



(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 I681407 B

(45) 公告日：中華民國 109 (2020) 年 01 月 01 日

(21) 申請案號：107144007 (22) 申請日：中華民國 107 (2018) 年 12 月 07 日

(51) Int. Cl. : G16H50/30 (2018.01) G16H50/50 (2018.01)

G06N3/02 (2006.01) G16B40/00 (2019.01)

(71) 申請人：謝孟軒 (中華民國) HSIEH, MENG-HSUEN (TW)

臺中市健行路 407 巷 2 號

(72) 發明人：謝孟軒 HSIEH, MENG-HSUEN (TW)；謝孟儒 HSIEH, MENG-JU (TW)；高嘉鴻

KAO, CHIA-HUNG (TW)

(74) 代理人：蘇建太；吳爾軒

(56) 參考文獻：

CN 105447569B

CN 107024586A

CN 108695001A

審查人員：陳昱潭

申請專利範圍項數：10 項 圖式數：5 共 26 頁

(54) 名稱

電腦輔助預測系統、方法及電腦程式產品

(57) 摘要

一種電腦輔助預測系統，用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性。該系統包括深度神經網路 (DNN) 模型，用以透過深度神經元路徑分析糖尿病患者的複數個病理因子資料。深度神經網路 (DNN) 模型包括複數個神經元及一輸出層。至少一部分該等神經元對應該等病理因子資料；輸出層根據特徵分析而輸出與罹癌可能性有關的輸出結果。

A computer-aided prediction system for predicting a diabetes mellitus patient's onset possibility of CRC is provided. The system includes a deep neural network (DNN) model used to analyze a plurality of baseline characteristics from the diabetes mellitus patient by a deep neural path. The DNN model includes a plurality of neurons and an output layer. At least a part of the neurons corresponds to the baseline characteristics. The output layer outputs an output result related to the onset possibility of CRC.

指定代表圖：

符號簡單說明：

1 . . . 電腦輔助預測系統

10 . . . 深度神經網路(DNN)模型

20 . . . 資料取得介面

30 . . . 電腦程式產品

40 . . . 測試模組

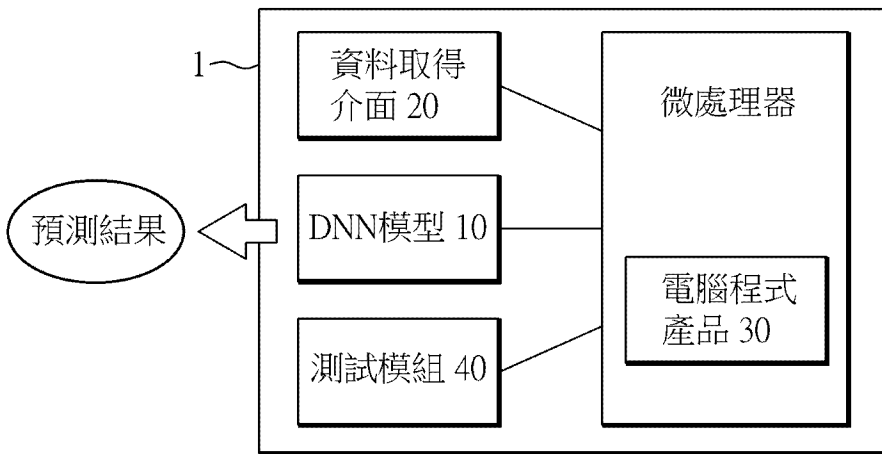


圖1(A)

【發明圖式】

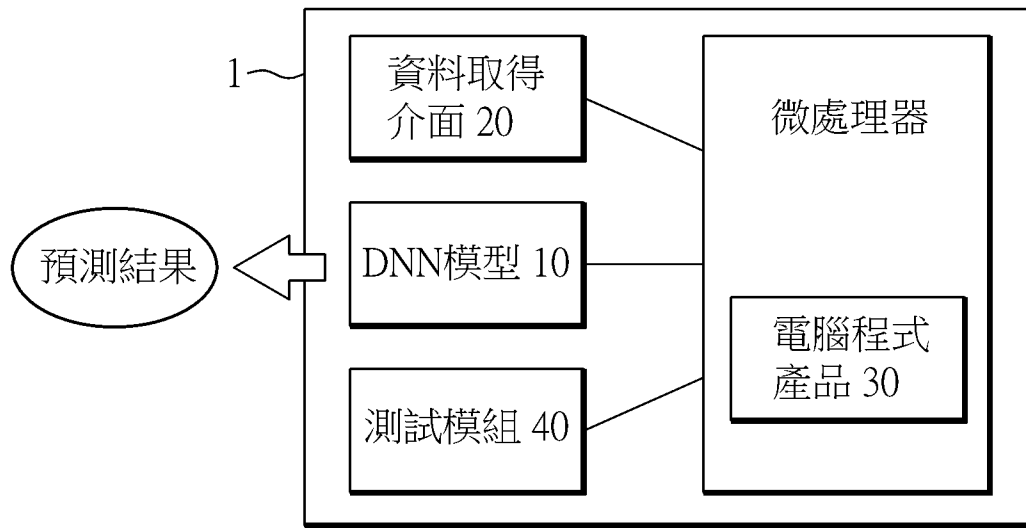


圖1(A)

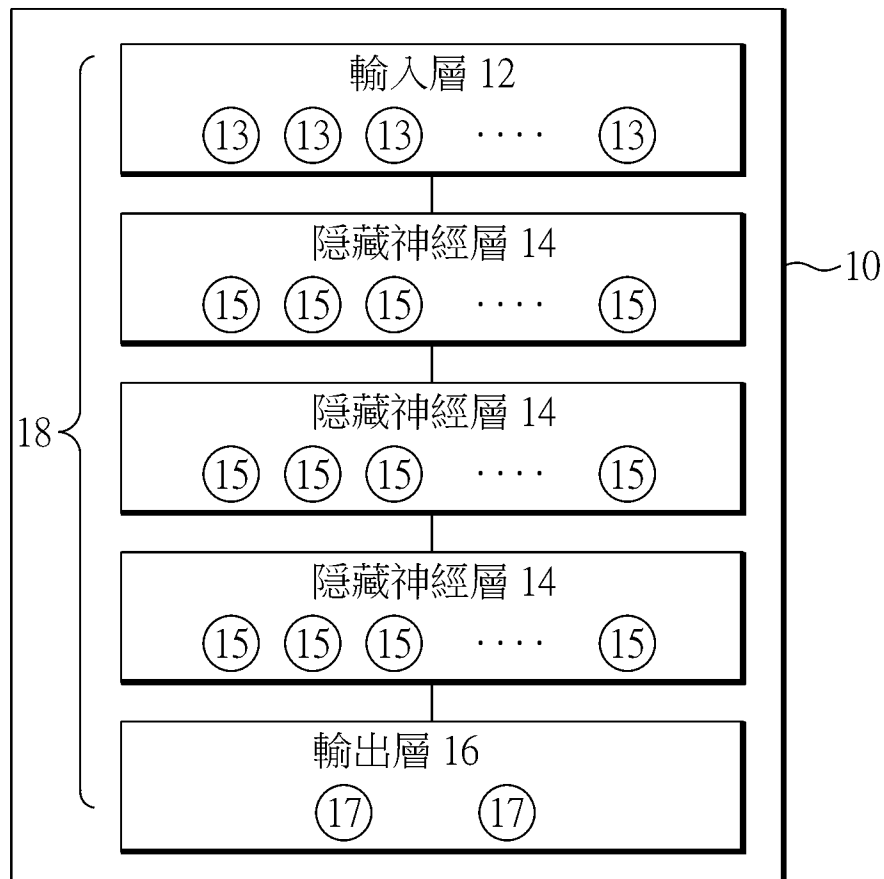


圖1(B)

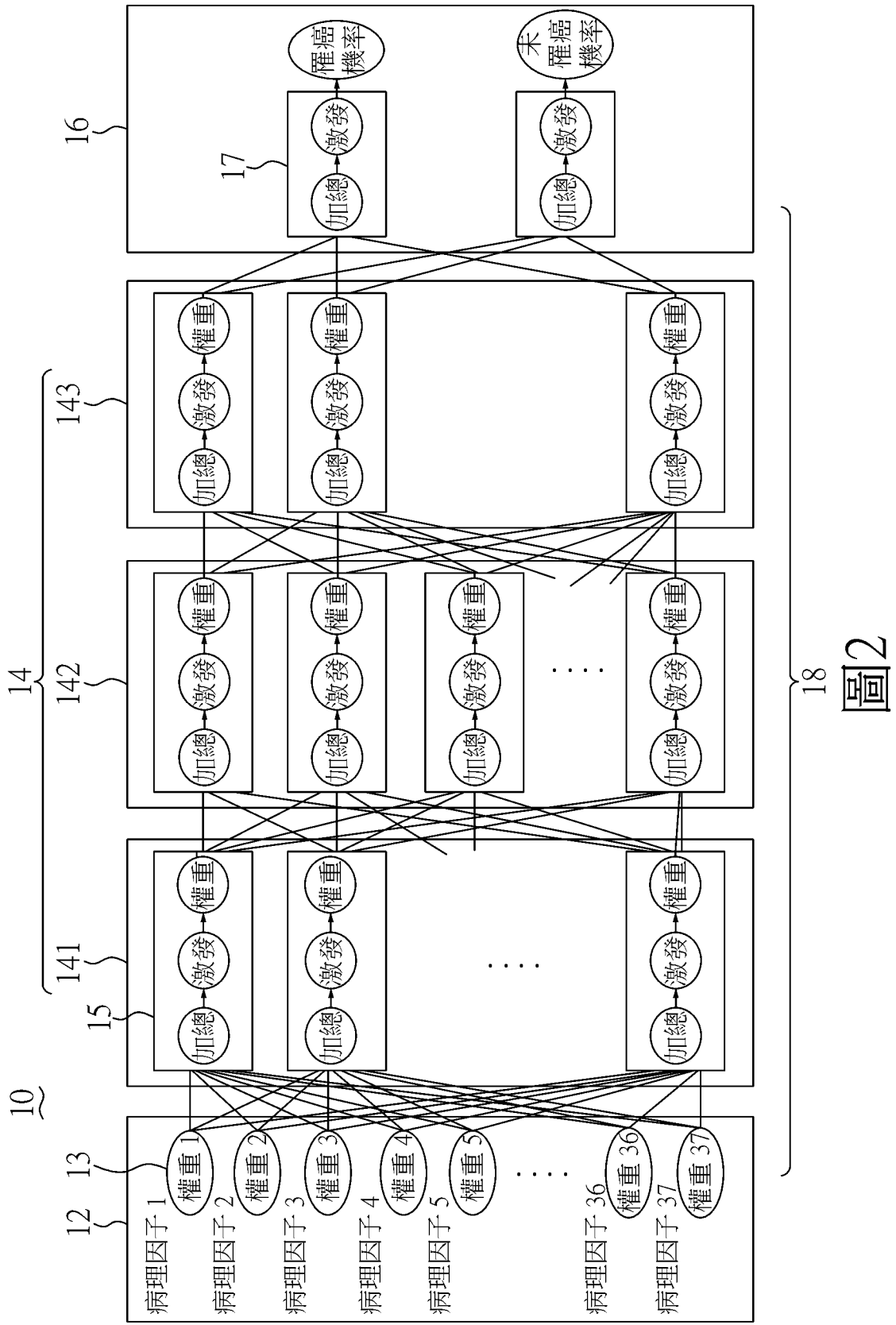


圖2

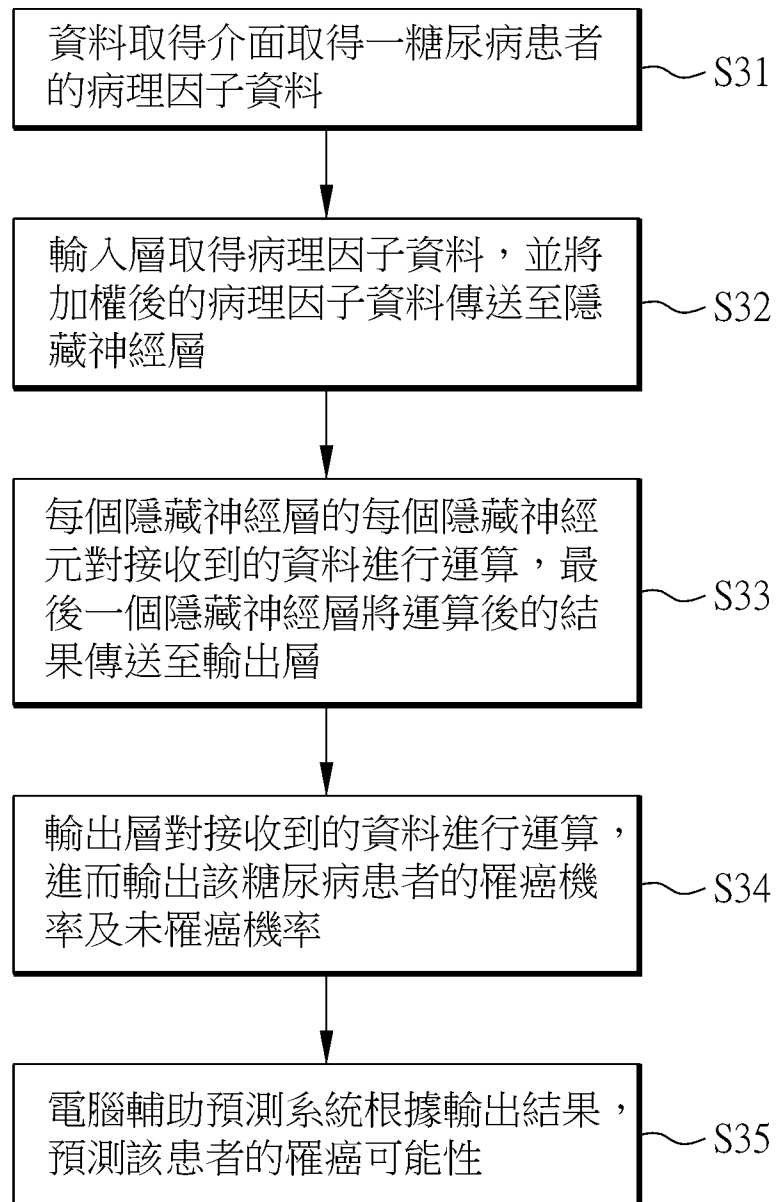


圖3

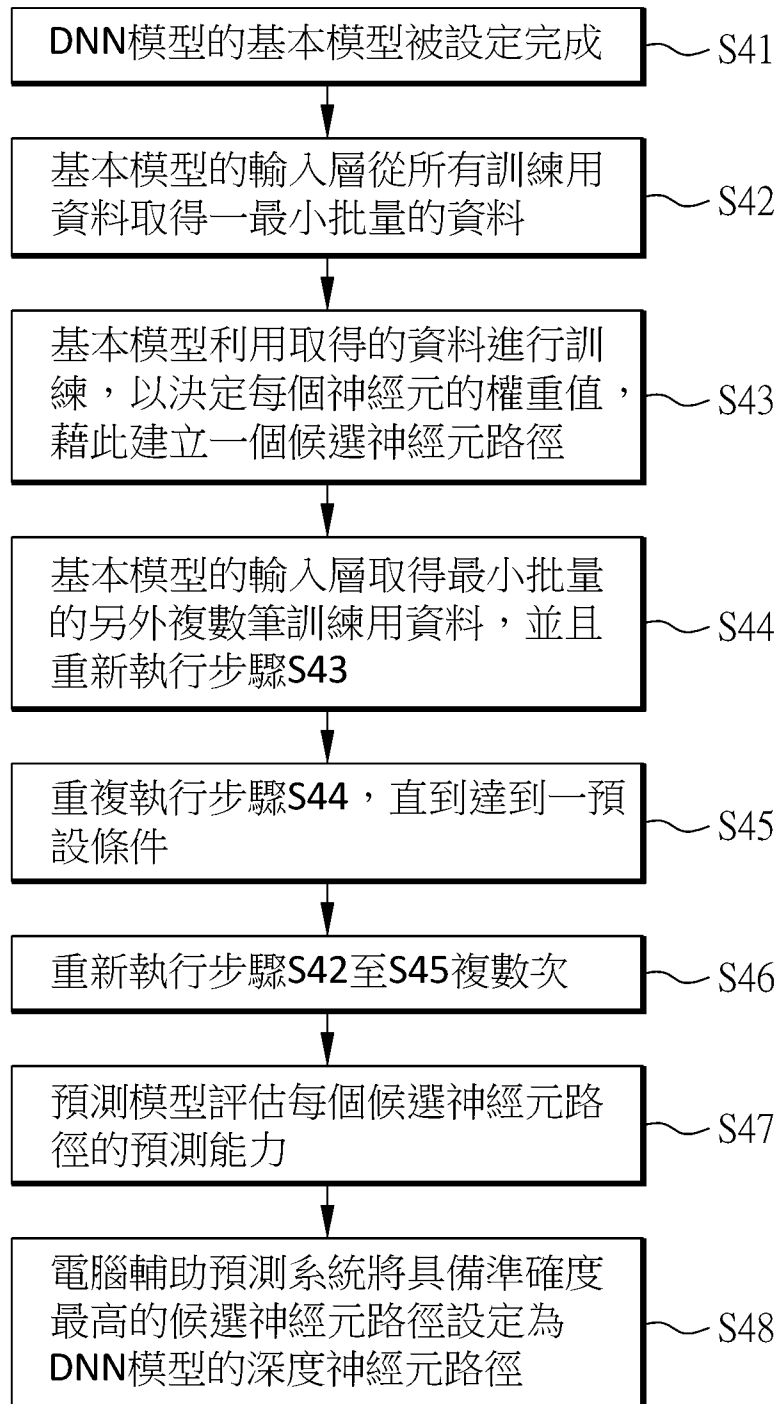


圖4

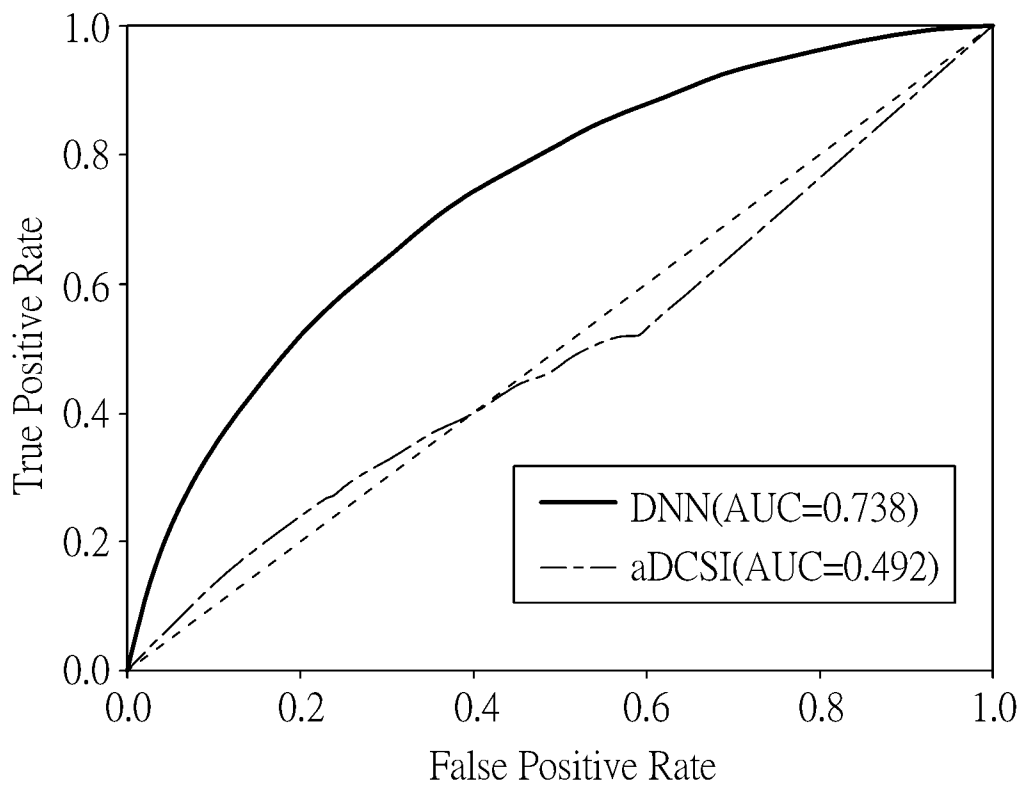


圖5

【發明說明書】

【中文發明名稱】 電腦輔助預測系統、方法及電腦程式產品

【英文發明名稱】 COMPUTER-AIDED RECOGNITION SYSTEM, ITS METHOD AND ITS COMPUTER PROGRAM PRODUCT THEREOF

【技術領域】

【0001】 本發明屬於電腦輔助預測技術領域，特別是預測直腸癌病發可能性的電腦輔助預測技術領域。

【先前技術】

【0002】 糖尿病是最常見的疾病之一，並且全球罹病人數正逐年增加。對於糖尿病患者而言，良好的醫療照護將可提升生存率。然而，最近的研究發現，糖尿病患者罹患直腸癌的風險會一般人更高，一旦發病，將影響糖尿病患者的醫療照護品質，並使生存率大幅下降。對此，若能即早預測糖尿病患者的罹癌機率，就能給予適當的醫療照護，進而能提升患者的生存率。目前雖有一些技術可預測糖尿病患者的併發症，例如適應糖尿病併發症嚴重程度指數(Adapted Diabetes Complication Severity Index, aDCSI)，但其精準度仍不符合預期。由此可知，目前仍急需一種能精準預測糖尿病患者罹患直腸癌可能性的技術

【發明內容】

【0003】 本發明提出一種電腦輔助預測技術，是以深度神經網路為基礎，並配合有併發直腸癌或未併發直腸癌的大量糖尿病患者的病理因子資料來對深

度神經網路的基本模型進行訓練，當訓練完成後，深度神經網路即可準確地預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性。

【0004】 根據本發明的一觀點，茲提出一種電腦輔助預測系統，用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性。該系統包含深度神經網路模型，用以透過深度神經元路徑對糖尿病患者的複數個病理因子資料進行特徵分析。深度神經網路模型包含複數個神經元及輸出層。至少部分神經元對應病理因子資料。輸出層根據該特徵分析而輸出與罹患可能性有關的輸出結果。其中，DNN模型是透過複數次訓練來決定每個神經元對應的權重值，進而建立深度神經元路徑。

【0005】 根據本發明的另一觀點，是提供一種電腦輔助預測方法，用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，該方法是透過電腦輔助預測系統來執行，其中電腦輔助預測系統包含具有複數個神經元及輸出層的DNN模型。該方法包含步驟：取得糖尿病患者的複數個病理因子資料；藉由DNN模型，透過深度神經元路徑對該等病理因子資料進行特徵分析；以及藉由輸出層，根據特徵分析而輸出與罹患可能性有關的輸出結果；其中，DNN模型是透過複數次訓練來決定每個神經元對應的權重值，進而建立深度神經元路徑。

【0006】 根據本發明又另一觀點，是提供一種電腦程式產品，儲存於非動態電腦可讀取媒體之中，用以使電腦輔助預測系統進行運作，其中電腦輔助預測系統是用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，並包含具有複數個神經元及輸出層的DNN模型。電腦程式產品包含：一指令，取得糖尿病患者的複數個病理因子資料；一指令，使DNN模型透過深度神經元路徑對病理因子資料進行一特徵分析；以及一指令，使輸出層根據特徵分析而輸出與罹患可能性有關的輸

出結果；其中，DNN模型是透過複數次訓練來決定每個神經元對應的權重值，藉此建立深度神經元路徑。

【圖式簡單說明】

【0007】

圖1(A)是本發明一實施例的直腸癌電腦輔助預測系統的系統架構圖；

圖1(B)是本發明一實施例的DNN模型的架構圖；

圖2本發明一實施例的DNN模型 (已完成訓練)的細部架構示意圖；

圖3是本發明一實施例的電腦輔助預測方法的基本步驟流程圖；

圖4是本發明一實施例的DNN模型的建立過程的步驟流程圖；

圖5是本發明一實施例的實驗數據示意圖。

【實施方式】

【0008】 以下說明書將提供本發明的多個實施例。可理解的是，這些實施例並非用以限制。本發明的各實施例的特徵可加以修飾、置換、組合、分離及設計以應用於其他實施例。

【0009】 圖1(A)是本發明一實施例的電腦輔助預測系統1的系統架構圖。如圖1所示，電腦輔助預測系統1包含一深度神經網路模型10(Deep Neural Network，以下簡稱DNN模型10)，用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的機率。在一實施例中，電腦輔助預測系統1更可包含一資料取得介面20。資料取得介面20用以取得來自外部的資料，亦即使用者(例如醫師)可透過資料取得介面20將患者的

資料輸入至電腦輔助預測系統1中。此外，在一實施例中，電腦輔助預測系統1更可包含一測試模組40，用以測試DNN模型10的預測能力。

【0010】 圖1(B)是本發明一實施例的DNN模型10的架構圖，請同時參考圖1(A)。DNN模型10包含了一輸入層12、複數個隱藏神經層14及一輸出層16。輸入層12具有複數個基本神經元13，其中每個基本神經元13對應一種病理因子資料及一個權重值。隱藏神經層14各自具有複數個隱藏神經元15，其中該等隱藏神經元15與該等基本神經元13連結，且各自亦對應一個權重值。輸出層16包含二輸出神經元17，用以產生二輸出結果，其中該等輸出結果各自對應糖尿病患者的罹癌機率及未罹癌機率。在一實施例中，基本神經元13、隱藏神經元15及輸出神經元17可形成一深度神經元路徑18，而DNN模型10可透過深度神經元路徑18對糖尿病患者的複數個病理因子資料進行一特徵分析，輸出層16可根據該特徵分析而輸出該等輸出結果(罹患癌機率以及未罹癌機率)。更詳細地說明，當DNN模型10取得糖尿病患者的複數個病理因子資料時，可將糖尿病患者的該等病理因子輸入至深度神經元路徑18之中，並利用深度神經元路徑18上每個基本神經元13、隱藏神經元15及輸出神經元17對糖尿病患者的該等病理因子進行特徵分析。在一實施例中，「特徵分析」可視為每個神經元對病理因子所進行的運算，而「運算」可包含一加總運算、一激發運算、一加權運算或該等至少二者之組合，且不限於此。藉此，本發明的DNN模型1可準確地預測該糖尿病患者的罹癌的可能性。接著將說明各元件的細節。

【0011】 電腦輔助預測系統1可以是一資料處理裝置，其可透過任何具有微處理器的裝置來實現，例如桌上型電腦、筆記型電腦、智慧型行動裝置、伺服器或雲端主機等類似裝置。在一實施例中，電腦輔助預測系統1可具備網路通

訊功能，以將資料透過網路進行傳輸，其中網路通訊可以是有線網路或無線網路，因此電腦輔助預測系統1亦可透過網路來取得資料。在一實施例中，電腦輔助預測系統1可由微處理器中執行一電腦程式產品30來實現其功能，其中電腦程式產品30可具有複數個指令，該等指令可使處理器執行特殊運作，進而使處理器實現如DNN模型10或測試模組40等功能。在一實施例中，電腦程式產品30可儲存於一非暫態電腦可讀取媒體(例如記憶體)之中，但不限於此。在一實施例中，電腦程式產品30亦可預先儲存於網路伺服器中，以供使用者下載。

【0012】 在一實施例中，資料取得介面20可以用以取得外部資料的一實體連接埠，例如當電腦輔助預測系統1是由電腦時，資料取得介面20可以是電腦上USB介面、各種傳輸線接頭等，但並非限定。此外，資料取得介面20亦可與無線通訊晶片整合，因此能以無線傳輸的方式接收資料。

【0013】 本發明的DNN模型10是一種資料分析的人工智慧模型，其是以複數個運算節點作為神經網路的神經元，且每個神經元的運算可視為病理因子的特徵分析。在利用大量的資料進行訓練後，DNN模型10可建構出每個神經元所對應的權重值。在一實施例中，在進行訓練之前，DNN模型10的基本模型(即未訓練的基本架構)可預先被建立，例如預先設定好神經元的數量、隱藏神經層14的數量、神經元之間的連結等，而系統1再透過電腦程式產品30中的指令使尚未訓練的DNN模型10進行訓練，以決定每個基本神經元13及隱藏神經元15的權重值，進而建立出深度神經元路徑18。在一實施例中，基本模型可經歷多次訓練而產生多個神經元路徑，並可透過測試模組40來測試每個神經元路徑的準確度。需注意的是，為區分訓練前與訓練後的DNN模型10，下文中對於未訓練的DNN模型10皆以基本模型來稱之，而訓練完成後則以DNN模型10稱之。

【0014】 圖2是本發明一實施例的DNN模型10(已完成訓練)的細部架構示意圖，請同時參考圖1(A)及1(B)。為了要準確預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，本發明的DNN模型10(或基本模型)的隱藏神經層14的數量、基本神經元13的數量及隱藏神經元15的數量皆可視為可變參數。在圖2的實施例中，輸入層12可具有37個基本神經元13，亦即DNN模型10是以37個病理因子作為特徵分析時的基礎。此外，DNN模型10可具有3個隱藏神經層14，且每個隱藏神經層14各自包含30個隱藏神經元15。如圖2所示，輸入層12連結至第一個隱藏神經層141，第一個隱藏神經層141連結至第二個隱藏神經層142，第二個隱藏神經層142連結至第三個隱藏神經層143，第三個隱藏神經層143連結至輸出層16，因此，當一患者的37個病理因子資料被輸入至DNN模型10時，會先在輸入層12進行分析，之後依序進入隱藏神經層141~143進行分析，之後再由輸出層16根據分析結果產生輸出結果17。上述「分析」是指每個神經元對於接收到的資料所進行的「運算」。在一實施例中，當資料通過一個神經元時，可視為一次運算的執行。

【0015】 在一實施例中，輸入層12中的每個基本神經元13皆會與第一隱藏神經層141中的每個隱藏神經元15連結，亦即每個基本神經元13的運算結果會各自傳送至第一隱藏神經層141的每個隱藏神經元15。第一隱藏神經層141的每個隱藏神經元15皆會與第二隱藏神經層142中的每個隱藏神經元15連結，亦即第一隱藏神經層141的每個隱藏神經元15的運算結果會傳送至第二隱藏神經層142的每個隱藏神經元15。第二隱藏神經層142中的每個隱藏神經元15皆會與第三隱藏神經層143中的每個隱藏神經元15連結，亦即第二隱藏神經層142的每個隱藏神經元15的運算結果會傳送至第三隱藏神經層143中的每個隱藏神經元15。第三隱藏神經層143中的每個隱藏神經元15皆會與輸出層16中的每個輸出神經元17連結，亦即

第三隱藏神經層143的每個隱藏神經元15的運算結果會傳送至每個輸出神經元17。經由輸出神經元17的運算後，輸出層16可產生患者的罹癌機率及為罹癌機率。

【0016】 接著將說明運算過程的細節。如圖2所示，在一實施例中，當37個病理因子資料進入輸入層12後，每個病理因子資料會各自與相對應的權重值進行加權運算(亦即與權重值進行相乘)，之後所有加權後的資料再一併傳送至第一隱藏神經層141中的每個隱藏神經元15。在一實施例中，對於每個隱藏神經層141~143的每個隱藏神經元15而言，其會將接收到的資料先進行一加總運算，之後再將加總運算的結果進行一第一型態激發運算，而之後再將第一型態激發運算的結果與該隱藏神經元15所對應的權重值進行加權運算，而每個隱藏神經元15的加權運算結果將一併進入下一個隱藏神經層14或輸出層16之中。在一實施例中，對於輸出層16的每個輸出神經元17而言，所取得的資料會先進行加總步驟，之後再進行一第二型態激發運算，而第二型態激發運算後的結果將形成一機率值。

【0017】 在一實施例中，第一型態激發運算與第二型態激發運算可不相同。在一實施例中，第一激發運算是定義為使用線性整流函數(Rectified Linear Unit, ReLU)作為激發函數(Activation function)來進行運算。在一實施例中，第二激發運算是定義為使用Softmax函數作為激發函數來進行運算。由於ReLU函數的輸出區間為0至無限大，因此適合作為類神經網路的中間部分的神經元的激發器，而由於Softmax函數的輸出區間為0至1，因此適合作為類神經網路的輸出端的神經元的激發器，例如可使輸出結果形成機率。需注意的是，本發明不限於此，亦即本發明亦可使用其它激發函數來進行激發運算。

【0018】 藉此，當DNN模型10完成訓練後，只要將一患者的37個病理因子輸入至DNN模型10中，DNN模型10即可預測該患者罹患直腸癌的可能性。在一實施例中，這些病理因子資料可先進行正規化或標準化的程序而形成相同標準下的數值，例如每個病理因子可進行正規化或標準化的程序而轉換為一個分數，而這些分數可經由神經元進行加權運算，且最終形成罹癌機率及未罹癌機率。

【0019】 此外，對於DNN模型10而言，神經元的資料來源，可能會影響著DNN模型10的預測能力。在一實施例中，患者的37個病理因子資料可包含生理性資料(Biographical)、共病症資料(Comorbidities)、糖尿病併發症資料(Diabetes Complications)、治療藥物資料(Medications)及指數資料(Scoring System)，但不限於此。

【0020】 在一實施例中，「生理性資料」可包含年齡、性別、低都市化(Lowest Urbanization)、中都市化(Medium Urbanization)、高都市化(High Urbanization)、最高都市化(Highest Urbanization)、白領階級(White Collar Occupation)、藍領階級(Blue Collar Occupation)及其它職業階級(Other Occupation)等資訊，但不限於此。在一實施例中，「共併症資料」可包含高血壓、高脂血症、中風、充血性心力衰竭、結腸直腸息肉、肥胖、COPD、CAD、哮喘、吸煙、炎症性腸病、腸易激綜合徵、CKD及酒精相關疾病等資訊，但不限於此。在一實施例中，「糖尿病併發症資料」可包含視網膜病變、腎病、神經病變、腦血管、心血管及代謝等資訊，但不限於此。在一實施例中，「治療藥物資料」可包含二甲雙胍(Metformin)、他汀類藥物(Statin)，胰島素(Insulin)、磺脲類藥物(Sulfonylureas)、其他抗糖尿病藥物(Other antidiabetic drugs)、TZD及PVD等資訊，

但不限於此。在一實施例中，「指數資料」可包含糖尿病併發症嚴重程度指數 (aDCSI Index) 資訊，但不限於此。

【0021】 在一實施例中，每個病理因子資料可以被數值化為相對應的分數，其中數值化的方式可依照資料性質而不相同，舉例來說，某些特徵可依照「特徵的有無」而對應不同分數(例如性別的不同會對應不同分數、藥物的使用與否會對應不同分數等)，而某些特徵本身可分為多個級距，並且透過級距而對應至不同分數(例如25歲可對應一分數，30歲可對應另一分數等)；上述內容僅是舉例，本發明不限於此。

【0022】 接著將說明電腦輔助預測系統1的基本運作方式。圖3是本發明一實施例的電腦輔助預測方法的基本步驟流程圖，該方法是由圖1(A)的電腦輔助預測系統1執行，其中DNN模型10屬於已訓練完成的狀態，並請同時參考圖1(A)至圖3。如圖3所示，首先步驟S31被執行，資料取得介面20取得一糖尿病患者的病理因子資料。之後，步驟S32被執行，DNN模型10的輸入層12取得病理因子資料，並將加權後的病理因子資料傳送至隱藏神經層14。之後，步驟S33被執行，每個隱藏神經層14的每個隱藏神經元會對接收到的資料進行運算，其中最後一個隱藏神經層14會將運算後的結果傳送至輸出層16。之後，步驟S34被執行，輸出層16對接收到的資料進行運算，進而輸出該患者的罹癌機率及未罹癌機率。之後，步驟S35被執行，系統1根據輸出層16的輸出結果，預測該患者的罹癌可能性。

【0023】 關於步驟 S31，在一實施例中，病理因子資料可以是前述的 37 個病理因子，並且已經由正規化或標準差運算而形成一分數。

【0024】 關於步驟S32，在一實施例中，每個病理因子所對應的權重值(基本神經元13的權重值)皆已在DNN模型10(基本模型)的訓練過程中被決定，換言

之，DNN模型10的訓練目的之一即是在決定每個病理因子所對應的權重值為何。在一實施例中，每個病理因子的分數會在基本神經元13中進行加權運算，之後再被傳送至第一個隱藏神經層14中的每個隱藏神經元15。

【0025】 關於步驟S33，在一實施例中，每個隱藏神經層14的每個隱藏神經元15會對接收到的資料進行加總運算、激發運算(第一型態激發運算)及加權運算，其中每個隱藏神經元15對應的權重值亦是在DNN模型10(基本模型)的訓練過程中被決定，亦即DNN模型10的訓練目的之一即是在決定每個隱藏神經元所對應的權重值為何。在一實施例中，最後一個隱藏神經層14中的每個隱藏神經元15的加權運算結果，將被傳送至輸出層16中的每個輸出神經元17。

【0026】 關於步驟S34，在一實施例中，輸出層16的每個輸出神經元會對接收到的資料進行加總及激發運算(第二型態激發運算)。在一實施例中，輸出層16的二輸出結果的加總為1(亦即加總結果對應100%的預測機率)。

【0027】 關於步驟S35，在一實施例中，系統1會比較輸出層16的二輸出結果，並將較高的機率作為預測結果，舉例來說，當對應未罹癌機率的輸出結果為0.75(即表示75%)，而對應罹癌機率的輸出結果為0.25(即表示25%)時，則系統1會預測該患者的罹癌可能性較低，但本發明不限於此。

【0028】 由此可知，當DNN模型10建立完成後，只要將患者的病理因子資料輸入至電腦輔助預測系統1中，DNN模型10即可預測該患者的罹癌可能性，藉此，患者可提早進行預防，生存機率可大幅提升。

【0029】 此外，為了使DNN模型10能夠執行步驟S31至S35，DNN模型10必須先透過訓練來建立每個神經元的權重值。以下將詳細說明DNN模型10的建立過程。

【0030】 圖4是本發明一實施例的DNN模型10的建立過程的步驟流程圖，其中該等步驟可由電腦輔助預測系統1的處理器執行電腦程式產品30中的指令而實現，並請同時參考圖1至圖4。

【0031】 首先，步驟S41被執行，DNN模型10的基本模型被設定完成。之後，步驟S42被執行，輸入層12從全部訓練用資料中取得一最小批量的資料。之後，步驟S43被執行，基本模型利用取得的資料進行訓練，以決定基本模型中的每個神經元的權重值，藉此建立一個候選神經元路徑。之後步驟S44被執行，基本模型的輸入層12取得最小批量的另外複數筆訓練用資料，並重新執行步驟S43。之後步驟S45被執行，重複執行步驟S44，直到達到一預設條件。之後步驟S46被執行，重新執行步驟S42至S45複數次(iteration程序)。之後步驟S47被執行，預測模型40評估每個候選神經元路徑的預測能力。之後步驟S48被執行，系統1將具備預測能力最好的候選神經元路徑設定為DNN模型10實際使用的深度神經元路徑18。上述步驟至少可透過系統1的處理器執行電腦程式產品30的指令或其它電腦程式產品的指令而實現。

【0032】 關於步驟S41，此步驟是用以找出DNN模型10(基本模型)的最佳變數參數，此處變數參數可例如是隱藏神經層的數量、激發函數為何等，且不限於此。此步驟可由系統1接收使用者所輸入的指令，並依照指令來進行基本模型的設定來實現。在一實施例中，此步驟是使用少數訓練用資料先建立出複數個具備不同參數的簡化基本模型，之後再利用K折交互驗證方法(K-fold cross validation)找出其中一個效能最佳的簡化基本模型，並將該簡化基本模型設定為DNN模型10的基本模型(亦即最佳參數值可被找出)。此處「少數的訓練用資料」可例如是所有訓練用資料的1/100，但不限於此。在一實施例中，K-fold cross

validation是對每個簡化基本模型進行K次驗證，每次驗證包含了訓練過程及測試過程，其中訓練過程是決定該簡化基本模型的各神經元的權重值，測試過程是用以測試該簡化基本模型的預測能力。對於一個簡化基本模型而言，每次驗證是將前述少數的訓練用資料以(K-1):1的數量分為訓練組及測試組，其中訓練組用於訓練過程，測試組則用於測試過程。當K次驗證完成後，系統1再將該簡化基本模型的每次驗證的準確度取平均值，並將該平均值作為該簡化基本模型的準確度。在一實施例中，K為10，亦即每個簡化基本模型將進行10次驗證，且每次驗證是將訓練用資料以9:1的數量分為訓練組及測試組，但本發明不限於此。此外，假如DNN模型10需使用最佳超參數(best hyperparameter)、優化器(optimizer)，則最佳超參數(best hyperparameter)、優化器(optimizer)亦可在步驟S41被設定好。藉此，步驟S41可找出具備最佳參數的簡化基本模型，以作為後續深度訓練所使用的基本模型。

【0033】 關於步驟S42，系統1可先取得全部訓練用資料，並從全部訓練用資料中提取最小批量的資料數量輸入至基本模型中，使基本模型利用該等最小批量的資料進行深度訓練(第一次深度訓練)。在一實施例中，全部訓練用資料的數量是定義為至少一百萬筆，而最小批量是定義至少為100筆資料。在一實施例中，全部訓練用資料為1315899筆，而最小批量是128筆資料，因此系統1會從1315899筆訓練用資料中隨機選取128筆資料輸入至基本模型中，但本發明不限於此。需注意的是，每個訓練用資料包含了一位糖尿病患者的37個病理因子資料及該患者實際罹癌與否的資訊。

【0034】 關於步驟S43，此步驟是基本模型利用步驟S42中所取得的資料來進行訓練，由於訓練用資料包含了糖尿病患者的實際罹癌與否的資訊，因此基

本模型可藉此分析出罹癌情況下可能的病理因子的特性以及未罹癌情況下可能的病理因子特性，進而決定每個神經元的權重值。在一實施例中，基本模型是執行梯度下降運算法來進行訓練，進而決定每個神經元的權重值。在一實施例中，梯度下降運算法可以是Stochastic gradient descent或Adam with Nesterov's accelerated gradient descent二者至少之一，且不限於此。採用Stochastic gradient descent的目的之一是可減少基本模型的預測值及真實結果之間的差異(loss)，例如使基本模型的預測結果與真實結果之間具備局部最小差異值，而採用Adam with Nesterov's accelerated gradient descent的目的之一是使基本模型的預測結果與真實結果之間具備絕對最小差異值的機率提升。此外，由於本發明的重點之一在於藉由Stochastic gradient descent及Adam with Nesterov's accelerated gradient descent的特性來提升基本模型的預測能力的準確度，而關於Stochastic gradient descent及Adam with Nesterov's accelerated gradient descent的執行過程則並非重點，因此在此不對執行過程進行詳述。當完成步驟S43後，基本模型可完成一次訓練，一候選神經元網路可被建立。

【0035】 關於步驟S44，系統1會將另外一組最小批量的資料(即另外128筆資料)輸入至基本模型中，基本模型再利用該組最小批量的資料重新進行步驟S43的訓練，並藉此產生另一候選神經元網路。在一實施例中，每次系統所選擇的最小批量的資料皆是隨機選取，因此每組最小批量的資料可能會有重複的資料被選取，但並非限定。

【0036】 關於步驟S45，系統1會重複執行步驟S41，進而產生基本模型的複數個神經元網路，直至一個預設條件被達成。在一實施例中，「預設條件」是指所有的訓練用資料都已輸入至基本模型之中，且基本模型已訓練完成；在

另一實施例中，「預設條件」亦可以是指定數量的神經元網路已被建立出來。關於「預設條件」的描述僅是舉例，本發明不限於此。

【0037】 關於步驟S46，此步驟用以對基本模型的訓練進行迭代(iteration)程序，亦即重新執行步驟S42至S45，直至達到指定次數，藉此進一步提升神經元網路的預測能力。在一實施例中，「指定次數」是設定為至少1000次，但並非限定。

【0038】 關於步驟S47，此步驟是透過測試模組40對每個候選神經元網路進行效能的評估。在一實施例中。測試模組40的測試可包含權重平均召回(Weighted average recall)分析，用以分析該等候選神經元網路的靈敏度。在一實施例中，測試模組40的測試可包含正預測值分析，用以分析出該等候選神經元網路的準確度。在一實施例中，測試模組40的測試可包含F1分析，用以分析出該等候選神經元網路的F1值(即靈敏度和精準度的調和平均值)。在一實施例中，權重平均召回、正預測值及F1分析中之至少二者會一併執行。藉此，每個候選神經元網路的預測效能可被評估出來。

【0039】 關於步驟S48，此步驟是用以選取預測效能最佳的候選神經元網路作為實際使用的DNN模型10的深度神經元網路18。當步驟S48完成後，DNN模型10的訓練已完成，往後使用者(醫師)只要將患者的病理因子資料輸入至DNN模型10，DNN模型10即可分析出患者的罹癌可能性。

【0040】 此外，在一實施例中，在訓練過程中，每個隱藏神經層14及輸出層16可被施加一個dropout(即一種用以避免過度訓練(overfitting)的正規化技術)。在一實施例中，輸出層16可使用categorical cross entropy function作為一損失函數。

另外，在一實施例中，每個神經元的權重值可使用正規化He起始值(Normalized He initialization)而被初始化。本發明不限於此。

【0041】 圖5是本發明一實施例的實驗數據示意圖，其是以ROC曲線來呈現本發明的DNN模型10與傳統的aDCSI模型對於預估糖尿病患者罹癌機率的準確度，其Y軸為真陽性率(以True positive rate標註)，X軸為偽陽性率(以False positive rate標註)，其中兩者是以相同的資料進行測試。如圖5所示，DNN模型10的ROC曲線的曲線下面積(AUC)約為0.738，而aDCSI模型的AUC約為0.492，由此可知，本發明的DNN模型10擁有比傳統的aDCSI模型更好的預測能力。

【0042】 藉此，本發明所使用的DNN模型可建立完成，換言之，只要將患者的病理因子資料輸入至DNN模型中，DNN模型即可自動預測出該患者罹患直腸癌的可能性。藉由深度學習訓練，本發明的電腦輔助預測系統可精準地預測出患者的罹癌機率，可輔助患者尋求最佳的醫療照護方式。

【0043】 此外，在一實施例中，本發明的電腦輔助預測系統、方法及電腦程式產品可由論文“Development of a Prediction Model for Colorectal Cancer among Patients with Type 2 Diabetes Mellitus Using a Deep Neural Network”，Meng-Hsuen Hsieh, Li-Min Sun, Cheng-Li Lin, Meng-Ju Hsieh, Kyle Sun, Chung-Y. Hsu, An-Kuo Chou, and Chia-Hung Kao” 記載的內容來實現，但不限於此。

【0044】 儘管本發明已透過上述實施例來說明，可理解的是，根據本發明的精神及本發明所主張的申請專利範圍，許多修飾及變化都是可能的。

【符號說明】

【0045】

1	電腦輔助預測系統
10	深度神經網路(DNN)模型10
12	輸入層
13	基本神經元
14	隱藏神經層
141	第一個隱藏神經層
142	第二個隱藏神經層
143	第三個隱藏神經層
15	隱藏神經元
16	輸出層
17	輸出神經元
18	深度神經路徑
20	資料取得介面
30	電腦程式產品
40	測試模組
S31~S35	步驟
S41~S48	步驟

公告本

I681407

【發明摘要】

【中文發明名稱】電腦輔助預測系統、方法及電腦程式產品

【英文發明名稱】COMPUTER-AIDED RECOGNITION SYSTEM, ITS METHOD AND ITS COMPUTER PROGRAM PRODUCT THEREOF

【中文】

一種電腦輔助預測系統，用以預測糖尿病患者罹患直腸癌的可能性。該系統包括深度神經網路(DNN)模型，用以透過深度神經元路徑分析糖尿病患者的複數個病理因子資料。深度神經網路(DNN)模型包括複數個神經元及一輸出層。至少一部分該等神經元對應該等病理因子資料；輸出層根據特徵分析而輸出與罹癌可能性有關的輸出結果。

【英文】

A computer-aided prediction system for predicting a diabetes mellitus patient's onset possibility of CRC is provided. The system includes a deep neural network (DNN) model used to analyze a plurality of baseline characteristics from the diabetes mellitus patient by a deep neural path. The DNN model includes a plurality of neurons and an output layer. At least a part of the neurons corresponds to the baseline characteristics. The output layer outputs an output result related to the onset possibility of CRC.

【指定代表圖】圖1(A)

【代表圖之符號簡單說明】

- | | |
|----|-----------------|
| 1 | 電腦輔助預測系統 |
| 10 | 深度神經網路(DNN)模型10 |
| 20 | 資料取得介面 |
| 30 | 電腦程式產品 |
| 40 | 測試模組 |

【特徵化學式】無。

【發明申請專利範圍】

【第1項】 一種電腦輔助預測系統，用以預測一糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，包含：

一深度神經網路(DNN)模型，透過一深度神經元路徑對該糖尿病患者的複數個病理因子資料進行一特徵分析，其中該DNN模型包含：

複數個神經元，其中至少一部分該等神經元對應該等病理因子資料；

以及

一輸出層，根據該特徵分析而輸出與罹癌可能性有關的至少一輸出結果；

其中，該DNN模型是透過複數次訓練而決定每個神經元所對應的一權重值，進而建立該深度神經元路徑；

其中，該等病理因子資料包含生理性資料、共病症資料、糖尿病併發症資料、治療藥物資料及指數資料。

【第2項】 如請求項1所述的電腦輔助系統，其中該DNN模型更包含一輸入層及複數個隱藏神經層，其中輸入層包含對應該等病理因子資料的複數個基本神經元，該等隱藏神經層各自包含複數個的隱藏神經元，且其中一個隱藏神經層的每個隱藏神經元各自與所有基本神經元連結。

【第3項】 如請求項2所述的電腦輔助系統，其中該等隱藏神經層的數量是藉由執行一k折交互驗證方法(k-fold cross-validation)而決定，其中k設定為10。

【第4項】 如請求項2所述的電腦輔助系統，其中該DNN模型是透過隨機選取複數筆訓練用資料來進行每次訓練，並建立出複數個候選深度神經網路，其中每次訓練是定義為對等訓練用資料執行至少一梯度下降運算來決定每個基本神

經元及每個隱藏神經元所對應的權重值，且每個訓練用資料包含一糖尿病患者的37個病理因子資料及該糖尿病患者是否罹患直腸癌的資訊。

【第5項】如請求項4所述的電腦輔助系統，其中該DNN模型實際使用時的該深度神經網路是該等候選深度神經網路中具備最佳預測能力之一者，且該等深度神經網路的預測能力是透過權重平均召回(Weighted average recall)、正預測值及F1分析其中至少之一來決定。

【第6項】一種電腦輔助預測方法，用以預測一糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，該方法是透過一電腦輔助預測系統來執行，其中該電腦輔助預測系統包含一DNN模型，且該DNN模型包含複數個神經元及一輸出層，該方法包含步驟：

取得該糖尿病患者的複數個病理因子資料；

藉由該DNN模型，透過一深度神經元路徑對該等病理因子資料進行一特徵分析；以及

藉由該輸出層，根據該特徵分析而輸出與罹癌可能性有關的至少一輸出結果；

其中，該DNN模型是透過複數次訓練來決定每個基本神經元的一權重值，進而建立該深度神經元路徑；

其中，該等病理因子資料包含生理性資料、共病症資料、糖尿病併發症資料、治療藥物資料及指數資料。

【第7項】如請求項6所述的電腦輔助預測方法，其中該DNN模型更包含一輸入層及複數個隱藏神經層，其中輸入層包含對應該等病理因子資料的複數個基本神經元，該等隱藏神經層各自包含複數個的隱藏神經元，且其中一個隱藏神經層的每個隱藏神經元各自與所有基本神經元連結。

【第8項】如請求項7所述的電腦輔助預測方法，其中該DNN模型是透過隨機選取複數筆訓練用資料來進行每次訓練，並建立起複數個候選深度神經網路，

其中每次訓練是定義為對等訓練用資料執行至少一梯度下降運算來決定每個基本神經元及每個隱藏神經元所對應的權重值，且每個訓練用資料包含一糖尿病患者的37個病理因子資料及該糖尿病患者是否罹患直腸癌的資訊。

【第9項】如請求項8所述的電腦輔助系統，其中該DNN模型實際使用時的該深度神經網路是該等候選深度神經網路中具備最佳預測能力之一者，且該等深度神經網路的預測能力是透過權重平均召回分析、正預測值分析及F1分析其中至少之一來決定。

【第10項】一種電腦程式產品，儲存於一非暫態電腦可讀取媒體之中，用以使一電腦輔助預測系統進行運作，其中該電腦輔助預測系統是用以預測一糖尿病患者罹患直腸癌的可能性，且該電腦輔助預測系統包含具有複數個基本神經元及一輸出層的一DNN模型，該電腦程式產品包含：

- 一指令，取得該糖尿病患者的複數個病理因子資料；
- 一指令，使該DNN模型透過一深度神經元路徑對該等病理因子資料進行一特徵分析；以及
- 一指令，使該輸出層根據該特徵分析而輸出與罹癌可能性有關的至少一輸出結果；

其中，該DNN模型是透過複數次訓練來決定每個基本神經元的一權重值，進而建立該深度神經元路徑；

其中，該等病理因子資料包含生理性資料、共病症資料、糖尿病併發症資料、治療藥物資料及指數資料。