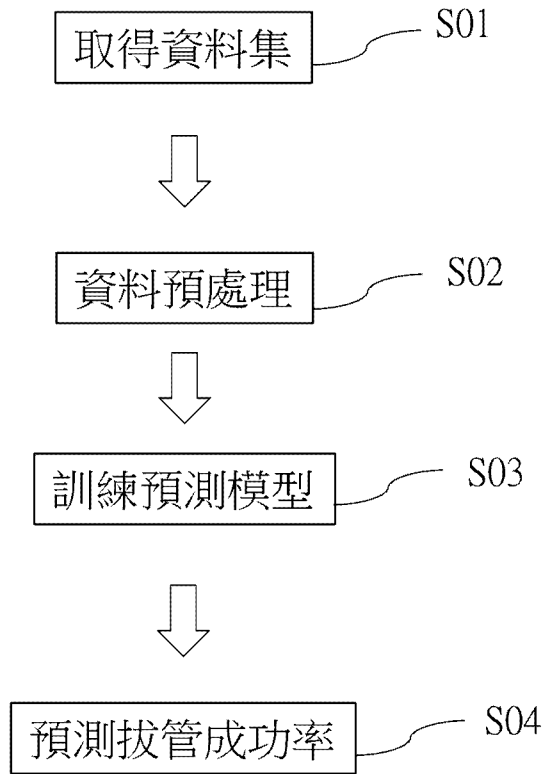


圖1



I815732

【發明摘要】

【中文發明名稱】呼吸拔管評估方法及其系統

【中文】

一種呼吸拔管評估方法，其步驟包括取得包括多名病患於拔管前的呼吸參數資料及該些病患拔管成功與否的結果作為資料集，以每一設定時間範圍取平均值的方式對該資料集進行分割的資料處理後，代入機器學習模型訓練得出一拔管預測模型，並以設定的預測擷取時間範圍在判斷拔管時間點前取得一待預測病患的呼吸參數資料後，以每一設定的預測時間範圍取平均值的方式對該呼吸參數資料進行資料處理後，輸入該拔管預測模型進行預測，獲期待預測病患的呼吸器拔管成功率，提供醫護人員具有良好準確度的呼吸拔管成功率預測工具使用。

【指定代表圖】圖 1

【代表圖之符號簡單說明】

S01 至 S04:步驟

【發明說明書】

【中文發明名稱】呼吸拔管評估方法及其系統

【技術領域】

【0001】 本發明涉及一種預測拔管成功率的工具；尤其涉及一種呼吸拔管評估方法及其系統。

【先前技術】

【0002】 現有儘管使用呼吸器是重症加護治療的重要部分，但長時間使用呼吸器會導致呼吸器相關併發症、發病率、死亡率和住院費用增加。一旦導致呼吸衰竭的病因開始改善，脫離呼吸器和拔管是不可避免的下一步，確定患者是否準備好拔管脫離呼吸器的能力至關重要。然而，拔管脫離呼吸器並不總是成功的，文獻顯示大約5.2%至20%的人在此過程中失敗並需要重新插管。拔管失敗會產生諸如需要氣切開刀、肺炎的發生以及呼吸器引起的肺損傷等後果。

【0003】 拔管脫離呼吸器對醫生來說是一個挑戰，主因為拔管失敗的病理生理學很複雜且尚未完全了解。臨床醫生預測拔管失敗的敏感性和特異性分別只有57%和31%。如今，淺快呼吸指數（RSBI）（ f/V_t ）是最常用的脫離呼吸器預測指標。然而，低於105次呼吸/分鐘/升的淺快呼吸指數（RSBI）在預測拔管成功方面的綜合敏感性為83%，而其特異性為58%。這表明淺快呼吸指數（RSBI）只有中等能力排除拔管成功，並且不能充分預測成功拔管，目前臨床上缺乏較此指標更好的預測拔管結果工具。

【發明內容】

【0004】 有鑑於此，本發明之目的在於提供一種評估拔管的工具，透過適當處理的資料集訓練機器學習模型後，輸入待評估病患資料處理的呼吸參數預測拔管的成功率，相較於現有的呼吸器預測指標具有良好的準確度。

【0005】 緣以達成上述目的，本發明提供一種呼吸拔管評估方法，其方法的步驟包括：取得資料集：取得資料集：取得一資料集，該資料集包括多名病患於拔管前一資料擷取時間範圍內以呼吸器感測到的呼吸參數資料，該呼吸參數資料包括依時間順序記錄的潮氣容積、呼吸速率、尖峰氣道壓力、平均氣道壓力、呼氣末期正壓、吸入氧氣濃度，該資料集還包括該些病患拔管成功與否的結果。資料預處理：將取得的該資料集，以每一設定時間範圍取平均值的方式進行資料處理。

【0006】 訓練預測模型：將資料處理後的該資料集帶入一機器學習模型，進行預測模型的訓練得出一拔管預測模型。預測拔管成功率：以即時的方式取得一待預測病患於判斷拔管時間點前一預測擷取時間範圍內以呼吸器感測到的呼吸參數資料，並且以每一預測時間範圍取平均值的方式對待預測病患的呼吸參數資料進行資料處理，將待預測病患資料處理後的呼吸參數資料輸入該拔管預測模型進行預測，獲期待預測病患的呼吸器拔管成功率。

【0007】 緣以達成上述目的，本發明提供一種呼吸拔管評估系統，包括一人工智慧平台、一訊息儲列裝置、複數個呼吸器，以及一呼吸參數資料庫。該人工智慧平台包括一人工智慧訓練模組、一模型資料庫，以及一預測模組，該人工智慧平台執行上述的呼吸拔管評估方法，其中該人工智慧訓練模組執行所述取得資料集、資料預處理及訓練預測模型

的步驟，並將拔管預測模型儲存於該模型資料庫，所述機器學習模型亦儲存於該模型資料庫，該預測模組執行該預測拔管成功率的步驟。

【0008】 該訊息儲列裝置與該人工智慧平台訊號連接。複數個呼吸器分別感測病患之呼吸參數資料，該呼吸參數資料包括依時間順序記錄的潮氣容積、呼吸速率、尖峰氣道壓力、平均氣道壓力、呼氣末期正壓、吸入氧氣濃度。該呼吸參數資料庫分別與該些呼吸器、該訊息儲列裝置訊號連接，該呼吸參數資料庫由該呼吸器接收、儲存所述的呼吸參數資料，該人工智慧平台透過該訊息儲列裝置，由該呼吸參數資料庫取得所述資料集的多名病患的呼吸參數資料，以及所述待預測病患的呼吸參數資料。

【0009】 本發明之效果在於，藉由取得資料集的步驟取得資料集，並將資料集中多名病患的呼吸參數資料進行資料預處理後，代入機器學習模型訓練得出的拔管預測模型，且此拔管預測模型經驗證具有良好的預測準確度。因此，在待預測病患的判斷拔管時間點進行預測拔管成功率的步驟時，能提供準確度高的判斷結果，幫助醫護人員進行拔管與否的判斷。

【0010】 進一步來說，在拔管預測模型訓練完成後，由於對待預測病患執行預測拔管成功率的步驟係以即時的方式進行，因此能以時間序列的方式在多個時間點執行預設拔管成功率的步驟，累積該病患隨時間變化的拔管成功率資料，可協助臨床醫生看出該病患拔管成功率的趨勢變化，提供更有效用的判斷工具協助臨床醫生進行拔管的判斷。

【圖式簡單說明】

【0011】

圖1為本發明一較佳實施例之方法的流程圖。

圖2為執行本發明上述較佳實施例方法之系統的方塊圖。

【實施方式】

【0012】 為能更清楚地說明本發明，茲舉較佳實施例並配合圖式詳細說明如後。請參看圖1所示的步驟流程圖，為本發明一較佳實施例之呼吸拔管評估方法，此方法可透過如圖2所示的呼吸拔管評估系統100所具有的人工智慧平台10執行，該人工智慧平台10包括一人工智慧訓練模組12、一模型資料庫14，以及一預測模組16。該呼吸拔管評估系統100還包括一訊息儲列裝置20、複數個呼吸器22、一呼吸參數資料庫24，以及一醫療資訊系統26，該些呼吸器22與該呼吸參數資料庫24訊號連接，該呼吸參數資料庫24、該人工智慧平台10，以及該醫療資訊系統26各與該訊息儲列裝置20訊號連接。該醫療資訊系統26用於顯示病患資訊，病患資訊的來源可為醫護人員輸入系統的資訊，或者為醫療儀器例如該些呼吸器22感測病患身體狀況的資訊，上述醫護人員輸入系統的資訊包含儲存於該醫療資訊系統26的每一病患拔管成功與否的結果。

【0013】 請參看圖1、圖2所示，執行於該呼吸拔管評估系統100的呼吸拔管評估方法之步驟包括：

【0014】 (S01)取得資料集：呼吸拔管評估系統100的該些呼吸器22分別設置於加護病房(ICU)的每個病床，協助病患呼吸並用於感測急性呼吸衰竭的每個病患之呼吸參數資料，該呼吸參數資料至少包括依時間順序記錄的潮氣容積(Tidal Volume, V_{te})、呼吸速率(Respiratory Rate, RR)、尖峰氣道壓力(Peak Airway Pressure, P_{peak})、平均氣道壓力(Mean Airway Pressure, P_{mean})、呼氣末期正壓(Positive

End-expiratory Pressure , PEEP) 、吸入氧氣濃度 (Fraction of inspiration O₂ , FiO₂) 。

【0015】 該呼吸參數資料庫24由該些呼吸器22接收、儲存每個病患的呼吸參數資料，該人工智慧平台10的人工智慧訓練模組12可依據病患設定條件，透過該訊息儲列裝置20向該呼吸參數資料庫24取得篩選後符合的每個病患之呼吸參數資料，該人工智慧訓練模組12亦可透過該訊息儲列裝置20向該醫療資訊系統26取得記錄於其中的特定病患拔管成功與否的結果。在其他較佳實施例中，記錄於該醫療資訊系統26的該些病患拔管成功與否的結果亦可儲存於該呼吸參數資料庫24，這時該人工智慧訓練模組12可由該呼吸參數資料庫24同時取得所需病患設定條件的呼吸參數資料與該些病患成功拔管於否的結果。

【0016】 在本較佳實施例中該人工智慧訓練模組12執行所述的取得資料集S01之步驟時，係透過該訊息儲列裝置20以兩種病患設定條件：其一，自2019年08月至2020年12月曾入住加護病房 (ICU) 急性呼吸衰竭使用呼吸器22；其二，於加護病房 (ICU) 期間曾經拔管脫離呼吸器22個案的年齡20歲至99歲之間的男、女性病患，於該呼吸參數資料庫24取得該些病患於拔管前一資料擷取時間範圍內，以呼吸器22感測到的呼吸參數資料。各病患的呼吸參數資料包括依時間順序記錄的潮氣容積、呼吸速率、尖峰氣道壓力、平均氣道壓力、呼氣末期正壓、吸入氧氣濃度。該人工智慧訓練模組12並透過該訊息儲列裝置20在該醫療資訊系統26取得符合病患設定條件的該些病患拔管成功與否的結果。如上所述，在其他較佳實施例中，當病患拔管成功與否的結果儲存於該呼吸參數資料庫24時，符合病患設定條件的該些病患拔管成功與否的結果亦可由該呼吸參數資料庫24本身取得。

【0017】 將上述符合病患設定條件的多名病患於資料擷取時間範圍內的呼吸參數資料，以及該些病患拔管成功與否的結果作為用於訓練預測模型的一資料集，每名病患的呼吸參數資料及拔管成功與否的結果成為一組數據。在本較佳實施例中，該資料擷取時間範圍為拔管前三個半小時，該資料集總計有289組共三個半小時的數據，其中拔管失敗的有84組，拔管成功的有205組。在其他較佳實施例中，該資料擷取時間範圍亦可為拔管前兩個半小時、三小時、四小時、四個半小時等時間的範圍。

【0018】 (S02)資料預處理：在本較佳實施例中，該資料預處理S02的步驟是由該人工智慧訓練模組12執行。將取得的該資料集，以每一設定時間範圍取平均值的方式進行資料處理，在本較佳實施例中該設定時間範圍是每1秒、每30秒、每60秒、每120秒、每180秒、每300秒、每360秒、每420秒、每480秒、每540秒，以及每600秒，分別以上述設定時間範圍對該資料集的數據取平均的方式進行資料分割的資料處理。

【0019】 (S03)訓練預測模型：該模型資料庫14中包含Random Forest (隨機森林)、XGBoost (eXtreme Gradient Boosting, 極限梯度提升)、LightGBM (Light Gradient Boosting Machine, 輕量梯度提升機)、Logistic Regression (羅吉斯迴歸)、Support Vector Machine (支援向量機)等機器學習模組，該人工智慧訓練模組12將資料處理後的該資料集帶入上述機器學習模型，個別進行預測模型的訓練後分別得出一拔管預測模型，在本較佳實施例中該些拔管預測模型儲存於該模型資料庫14。

【0020】 將該資料集的拔管前三個半小時至15分鐘作為驗證集，驗證該拔管預測模型進行預測呼吸器22脫離成功的機率表現，其中使用隨

機森林、極限梯度提升、輕量梯度提升機訓練得出的拔管預測模型之預測效果最好，並且以ROC Curve（特徵曲線）、Sensitivity（靈敏度）、Specificity（特異性）、PPV（陽性預測值）、NPV（陰性預測值）、F1-score（F1分數）及Accuracy（準確性）等指標，評估以每一設定時間範圍取平均值作資料分割的拔管預測模型之預測效果時，將該設定時間範圍為每1秒、每30秒、每60秒、每120秒、每180秒、每300秒、每360秒、每420秒、每480秒、每540秒，以及每600秒取平均皆有良好的預測效果，其中以每180秒取平均值的資料分割方式的預測效果最佳。

【0021】 例如由使用隨機森林且每15秒至每300秒資料分割的評估結果，可看出各種設定時間範圍的預測效果皆良好，超越淺快呼吸指數（RSBI）中等以上的預測效果，其中又以每180秒取平均值的預測效果最佳，如以下的表格1所示：

資料分割（秒）	roc_auc	Sensitivity	Specificity	PPV	NPV	f1-score	Train_acc
15	99.99%	99.59%	99.73%	99.35%	99.83%	99.78%	99.69%
30	100.00%	99.70%	99.81%	99.54%	99.88%	99.84%	99.78%
60	100.00%	99.76%	99.89%	99.73%	99.90%	99.89%	99.85%
90	100.00%	99.78%	99.90%	99.76%	99.91%	99.91%	99.87%
120	100.00%	99.81%	99.93%	99.82%	99.92%	99.92%	99.89%
150	100.00%	99.83%	99.88%	99.71%	99.93%	99.91%	99.87%
180	100.00%	99.80%	99.95%	99.87%	99.92%	99.93%	99.90%
210	100.00%	99.81%	99.93%	99.83%	99.92%	99.93%	99.89%
240	100.00%	99.81%	99.90%	99.76%	99.92%	99.91%	99.87%
270	100.00%	99.83%	99.85%	99.64%	99.93%	99.89%	99.85%
300	100.00%	99.73%	99.94%	99.85%	99.89%	99.91%	99.88%

表格1、隨機森林的資料分割預測效果表

【0022】 亦如使用極限梯度提升且每15秒至每300秒資料分割的評估結果，可看出各種設定時間範圍的預測效果皆良好，超越淺快呼吸指數（RSBI）中等以上的預測效果，其中又以每180秒取平均值的預測效果最佳，如以下的表格2所示：

資料分割 (秒)	roc_auc	Sensitivity	Specificity	PPV	NPV	f1-score	Train_acc
15	98.56%	87.75%	97.22%	92.81%	95.09%	96.14%	94.46%
30	99.24%	91.55%	97.94%	94.81%	96.58%	97.26%	96.09%
60	99.69%	94.90%	98.74%	96.85%	97.93%	98.33%	97.62%
90	99.87%	96.85%	99.11%	97.82%	98.71%	98.91%	98.46%
120	99.94%	97.70%	99.50%	98.76%	99.06%	99.28%	98.98%
150	99.96%	98.15%	99.51%	98.80%	99.25%	99.38%	99.12%
180	99.98%	98.86%	99.80%	99.52%	99.54%	99.67%	99.53%
210	99.98%	99.04%	99.73%	99.34%	99.61%	99.67%	99.53%
240	99.99%	99.44%	99.85%	99.63%	99.77%	99.81%	99.73%
270	100.00%	99.36%	99.92%	99.81%	99.74%	99.83%	99.76%
300	100.00%	99.45%	99.86%	99.66%	99.78%	99.82%	99.74%

表格2、極限梯度提升的資料分割預測效果表

【0023】 該人工智慧訓練模組12並具有強化模型的功能，在該拔管預測模型訓練完成後，若未來用於預測拔管成功率時發生了該模型有預測不準確或有極度偏差的情況，可以透過增加該資料集數據、選擇不同的資料分割方法或選擇不同資料集，以強化訓練的方式對該拔管預測模型進行模型的強化，以確保該拔管預測模型預測的準確度。

【0024】 (S04) 預測拔管成功率：加護病房(ICU)有一病床的待預測病患使用呼吸器22，該待預測病患使用的呼吸器22依時間序列所感測的呼吸參數資料，持續地上傳至該呼吸參數資料庫24儲存。該預測模組16透過該訊息儲列裝置20，以即時的方式由該呼吸參數資料庫24取得該待預測病患於判斷拔管時間點前一預測擷取時間範圍內以呼吸器22感測到的呼吸參數資料。在本較佳實施例中，該預測擷取時間範圍是判斷拔管時間點前15分鐘，並且以每一預測時間範圍對待預測病患的呼吸參數資料進行資料分割的資料處理，將待預測病患資料處理後的呼吸參數資料輸入該拔管預測模型進行預測，獲取此判斷拔管時間點該待預測病患的呼吸器22拔管成功率。

【0025】 上述待預測病患的判斷拔管時間點，可以是醫護人員需要判斷此病患是否可拔管的時間點，或者為持續觀察待預測病患所需而以時間序列設定的判斷拔管時間點，因此所述的判斷拔管時間點可為特定的時間點，或為多個依時間序列逐次執行所述的預測拔管成功率S04步驟的時間點，並且可隨時間累積每個判斷拔管時間點獲取的該待預測病患的呼吸器22拔管成功率的資料。

【0026】 例如，某一時間點執行預測拔管成功率S04的步驟所產生的拔管成功率，為當下該待預測病患若拔管的成功率，若拔管預測模型在此時間點所預測的拔管成功率低下，醫護人員參酌此預測結果，延遲拔管動作的進行。在對該待預測病患實際拔管之前，該人工智慧平台10的預測模組16持續於不同的判斷拔管時機點，例如對該待預測病患以分鐘或數小時為時間序列的間隔，執行所述的預測拔管成功率S04的步驟，並且累積同一待預測病患依時間順序於不同時間點的拔管成功率資料，得出待預測病患隨時間變化的拔管成功率趨勢，能提供臨床醫生進一步判斷此病患是否適合進行拔管。

【0027】 在本較佳實施例中，上述預測時間範圍等於該設定時間範圍，即每180秒取平均值進行資料分割；並且於獲取該待預測病患的呼吸器22拔管成功率後，該人工智慧平台10透過該訊息儲列裝置20，將待預測病患的呼吸器22拔管成功率及/或待預測病患隨時間變化的拔管成功率趨勢，以及與該呼吸器22感測待預測病患的即時呼吸參數資料一同顯示於該醫療資訊系統26，顯示於該醫療資訊系統26上的呼吸器22拔管成功率與即時呼吸參數資料可供醫護人員檢視，幫助醫護人員快速地看出每個病患的呼吸資訊以及拔管成功的機率。

【0028】 在其他較佳實施例中，上述對該待預測病患的呼吸參數資料進行資料分割的預測時間範圍可與資料預處理S02步驟中的設定時間範圍不同，當將該預測時間範圍為每1秒、每30秒、每60秒、每120秒、每180秒、每300秒、每360秒、每420秒、每480秒、每540秒，以及每600秒取平均時，皆可在預測呼吸器22脫離成功的機率有良好的預測效果，並且在固定上述預測時間範圍，例如將預測時間範圍固定在每180秒時，該預測擷取時間範圍設為判斷拔管時間點前30分鐘、45分鐘或60分鐘都能獲得良好的預測效果，並且預測的效果與設為拔管前15分鐘時相近。故在此情況下，為節省擷取資料的時間，可將該預測擷取時間範圍設為判斷拔管時間點前15分鐘。

【0029】 以上所述僅為本發明較佳可行實施例而已，舉凡應用本發明說明書及申請專利範圍所為之等效變化，理應包含在本發明之專利範圍內。

【符號說明】

【0030】

〔本發明〕

100:呼吸拔管評估系統

10:人工智慧平台

12:人工智慧訓練模組

14:模型資料庫

16:預測模組

20:訊息儲列裝置

22:呼吸器

24:呼吸參數資料庫

26:醫療資訊系統

S01 至 S04:步驟

【發明申請專利範圍】

【請求項1】一種呼吸拔管評估方法，其方法的步驟包括：

取得資料集：一呼吸拔管評估系統取得一資料集，該資料集包括多名病患於拔管前一資料擷取時間範圍內以呼吸器感測到的呼吸參數資料，該呼吸參數資料包括依時間順序記錄的潮氣容積、呼吸速率、尖峰氣道壓力、平均氣道壓力、呼氣末期正壓、吸入氧氣濃度，該資料集還包括該些病患拔管成功與否的結果；

資料預處理：該呼吸拔管評估系統將取得的該資料集，以每一設定時間範圍取平均值的方式進行資料處理；

訓練預測模型：該呼吸拔管評估系統將資料處理後的該資料集帶入一機器學習模型，進行預測模型的訓練得出一拔管預測模型；

預測拔管成功率：該呼吸拔管評估系統以即時的方式取得一待預測病患於判斷拔管時間點前一預測擷取時間範圍內以呼吸器感測到的呼吸參數資料，並且以每一預測時間範圍取平均值的方式對待預測病患的呼吸參數資料進行資料處理，將待預測病患資料處理後的呼吸參數資料輸入該拔管預測模型進行預測，獲期待預測病患的呼吸器拔管成功率。

【請求項2】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中所述設定時間範圍是每180秒。

【請求項3】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中所述預測擷取時間範圍是判斷拔管時間點前15分鐘。

【請求項4】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中所述資料擷取時間範圍是拔管前三個半小時。

【請求項5】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中所述設定時間範圍是每1秒、每30秒、每60秒、每120秒、每180秒、每300秒、每

360秒、每420秒、每480秒或每540秒；所述預測時間範圍是每1秒、每30秒、每60秒、每120秒、每180秒、每300秒、每360秒、每420秒、每480秒或每540秒。

【請求項6】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中該預測時間範圍等於該設定時間範圍。

【請求項7】如請求項1所述之呼吸拔管評估方法，其中所述機器學習模型為隨機森林、極限梯度提升或輕量梯度提升機。

【請求項8】如請求項1至7中任一項所述之呼吸拔管評估方法，其中於獲取該待預測病患的呼吸器拔管成功率後，將待預測病患的呼吸器拔管成功率與該呼吸器感測待預測病患的即時呼吸參數資料顯示於一醫療資訊系統。

【請求項9】一種呼吸拔管評估系統，包括：

一人工智慧平台，包括一人工智慧訓練模組、一模型資料庫，以及一預測模組，該人工智慧平台執行如請求項1至7中任一項所述的呼吸拔管評估方法，其中該人工智慧訓練模組執行所述取得資料集、資料預處理及訓練預測模型的步驟，並將所述拔管預測模型儲存於該模型資料庫，所述機器學習模型儲存於該模型資料庫，該預測模組執行該預測拔管成功率的步驟；

一訊息儲列裝置，與該人工智慧平台訊號連接；

複數個呼吸器，分別感測病患之呼吸參數資料，該呼吸參數資料包括依時間順序記錄的潮氣容積、呼吸速率、尖峰氣道壓力、平均氣道壓力、呼氣末期正壓、吸入氧氣濃度；以及

一呼吸參數資料庫，分別與該些呼吸器、該訊息儲列裝置訊號連接，該呼吸參數資料庫由該呼吸器接收、儲存所述的呼吸參數資料，該人工

智慧平台透過該訊息儲列裝置，由該呼吸參數資料庫取得所述資料集的多名病患的呼吸參數資料，以及所述待預測病患的呼吸參數資料。

【請求項10】如請求項9所述之呼吸拔管評估系統，其中於該訊息儲列裝置訊號連接一醫療資訊系統，該人工智慧平台透過該訊息儲列裝置將待預測病患的呼吸器拔管成功率顯示於該醫療資訊系統；所述的該些病患拔管成功與否的結果儲存於該醫療資訊系統，該人工智慧平台透過該訊息儲列裝置由該醫療資訊系統取得該些病患拔管成功與否的結果。

【發明圖式】

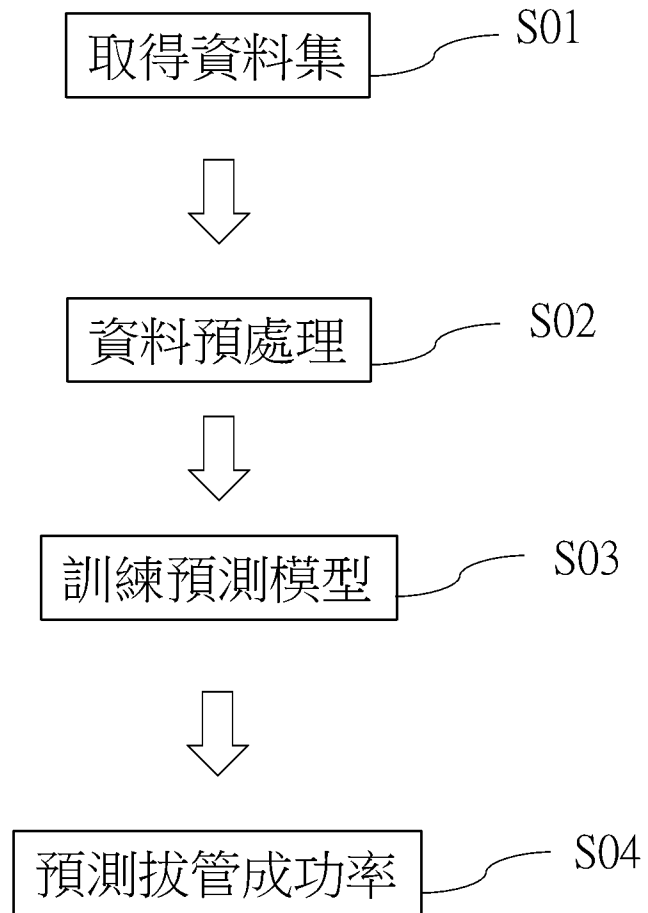


圖1

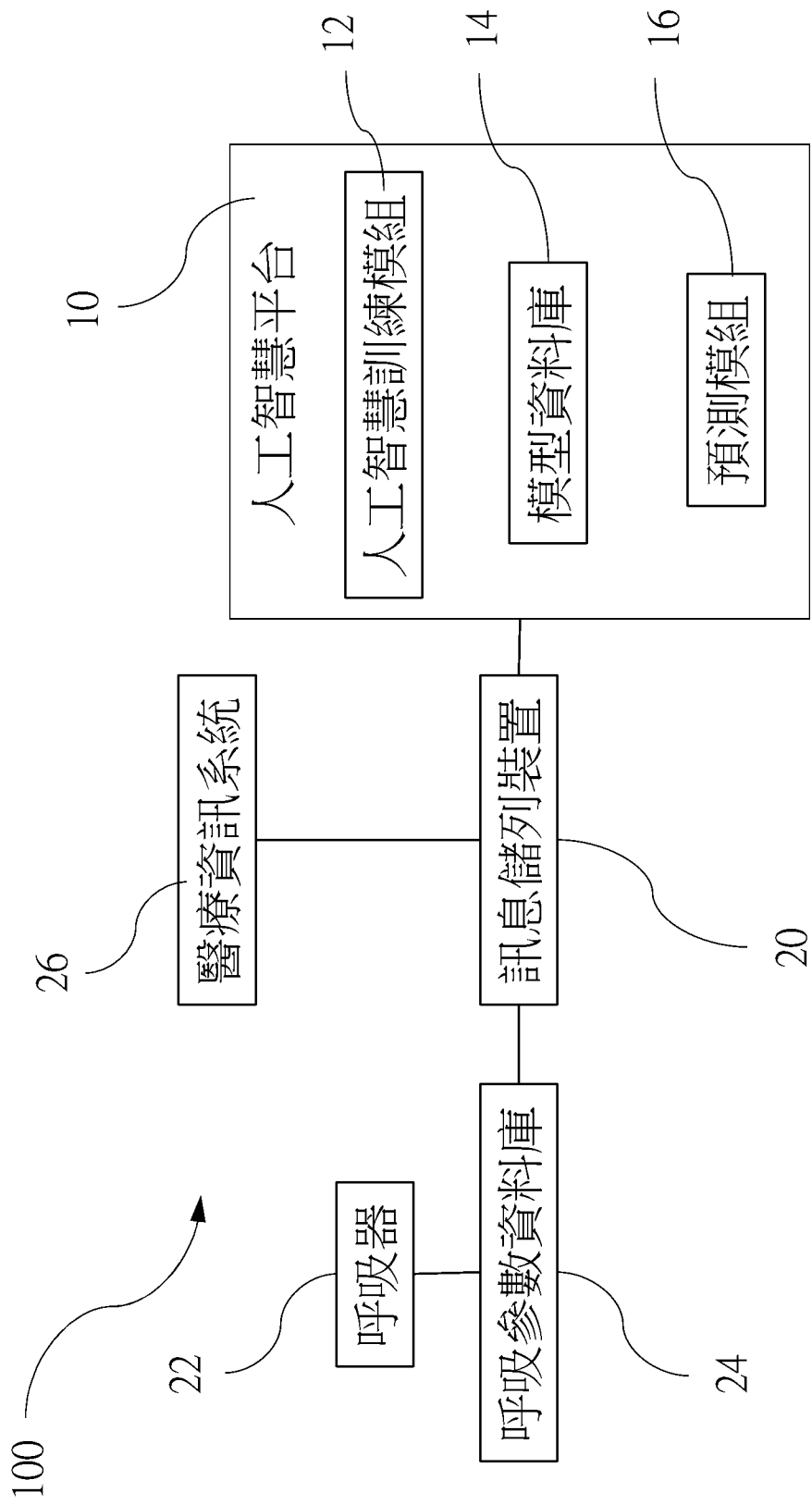


圖2