

植基於深度學習建構個人化長期照護輔助模型

林俊男、吳正宗、劉得穎、薛福昇

摘要

臺灣現今社會老年人口逐年上升，面臨到人口老化的挑戰，失能及失智者的照顧需求大幅提升，家庭、照護單位看養負擔相對沈重，且照顧員人力不足與城鄉差距嚴重、未能因地制宜。綜合上述，本研究期望藉由深度學習中的類神經網路進行輔助模型的建置，此模型將基於個人的正常生命跡象數值建構個人化的生命跡象判斷模型，以適應不同個體的量測範圍及跡象，且以此模型在其生命量測數值異常時，即時通知看護人員，使病患能在第一時間得到救助，期望以此模式降低看護人員工作量超載的問題。

關鍵詞：人口老化、長期照護、深度學習、類神經網路

林俊男，國立臺東大學資訊管理學系助理教授。E-mail：cnlin@mis.ccu.edu.tw

吳正宗，國立臺東大學資訊管理學系學生。E-mail：xburnera3694322@gmail.com

劉得穎，國立臺東大學資訊管理學系學生。E-mail：fda249231@gmail.com

薛福昇，國立臺東大學資訊管理學系學生。E-mail：s20170909@gmail.com

Based on the Deep Learning to Build the Personal Long-Term Care Support Model

Chun-Nan Lin & Cheng-Tsung Wu & Te-Ying Liu & Fu-Sheng Hsueh

Abstract

The challenge of population aging is currently facing for the Taiwan society today. The requirements of long-term care for disable and demented people have increased significantly. However, the related about long-term care of manpower is obviously insufficient. For these reasons, this study is based on the deep learning to build the model for support long-term care. This model will collect the individual life signs, and also construct a personalized health identify model. We hope that the model can support the works of long-term care related personnel and reduce their workload.

Keywords: Population aging, Long-term care, Deep learning, Neural networks

Chun-Nan Lin, Assistant Professor, Department of Information Science and Management Systems, National Taitung University. E-mail: cnlin@mis.ccu.edu.tw

Cheng-Tsung Wu, Student, Department of Information Science and Management Systems, National Taitung University. E-mail: xburnera3694322@gmail.com

Te-Ying Liu, Student, Department of Information Science and Management Systems, National Taitung University. E-mail: fda249231@gmail.com

Fu-Sheng Hsueh, Student, Department of Information Science and Management Systems, National Taitung University. E-mail: s20170909@gmail.com

壹、緒論

隨著現代醫療水準之提升，人口老化逐漸成為現今各國的重要課題，根據臺灣國家發展委員會人口推估查詢系統之人口重要指標資料顯示(國家發展委員會，中華民國人口推估(2018 年至 2065 年))，臺灣老年人口占總人口比率在 2018 年結算正式超越 14%，意指臺灣由「高齡化社會」步入「高齡社會」，且根據內政部戶政司公佈之總生育率顯示(如圖 1 所示)，臺灣受到少子化等諸多因素的影響甚鉅，此浪潮下，長期照顧議題越顯重要，需有完善的長照體系與政策扶持，才能因應該社會架構改變所帶來的衝擊。

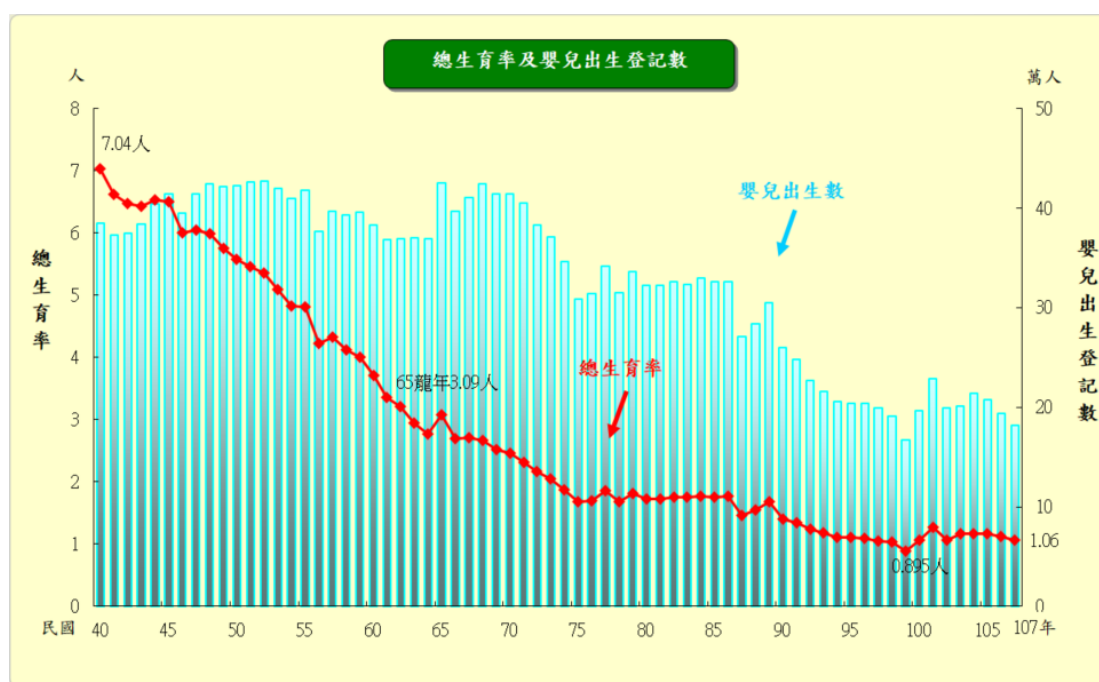


圖 1 總生育率及嬰兒出生登記數
(資料來源：王賢，高教電子報第 79 期)

有鑑於此，行政院衛生福利部提出十年長照 2.0 計畫(衛生福利部，民 105)，此計畫的核心內容是讓有需要照顧的人，能夠安心生活、減輕負擔，並且讓民眾付得起、用得上，溫馨而人性的長照服務體系。根據衛生福利部醫事司在 2019 年所修訂「醫療機構設置標準」(全國法規資料庫，民 108)，增列護病比標準為醫學中心為九人以下、區域及精神科教學醫院為十二人以下、地區醫院及精神科醫院為十五人以下。但 Aiken 等人(2002)在美國醫學學會雜誌所公布的研究指出，以護理人員照顧 4 位病人為基準，每增加 1 人，則病患在 30 天內死亡率會增加 7%，若增加到 8 位，病患死亡率將增加到 31%。相較之下，馮燕與陳玉澤(民 105)指出臺灣目前護理人員照顧工作不均問題嚴重，加上超時工作等問題，使得社會大眾對於成為醫療人員等相關職務心

生畏懼。欲推動完整的長照計畫，勢必需足夠的醫護與看護人員，但就現階段的醫療人力而言，並不足以負荷未來即將面臨之社會所需，亦是目前公部門與相關單位極需改善的重要課題。

被譽為臺灣最後淨土的臺東，以豐富天然資源、多元雋永的文化聞名，但在臺灣長期東、西部失衡，城鄉差距擴大的今日，臺東的人口結構其老化速度相當劇烈，青壯人口流失，僅存老年人獨居家園，更突顯長照議題的重要性。目前據衛生福利部所公布「107年醫療機構現況及醫院醫療服務量統計電子書」(衛生福利部，2018)之歷年各醫療區域醫療院所數統計，雖然臺灣長期照護中心、醫院、診所不少，但多集中於市區或大都會，且臺東縣內多深山野嶺，偏遠山區往往是弱勢族群之居住地，亦是極需長照的對象，但如同前述，在長照人才缺口過大的今日，臺東地區的長照人力與資源更是嚴重不足，亦為臺東地區埋下潛在的危機。

根據工研院 IEK 醫療器材與健康照護研究部(民 102)調查指出現在蒐集各類型數據的器材變得方便且較為便宜並朝微小化、可攜式設計前進，而其項目與數值精準度也更加精確，讓我們生活中所能記載的資料量越來越豐富且多元，亦為醫療環境注入一陣新興的應用。本研究期望發展一套綜整性的解決方案，特別須適用於前述臺東偏遠地區的長照環境，藉由可攜式的微型醫療設備進行自動且遠端的生理訊號蒐集與監控，即時提供相關醫護人員預警資訊並提供視覺化的資料呈現，讓醫護人員及家屬，可即時掌握病人當下之身體狀態，進而降低醫護人員的工作負荷，亦藉此方式改善關於人手不足之問題。另亦可提供醫生藉由該資料進行初步判斷，以減少評估時間，使病患能更早接受所需治療。而此預警的模型將透過深度學習的方法進行模式的建立，因此可針對不同病患建立出最符合個體的判斷模型，提高其準確性，降低誤判率。

貳、文獻探討

(一)長期照顧

根據「長期照顧法」(全國法規資料庫，民 108)第三條所定義，長期照顧狹義是指身心失能持續已達或預期達六個月以上者，依其個人或其照顧者之需要，所提供之生活支持、協助、社會參與、照顧及相關之醫護服務。在本研究中，所提及之長期照顧則為廣義，意指上述身心失能者以及 55 歲以上未身心失能民眾，服務可能是在機構裡、護理之家或社區所提供的服務；且包括由家人或朋友提供的非正式服務，以及由專業護理人員或機構所提供的正式服務。

對於長期照顧的需求，通常以下列三類功能損傷程度做為評估依據：

- A. 日常生活活動功能。如進食、移動、室內行動、穿衣物、洗澡、上廁所等生活所必要的基本活動的功能。
- B. 工具性日常生活活動功能。如做家事、清洗、烹飪、洗衣、購物、理財、室外行動等。
- C. 心智功能。總括來說，吃飯、上下床、更換衣服、上廁所、洗澡、室內外活動等日常生活必須之功能，或是煮飯、打掃、洗衣服等工具性日常生活活動

功能受損，以及認知功能障礙等，以致需要由他人提供照顧服務者，都是長照的對象。

根據長期照顧十年計劃 2.0(106 年—115 年)(衛生福利部，民 105)所規範，將社區整體照顧服務體系分成 A 級、B 級、C 級，並進行「功能」、「服務對象」、「服務內容」、「交通接送」、「辦理單位」、「設置目標」區段劃分，以下針對分級進行簡述：

A. 社區整合型服務中心(A 級)：

- i. 依區域照管專員研擬之照顧計畫，進行協調連結照顧服務資源。
- ii. 積極提升區域服務能量，開創當地需要但尚未發展的各項長期照顧服務項目，提供區域民眾資訊與宣導。
- iii. 透過社區巡迴車與隨車照服員定時接送，串連 A 級、B 級、C 級服務。

B. 複合型服務中心(B 級)：

- i. 提供既有之長照服務項目，擴充功能優先複合提供居家服務。
- ii. 提供日間照顧服務。
- iii. 提供社政及衛政長照服務，提升社區服務量能，增加民眾獲得多元服務。

C. 巷弄長照站(C 級)：

- i. 由長照服務提供單位廣為設置，並鼓勵社區基層單位投入辦理。
- ii. 充實初級預防照顧服務。
- iii. 提供社區具近便性的臨托服務。
- iv. 促進中高齡人力資源再利用。
- v. 儲備照顧服務員人才。

(二)深度學習

深度學習(Deep Learning)是機器學習的分支，是一種以人工神經網路為架構，對資料進行表徵學習的演算法。是一種基於對資料進行表徵學習的演算法(Deng & Yu, 2014)。觀測值可以使用多種方式來表示，如每個像素強度值的向量，或者更抽象地表示成一系列邊、特定形狀的區域等。而使用某些特定的表示方法更容易從實體中學習任務。深度學習的好處是用非監督式或半監督式的特徵學習和分層特徵提取高效演算法來替代手工取得特徵。

表徵學習的目標是尋求更好的表示方法並建立更好的模型來從大規模未標記資料中學習這些表示方法。表示方法來自神經科學，並鬆散地建立在類似神經系統中的資訊處理和對通訊模式的理解上，如神經編碼，試圖定義拉動神經元的反應之間的關係以及大腦中的神經元的電活動之間的關係。基礎是機器學習中的分散表示(distributed representation)。分散表示假定觀測值是由不同因子相互作用生成。在此基礎上，深度學習進一步假定這一相互作用的過程可分為多個層次，代表對觀測值的多層抽象。不同的層數和層的規模可用於不同程度的抽象。運用了這分層次抽象的思想，更高層次的概念從低層次的概念學習得到。這一分層結構常常使用貪婪演算法逐層構建而成，並從中選取有助於機器學習的更有效的特徵。

深度學習的目標是利用大量的原始數據，透過訓練可以使這個機器發展出許多不同階段，而在訓練的一開始，找到大量數據，並且標記這些資料的正確答案，再逐一將資料讓系統評估，而系統會對每筆資料進行評估並告訴我們它所評估出來的答案，假設評估錯誤，我們會將正確答案告訴它，讓它自我糾正，下次再評估時，它的答案將會更接近正確解答，藉由上百萬次的評估，最後就能得到這筆資料的正確解答。

目前主要的深度學習架構是梯度下降法(Gradient Descent)，用一個機器，以好幾百萬種方式來判斷這個資料，然後交出不一樣的答案，然後把答案與正確解答相減後，畫出一條折線圖，而離正確解答最接近的答案，會在這張折線圖的最低點，這也是梯度下降法，所追求的目標，而這個最低點表示，透過此方式思考出的答案，是最接近正確答案的方式，然後讓所有方式都向這個方式學習，所以每個方式都會找到接近正確答案的方法，然後再反覆的讓它判斷這筆資料，隨著判斷次數提升，正確率也會越高，代表這機器訓練成功。

(三)類神經網路

類神經網路是一種模仿生物神經網路(動物的中樞神經系統)的結構和功能，它是一種數學模型或計算模型，由大量的類神經元連結進行運算，大多數情況下類神經網路能在外界信息的基礎下改變內部結構，是一種自適應系統，也就是所謂的具有學習能力(李仁鐘，民 106)。

類神經網路由大量的節點(神經元)和之間的聯繫所構成，而神經元負責傳遞訊息和加工訊息，而神經元以可以被訓練與強化，形成固定的神經意識形態，而我們藉由一直給予訓練使其對特殊的訊息會有更強烈反應，而神經網路會用一個數學模型來概括這些學習到的判斷力，並以 0 與 1 的組合方式來判斷應該分在哪一類(如圖 2 所示)。

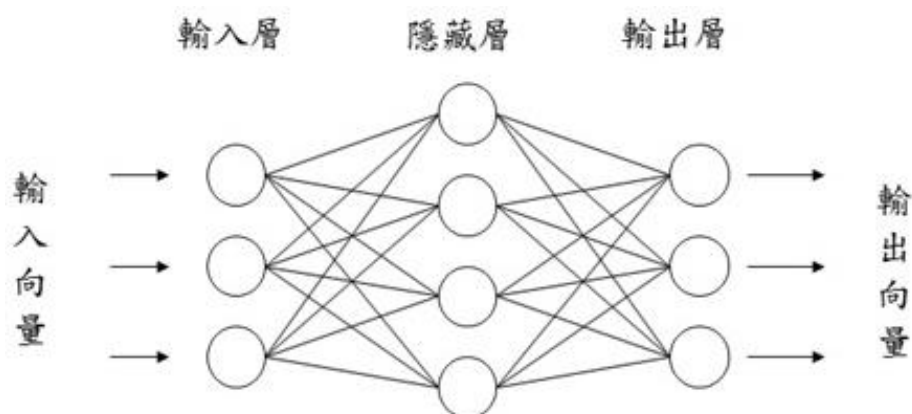


圖 2 類神經網路

類神經網路的預測準確，在於透過不斷地模型訓練學習(Training)，讓類神經網路能夠透過反覆的學習來修正模型權重。處理單元之輸入、輸出值計算公式可用下列公式可用下列函數表示，其公式如下(李仁鐘，民 106)：

$$f_i = f(\text{net}_i) = f\left(\sum_i w_{ij}x_i - \theta_i\right) \quad (1)$$

其中：

f_i ：類神經網路處理單元的輸出訊號；

net_i ：集成函數；

f ：類神經網路處理單元的轉換函數；

w_{ij} ：類神經網路各處理單元間的連結權重值(Weight)；

x_i ：輸入向量；

θ_i ：類神經網路處理單元間的門檻值(Threshold)。

在許多的類神經網路架構中，最常被廣泛運用的是倒傳遞(Back Propagation, BP)人工神經網路，是一種監督式學習的類神經網路，基本原理是利用最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)以疊代方式將誤差函數最小化。而其演算法的網路訓練包含兩階段，前饋階段以及倒傳遞階段(李仁鐘，民 106)。

前饋階段時輸入向量由輸入層開始輸入，並以前饋方式經由隱藏層傳至輸出層，最後計算出推論輸出值。在此階段，網路節點之間的鏈結值都是固定的。倒傳遞階段時網路節點之間的連結權重值則根據誤差修正規則來進行修正，並藉由連結權重值的修正，使修正後推論輸出值能偏向目標輸出值(如圖 3 所示)。誤差函數其公式如下(李仁鐘，民 106)：

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (d_j - y_j)^2 \quad (2)$$

其中：

d_j 為輸出層第 j 個輸出單元的目標輸出值；

y_j 為輸出層第 j 個輸出單元的推論輸出值；

誤差函數對權重值偏微分，公式表示如下(李仁鐘，民 106)：

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad (3)$$

其中：

Δw ：代表各層處理單元間的連結權重值之修正量；

η ：稱為學習速率(Learning Rate)，主要用來控制每次權重修改的大小。

誤差函數對隱藏層第 k 個單元與輸出層第 j 個單元間之連結權重關係，如下公式表示(李仁鐘，民 106)：

$$\Delta w_{kj} = \eta \times \delta_j \times X_k \quad (4)$$

其中：

X_k ：第 k 個隱藏層單元輸入量；

δ_j ：區域梯度函數， $\delta_j = (d_j - y_j)y_j(1 - y_j)$ 。

誤差函數對輸入層第 i 個單元與隱藏層第 k 個單元間之連結權重值關係，如以下公式表示(李仁鐘，民 106)：

$$\Delta w_{ik} = \eta \times \delta_k \times X_i \quad (5)$$

其中：

δ_k ：區域梯度函數；

$\delta_k = y(1 - y_k)\sum_i \delta_i w_{ik}$ 。

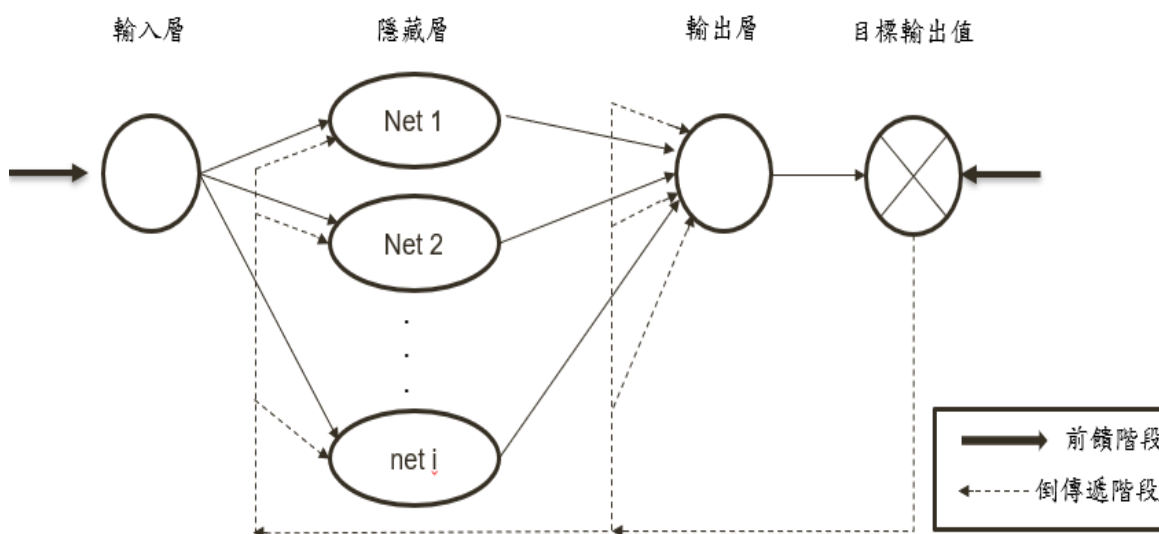


圖 3 倒傳遞演算法之前饋階段以及倒傳遞階段

(四)R 語言

R 程式語言誕生於 90 年代初期，由奧克蘭大學的 Ross Ihaka 與 Robert Gentleman 所發展出來的，R 語言是一種自由軟體程式語言與操作環境，主要用於統計分析、繪圖、資料探勘。R 基於 S 語言的一個 GNU 計劃專案，所以也可以當作 S 語言的一種實現，通常用 S 語言編寫的程式碼都可以不作修改的在 R 環境下執行。R 的語法是來自 Scheme，而 R 語言目前由 R Core Team 的二十位成員負責開發與維護(李仁鐘，民 106)。

R 語言本身是屬於高階的直譯式語言(interpreted language)，所以在程式執行之前，使用者不需要自己編譯程式，我們可以把心力全部投入在資料的分析上，不用去管太低階的電腦問題，再加上 R 的原始碼可自由下載使用，也有許多已編譯的版本可下載。而 R 語言也可在多種平臺下執行，包括 UNIX(包括 FreeBSD 和 Linux)、Windows 和 MacOS。而 R 主要是以命令列操作，同時有人開發了幾種圖形用戶介面，其中 RStudio 是最為廣泛使用的 IDE。

RStudio 是為 R 語言設計的一種跨平臺整合開發環境。其特色包括可客製化的軟體套件視覺化介面，與同團隊開發的一系列數據可視化與出版工具。有免費的自由軟體版本及收費的專業版本，並分為在本地電腦上執行的桌面版和與在伺服器上執行而可由瀏覽器連接後使用的伺服器版。RStudio 主要基於 Java、C++ 以及少量的 JavaScript，而它的圖形用戶介面則基於 Qt。RStudio 的第一個公開測試版本由 RStudio 公司於 2011 年發布，正式版則在 2016 年 11 月推出。2018 年 4 月，RStudio 宣布與 Ursa Lab 展開行政與營運雙方面的合作，目標是基於 Apache Arrow 建立一個通用性的數據科學運行時系統，希望整合 R 語言、Python、Julia 等，並使其執行期使用的資料能夠即時地互通。

R 軟體的應用領域包含統計分析、資料探勘、機器學習、推薦系統、文字探勘及巨量資料分析，不但可以建構所需的模型，也可以用其強大的繪圖功能套件，將結果視覺化呈現在圖表中。R 語言特點如下(Wang, 2015)：

1. 免費：R 是以開放原始碼的授權釋出的，完全免費。
2. 開放：R 是 S 語言的開放原始碼實做版本，您可以將 S-plus 的程式碼直接放進 R 中執行。
3. 佔有率高：SAS 是最普遍被使用的統計軟體，但在學術界最普及的統計軟體是 R 與 S 語言，尤其在統計的期刊中，常常可以看到 R 語言的蹤跡。
4. 彈性大：R 是一種程式語言，使用者可以自行撰寫適合自己的分析程式。
5. 互動式：傳統的統計分析軟體，是將所有的統計分析過程一次做完，產生報表，而 R 可以互動式的一步一步處理，使用者可以依照每一步的結果而決定下一步該如何處理。

參、研究方法

(一)研究流程

本研究流程包含：

1. 將藉由蒐集來的生理數值資料，進行資料整理。
2. 用隨機方式分成訓練資料與測試資料，藉由 R 語言的套件，以訓練資料建立模型。
3. 以測試資料驗證模型的正確率，再藉由套件把層數與節點數調整成最佳的參數。
4. 透過新蒐集之資料進行模型的持續學習與改進，經由倒傳遞神經網路，持續讓模型進行訓練，以取代舊有模型，得到最符合病患身體素質的模型。

(二)環境安裝

本研究採用 R 語言與其編譯器 Rstudio，來作為本次研究所使用之分析與建模工作。透過 R 語言當中的 `install.packages()` 進行套件安裝，下載完成要載入套件功能則輸入 `library()`，就可以使用該套件。本次需安裝 `tidyverse`、`neuralnet`、`caret` 套件進行實驗程序，其功能分別為：可讀取多種格式資料與繪圖工具的套件；為本次研究倒傳遞多層神經網路的套件；找出類神經網路裡，最適合的節點數。

類神經網路套件的部分，則選擇：

1. `nnet`：類神經網路套件，只有單一隱藏層。
2. `neuralnet`：倒傳遞神經網路套件，可以設定「多個隱藏層」的套件。
3. `caret`：協助我們達成對層數與節點數的調整，以找出哪種組合會有最小的 MSE(是最佳的參數組合)。

讀取資料所需套件則為：

1. readr：處理資料來源的匯入。
2. readxl：專門讀取格式為 excel 檔案的套件。
3. jsonlite：專門讀或是產生 JSON(JavaScript Object Notation)格式的資料，也可以將 R 物件雙向轉化成 JSON 的功能。

另外，資料繪圖與視覺化所需套件與函數則為：

1. shiny：此套件提供資料的視覺化，也將結果直接生成網頁，並有前端排版、後端計算與繪圖的規劃，而且它藉由 Bootstrap 套件，所提供的控制項，將適合的資料轉成互動圖表。
2. ggplot2:此套件將圖表構成分成兩部分，包含美學呈現(顏色、形狀、大小、線條粗細)與幾何屬性(點、線、各種圖表)，相比基礎的繪圖功能，較為彈性、與客製化。
3. 各種圖表函數:散布圖 xyplot()、3D 圖(x、y、z 軸) cloud()、機率密度圖 densityplot()、盒鬚圖 bwplot()、直方圖 histogram()。

最後則是選擇建模與分析套件與函數：

1. 一個綜合套件提供許多套件功能，包含 ggplot(圖表視覺化)、dplyr(數據預處理)、tidyr(數據清洗)、readr(數據導入)、purrr(填充 R 功能性編程中的缺失部分，使編程更加函數化。)、tibble(一種簡潔的表格類型)。
2. apply：用此套件可以實現對數據的循環、分組、過濾、類型控制等操作，並常用以解決數據循環處理的問題，代替 for 函數的功能。
3. predict()：當函數或模型建立完成時，可以用這函數預測此模型的結果。
4. table()：通常將測試的資料，帶入訓練模型的成功率，轉換成矩陣。

(三)設定環境

本研究使用 setwd()設定讀取資料路徑，將資料放置該路徑資料夾，之後輸入須以 read 進行讀取的資料，之後確認資料有無錯誤，另也可使用 str()確認資料有無錯誤，如有錯誤可使用 as()修改。

(四)資料前處理

在開始建模前，必須先進行資料的前置處理。本研究之測試資料為非侵入式裝置所收集之生理資料，欄位包含 DATE(日期)、TIME(時間)、PULSE(心跳數)、SBP(收縮壓)、DBP(舒張壓)、SpO2(血含氧量)、Tpe(體溫)、NOB(呼吸次數)等。

由於病人在穩定狀態下所接收到的數值皆為正常值，這將導致模型無法判別關於非正常值的結果，因此本研究根據衛生福利部國民健康署與彰化基督教醫院等單位所公告之非正常值判別標準進行模型初期建置，其標準如表 1 所示。

表 1 初始模型建置之非正常值變化區間

項目	PULSE	SBP	DBP	SpO2	Tpe	NOB
硬限制	80	120	80	與自己平常 數值差異小 於3%	37	12~20
非正常值 變化區間	+10~+20 -10~-20	0~+10 0~-10	0~+10 0~-10	-2~-4	+1~+3 -1~-3	-1~-2(12以下) +1~+3(20以上)

資料來源：李和惠等(民 101)

(五)模型建立

1.公式設計

本模型建構主要為判斷數值處在何類狀態，並以正常、異常進行區分，將以 0、1 進行資料標記，且利用公式：「名稱=異常與否~變數 1+變數 2+變數 3」進行分類計算，此意義為藉由變數 1、2、3 之各項權值進行判斷異常與否。舉例來說，公式=Ab(異常 or 正常)~Tpe(體溫)+SBP(舒張壓)+DBP(收縮壓)，以此方式類推。

2.資料區分訓練資料與測試資料

本研究利用 nrow()來擷取資料筆數，設定為所有資料的七成作為訓練樣本進行模型建置，並以 set.seed()進行抽樣亂數設定，本試驗設定為 131 進行。接著利用 train.ind <- sample(seq_len(nrow(data)), smp.size)從原始資料中，抽出 train set 所需要的筆數，並將抽出的資料以 train_f70 <- data[train.ind,]和 test_f70 <- data[-train.ind,]將資料分成訓練資料與測試資料。

3.找尋神經網路最佳節點

本次利用 neuralnet 進行類神經網路建構，並輸入 tuneGrid=expand.grid(.layer1=c(1:4), .layer2=c(0))來觀察不同排列組合，layer1=c(1:4)表示第一層的神經網路用 1-4 的節點哪個有較好、較小的 RMSE，接著設定學習率 learningrate = 0.01、閾值 threshold = 0.01、最大迭代數 stepmax = 5e5，出來結果為 layer 1 的第 3 層。

4.找尋最佳參數組合

輸入 hidden=c(3)進行隱藏層設定，並設定學習率 learningrate = 0.01、閾值 threshold = 0.01、最大迭代數 stepmax = 5e5。

5.模型測試

輸入 `pred_f70 <- compute(f70_bpn, test_f70[, 3:8])`將測試資料帶入模型，並輸入 `pred4_re = round(pred_f70$net.result)`將結果呈現。另外，輸入 `f70_table=table(real=test_f70$Ab, predict = pred4_re)`建立混亂矩陣，並輸入預測準確率公式：「預測準確率 = 對角線的數量/總數量」進行計算。

肆、研究分析

(一)模型驗證

針對該倒傳遞神經網路模型之建立，本研究將其擷取數值數量區分為 120 筆、140 筆，以及 288 筆資料分別建模，並驗證其準確性，其結果發現 288 筆資料所建構出之模型其準確率最佳(如表 2 所示)。

表 2 類神經網路模型建置精準率

資料筆數	RMSE	MAE	節點數	隱藏層	準確率範圍	模型準確率(最佳)
120	0.391	0.207	3~4	1	92%~94%	0.944
140	0.320	0.223			95%~97%	0.978
288	0.358	0.188			97%~98%	0.989

註：資料數正常值與非正常值比率為 1:1

(二)ROC 曲線檢定

以 ROC 曲線進行模型檢定產生結果如圖 4 所示。圖中的線主要由兩個變參數 (1-specificity) 及 Sensitivity 繪製，(1-specificity)=FPR 代表沒有假警報的機率，Sensitivity=TPR 代表被模型說中核准的命中率。另外 TPR 又代表為實際核准的申請中，被模型說中核准的命中率，公式為 $TP/(TP+FN)$ ；FPR 代表實際拒捕件的申請中，被模型預測錯誤的比例，也稱假警報率(False Alarm Rate)，公式為 $FP/(FP+TN)$ 。

由圖 4 可得知其 ROC 曲線值為 0.974，表示本模型具備高度的可信程度。

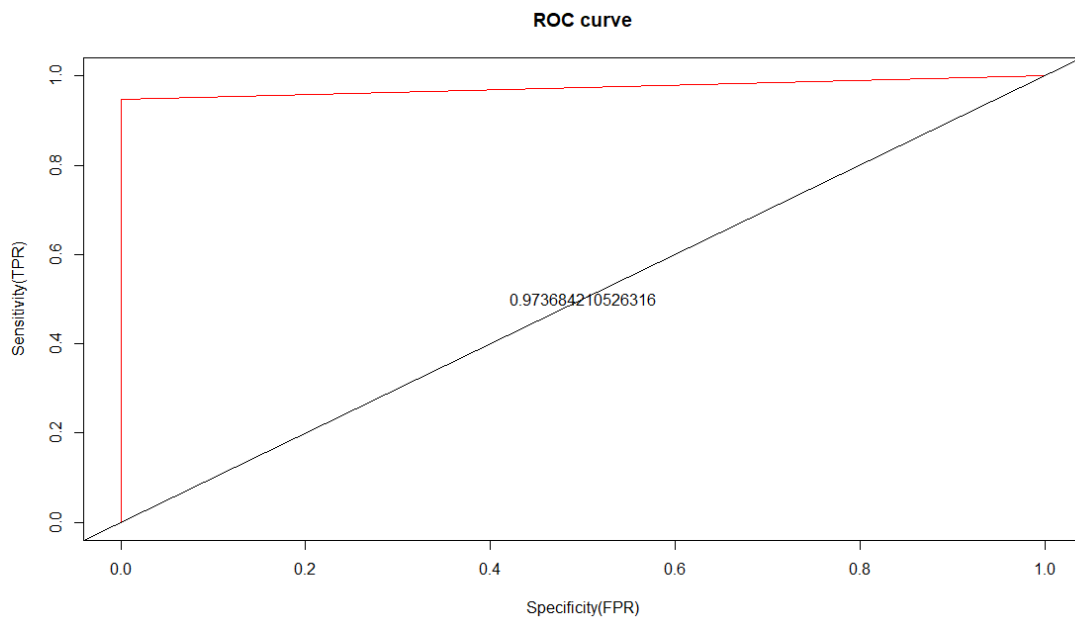


圖 4 本模型 ROC Curve

伍、結論與建議

根據本研究結果顯示，該模型建構在非侵入裝置所量測之 PULSE、SBP、DBP、SpO2、Tpe、NOB，以倒傳遞神經網路建構下的模型，在準確率、ROC Curve、RMSE、MAE 均具有高度可信程度，顯示該模型之輔助預測具備成效，建議可納入相關臨床、居家照護等量測資料「個人化」模型使用，增加各項病因發作之事前輔助偵測。

從研究結果可知，該模型具備高度可信，可幫助使用者建構個人適性化模型，針對各項身體生理跡象之變化更具準確，此為避免傳統做法單以硬限制數值、經驗法則進行判定之風險，協助決策者對於病例判定。如將該系統導入至長期照護現場，每位病患量測可省下 7 分鐘時間，根據目前臺灣長期照護病患估計總數約 73.8 萬人，本系統以最低 7 分鐘量測時間作為計算，最少可省下 516.6 萬分鐘，等於 86100 小時。

然而本研究雖力求嚴謹，但仍有些許未盡事宜，可待後續研究強化，例如：

1. 與相關穿戴式裝置、生理跡象量測器材單位配合，並將該長期照護輔助系統與醫療單位合作執行，以更多臨床案例整合狀況至系統內。
2. 可進行其他類神經網路模型進行建置，比對與該倒傳遞類神經網路模型之使用效率。
3. 探討醫學上關於系統模型判斷率 97% 之遺漏 3%，是否可以真正導入至臨床病人。

參考文獻

中文文獻

- 馮燕、陳玉澤(民 105)。量能提升以建構永續發展的長期照顧體系。社區發展季刊，153，5-18。
- 王賢。高教電子報(第 79 期)。取自 [http://www.cere.ntnu.edu.tw/files/upload_files/cere/files/hedudb/epaper/高教電子報第 79 期_焦點議題.pdf](http://www.cere.ntnu.edu.tw/files/upload_files/cere/files/hedudb/epaper/高教電子報第79期_焦點議題.pdf)
- 全國法規資料庫(民 108)。長期照顧服務法。取自 <https://law.moj.gov.tw/LawClass/LawAll.aspx?pcode=L0070040>
- 全國法規資料庫(民 108)。醫療機構設置標準。取自 <https://law.moj.gov.tw/LawClass/LawSingle.aspx?pcode=L0020025&flno=12-1>
- 衛生福利部(民 108)。107 年醫療機構現況及醫院醫療服務量統計-電子書。取自 <https://www.mohw.gov.tw/dl-56071-1d1f46b8-a114-488c-93da-8f273d2b1217.html>。
- 工研院 IEK 醫療器材與健康照護研究部(民 102)。全球醫療器材產業之動態與未來發展。證交資料，617，44-56。
- 衛生福利部(民 105)。長期照顧十年計劃 2.0(106 年-115 年)。取自 <https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:T3GpSxdZrAoJ:https://www.mohw.gov.tw/dl-46355-2d5102fb-23c8-49c8-9462-c4bfeb376d92.html+&cd=1&hl=zh-TW&ct=clnk&gl=tw>。
- 國家發展委員會。中華民國人口推估(2018 年至 2065 年)。取自 https://www.ndc.gov.tw/Content_List.aspx?n=84223C65B6F94D72
- 李仁鐘(民 106)。R 語言資料分析：從機器學習、資料探勘、文字探勘到巨量資料探勘(第二版)。博碩文化：臺北市。
- 李和惠等(民 101)。內外科護理學上冊(四版)。華杏：臺北市。

英文文獻

Deng L. & Yu, D. (2014). Deep learning: Methods and applications. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 7(3-4), 197-387.

Aiken, L. H., Clarke, S. P., Sloane, D. M., Sochalski, J., & Silber, J. H. (2002). Hospital nurse staffing and patient mortality, nurse burnout, and job dissatisfaction. *Journal of the American Medical Association*, 288(16), 1987-1993.

網路資料

Wang, G. T. (2015)。R 語言簡介。取自 <https://blog.gtwang.org/r/introduction-to-r-language/>