

運用人工智慧技術以提昇急診檢傷分類之品質

張俊郎^{1*} 李佳峻² 蔡孟宏³

^{1*}國立虎尾科技大學工業工程與管理研究所教授

²國立虎尾科技大學工業工程與管理研究所研究生

³財團法人天主教若瑟醫院醫療副院長

^{1*}E-mail: jcchang@nfu.edu.tw

²E-mail: d9145c@yahoo.com.tw

摘要

急診室為了避免因就診人數眾多而耽誤真正緊急病患的救治，所以有急診檢傷分類制度的成立。檢傷分類，亦即以科學方法作為初步評估，將病患加以分類，以決定就診的先後次序。同時也是促進急診的效率，縮短看病流程的方法。對於檢傷護理人員與醫師診療的檢傷分類決策是否有所一致，關係到醫院的醫療品質、院方及醫師的效率、病患及家屬的滿意度、甚至於關乎到急診病患的生命安全。近年來台灣地區經濟繁榮，急診病患大為增加，因此，如何有效的提升急診檢傷分類的研究，將是非常重要的議題。

本研究以雲林縣某區域醫院急診病患為個案研究對象，應用人工智慧的分類技術，將急診病患進行分類，從流程架構、參數選取、資料處理，建構出一個檢傷分類的預測模型，最後再與護理人員的診斷進行比對。本研究將處理後之 702 筆資料，進行 K 疊交叉驗證法，獲得其結果平均為 84.43% 的準確率，而檢傷分類最重要的權重為收縮壓：0.467。此預測模型的結果，未來可做為檢傷護理人員的參考判定依據，對於護理人員、醫師以及急診病患將有所助益。

關鍵詞：檢傷分類、人工智慧、倒傳遞類神經網路，K 疊交叉驗證法。

1. 緒論

1.1 研究動機與研究問題

隨著社會文明及科技的進步，台灣地區經濟越來越繁榮，對於醫療及生命方面也越來越重視，導致台灣地區民眾掛號急診的病患也相對提高，根據行政院衛生署統計【1】【2】，台灣地區平均每日急診人數自民國 85 年由每日 12,778 人增至民國 93 年每日

16,028 人，甚至到民國 94 年的統計年報中指出，94 年平均每日急診人數更是高達 16,291 人，成長的幅度甚大；而美國疾病管制局的統計也顯示，急診病患的人數成長從 1997 年至 2001 年由九千四百九十萬人增至一億零七百五十萬人【8】，顯示急診就診人數越來越多，是世界共同的趨勢。

急診室是醫院裡最為繁忙複雜的地方，專門處理一些突發的狀況，舉凡意外傷害或是急性病患等，而急診部門，每天都要面對不同層級傷害的病人，可說是醫院的第一線單位。因此，急診部門的資源分配與醫療品質，對於民眾而言是非常重要的，如何提高病患對醫院的滿意度，爭取救治病患的時間，急診部門將扮演非常重要的角色。

急診檢傷分類，是於第一時間接觸病患時，希望檢傷護理人員能快速依照病患疾病嚴重程度、迫切性及照護需求性將病患予以分類，以決定病患診療的優先順序，使病患能於適當的時間內，得到最為完善的治療與處置【9】【10】。然而國外研究指出，約有 40% 急診就診病患，屬於非緊急就醫問題，因此導致真正需要緊急處理之病患，其處置時間延遲，醫療不良事件增加甚至影響到病患生命安全【11】。

檢傷分類的分級制度，依據行政院衛生署醫院急診部門評鑑標準【3】，可將急診病患依照檢傷分類區分為四級：檢傷分類一級（應立即處理，兩分鐘內處理）、檢傷分類二級（應在十分鐘之內處理）、檢傷分類三級（應在三十分鐘內處理）以及檢傷分類四級（應可延後處理）。而目前國內的急診部門進行初步分類的決策，大多是由專業的資深護理人員所擔任，由於是由人工來進行檢傷的分類，容易造成低估 (Under triage) 或高估 (Over triage) 病患嚴重程度的情形，低估時，容易造成病患等候時間延長或是病患抱怨增加，甚至可能導致高危險病患因醫師延遲診療與處理，而對病患生命安全產生重大影響；而高估時，除了會對於醫院品質及效率有所影響外，還會影響到真正需要緊急醫療病患之處置時效，所以，如何有效的正確判別急診檢傷分類依據，是非常重要的。

而專業護理人員，在做決策分類的過程中，也容易受到工作複雜度、衝突、情緒、壓力、甚至於教育及護理經驗，而有所影響，因此，隨著急診病患人數的增加、疾病複雜度的提高，護理人員面對檢傷分類的任務，也越來越困難。因此，若能根據病患的歷史資料進行研究，發展一套能夠協助護理人員進行檢傷分類的預測模式，不但能減輕護理人員的壓力，還能幫助醫院進行篩檢以及病患的診療。

本研究應用人工智慧中的倒傳遞類神經網路 (Backpropagation Neural Networks, BPN) 技術，提昇急診醫學檢傷分類的正確性，首先蒐集學術相關文獻，以了解急診部門現行檢傷分類的概況，透過個案醫院急診的資料庫，取得基本統計資料與各項病患的數據，隨後借重該急診部門的行政主管於醫療、護理方面所提供的專業知識，給予幫助及建議，以進行研究探討，期望能妥善運用該資料庫中的資源進行倒傳遞類神經網路的分析，以提升協助急診分類的一致性。

1.2 研究目的

本研究的目的如下：

1. 對於處理急診病患檢傷分類加以探討，由一般急診病患就診時之基本資料予以建構其預測模型。
2. 採用倒傳遞類神經網路建構檢傷分類預測模式，並予以分析探討。
3. 應用倒傳遞類神經網路所得出之預測模型，期望能提供後續研究者，或是護理人員及醫師，參考之依據。

2. 文獻回顧與探討

2.1 檢傷分類

所謂的檢傷分類級數，是依據病患的主訴、病史、症狀及徵象、一般外觀、生命徵象和身體評估結果而定【14】。

根據衛生署評鑑急診檢傷分類規定，採用四級分類法，其分類的標準，依據急診醫學專家及急診臨床專科醫師擬定而成，從最嚴重至最輕微，分別為第一級、第二級、第三級及第四級，因應急診有一個以上的待診病患時，由醫護人員決定看診的順序，而此順序則依檢傷分類結果而定。

根據衛生署有關檢傷分類等級區分的範例，內容大致如下：

1. 檢傷級數第一級（應立即處理，兩分鐘內處理）
病患情況為心跳呼吸停止之病患、高血壓危象、懷疑是心臟引起之胸痛、連續性癲癇狀態、心律不整、重度燒傷、呼吸道阻塞、呼吸窘迫、病患對疼痛無反應者、無法控制的出血、藥物過量並有意識改變者、生命徵象改變：Pulse < 50 或 > 140；收縮壓 < 90，舒張壓 > 130；BT > 40°C、嚴重創傷：如車禍、高處摔下、長骨骨折、骨盆骨折、槍傷、大的開放性傷口、刀刺傷、頸椎受傷者、肢體受傷合併有神經血管受損、性侵害患者等狀況。
2. 檢傷級數第二級（應在十分鐘之內處理）
病患情況為、疑似藥物過量但意識清楚者、穩定性氣喘、持續性的嘔吐或腹瀉、撕裂傷合併有肌腱損傷者、中等程度以上之腹痛、行為異常、高血糖、動物咬傷、抽搐、眼部受傷、不知原因之胸痛（但確知非心臟引起）、開放性骨折等狀況。
3. 檢傷級數第三級（應在三十分鐘內處理）
病患情況為輕度腹痛、撕裂外傷、酒癮發作、膿腫、陰道出血，但生命徵象穩定未懷孕者、單純性骨折且沒有神經血管受損等狀況。
4. 檢傷級數第四級（應可延後處理）
此類病患病情輕微，無生命危險，可赴門診治療或次日就診者。而此類病患包括：傷風感冒、喉嚨痛、長期慢性疾病而病情沒有急性變化者。

檢傷分類級數標準可能會因不同醫院及病患實際需求而有些許差異，Sheehy【15】指出檢傷分類級數的決定會受到下列因素影響：(1) 病患生命受威脅的程度。(2) 合併症的危險性。(3) 搶救的需要性。(4) 病患臨床評估的結果。(5) 急診部門的病患就診流程及遵守的守則。Ramler【16】也指出，當檢傷人員對決定檢傷級數有不確定的情況發生時，寧可將病患分類到較嚴重的級數，以避免錯誤的發生而危害病患。而 Williams【17】曾認為護理人員在檢傷分類處的評估不須照著醫學的模式去做診斷，但需利用特殊的概念模式，如客觀、明確的檢傷分類標準以提供急診病患正確性及醫療一致性的照顧。

2.2 類神經網路

類神經網路是指利用電腦來模仿生物神經網路的處理系統。更精確的說，類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。而類神經網路的相關研究與其應用範圍在近年來發展極為迅速。基本上，類神經網路的原始想法與基本構造皆與神經生物學中的神經元構造相似。根據 Freeman 及 Skapura【12】的定義，類神經網路是模仿生物神經網路的資訊處理系統，它使用了大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。而倒傳遞類神經網路是目前類神經網路學習模式中最具代表性，應用實務最普遍的模式。

倒傳遞類神經網路，是由 Rumelhart 所提出，是目前類神經網路學習模式中，最具代表性且應用最普遍的學習模式之一。倒傳遞類神經網路的架構為多層感知器配合誤差倒傳遞演算法為學習演算法，屬多層前饋式網路，是以監督式學習方式處理輸入輸出間的非線性映射關係，達到準確分類的效果。屬於監督式學習網路，因而適合診斷、預測等應用。由許多單層網路所連結，而每次層的網路，則由數個神經元 (Neuron)，或稱節點 (Node) 所組成。在網路中某一個神經元的基本架構，每一個神經元的輸出，都乘上其相對應的加權連結值 (Weights) 再加總，再透過激發函數 (Activation function) 的計算產生輸出訊號。倒傳遞類神經網路之構造如圖 1 所示。

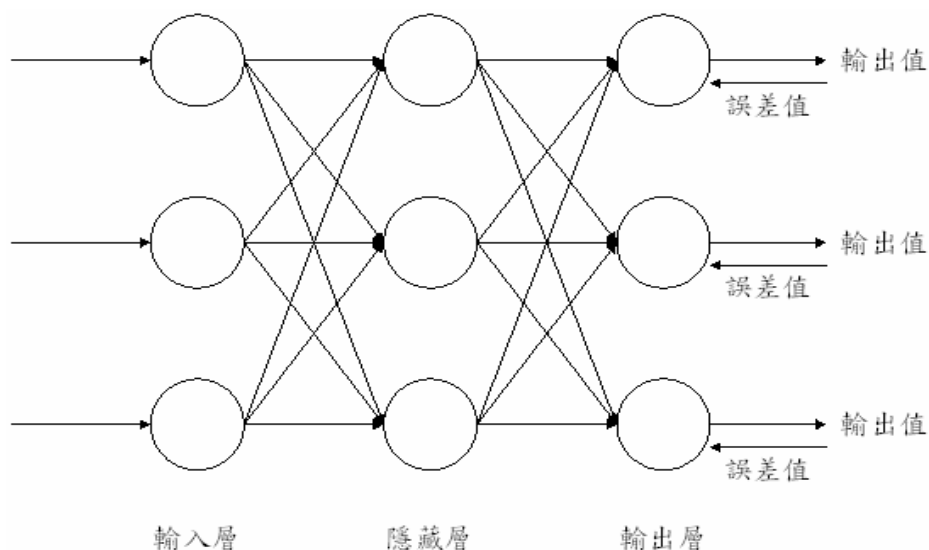


圖 1. 倒傳遞類神經網路之構造

直至今今，已有許多的類神經網路模式被提出，而根據 Vellido【13】等人的研究，於 1992 到 1998 年之間，在商業上使用類神經網路做為研究方法者，約有 78% 的研究使用倒傳遞類神經網路進行分析、研判。近幾年來，類神經網路更是結合許多方法，例如整合鑑別分析、分類迴歸樹等，應用於各個領域中【4】【6】。並且由於倒傳遞類神經網路具有學習準確性高，回想速度快等優點，故本研究中將以倒傳遞類神經網路模式作為預測分析之工具。

3. 研究方法及步驟

3.1 研究架構與步驟

本研究架構如圖 2 所示，在模型的建構主要分為三個階段：第一階段包括資料收集與前處理，產生訓練資料與測試資料；第二階段利用 Clementine V10.1 版進行倒傳遞類神經網路的分析，第三階段則為分類的結果與建議。

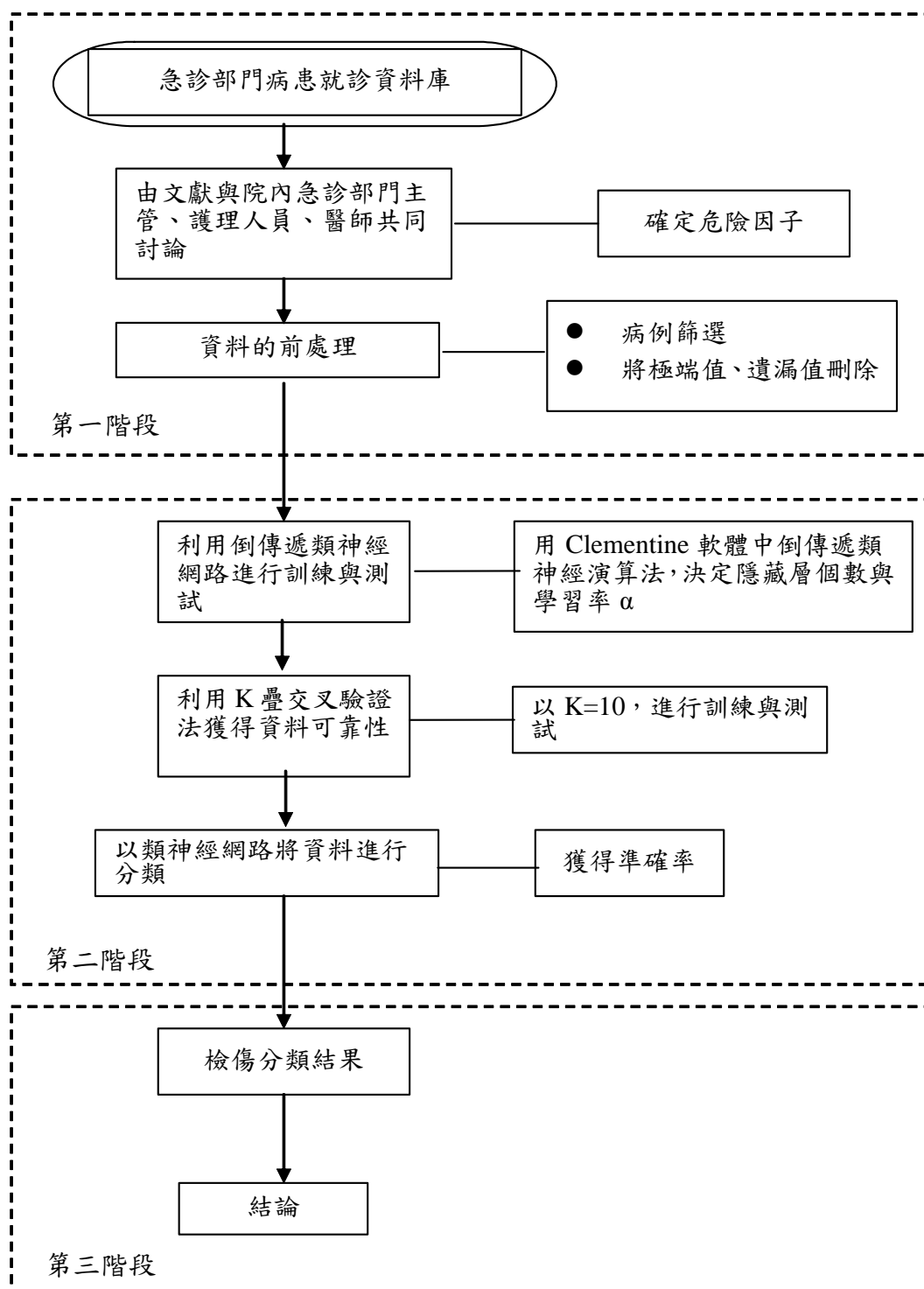


圖 2. 研究架構

研究步驟如下：

1. 將院內之急診病患，進行個案登錄、建檔，建立基本紀錄表、參數及疾病特徵。
2. 利用建檔之資料進行篩選，剔除極端值、遺漏值。獲得 702 筆資料。

3. 由文獻與院內急診部門主管、護理人員、醫師共同討論，以確定變數的選取。最後決定變數為呼吸 (Respiration)、體溫 (Temperature)、脈搏 (Pulse)、舒張壓 (Diastolic, Dias)、收縮壓 (Systolic) 五個變數。
4. 利用倒傳遞類神經網路進行訓練與測試，用 Clementine 軟體中倒傳遞類神經演算法，決定隱藏層個數與學習率 α 。
5. 利用 K 疊交叉驗證法獲得資料可靠性與準確性，以 $K = 10$ ，進行訓練與測試。
6. 針對結果進行分析討論。

樣本資料為雲林地區某個案醫院之 2006 年 1 月至 6 月的急診部門急診病患資料，全部樣本有 734 筆急診資料案例，扣除遺漏值、不完全的資料，經過擷取彙整後，最後可用資料為 702 筆資料。因樣本數不多，為確保樣本的可靠性與準確性，將對樣本進行 K 疊交叉驗證法 (K-fold cross-validation)，以驗證資料的可靠性。獲得檢傷分類的資料如下表 1 所示：

表 1. 檢傷分類資料概況

	檢傷分類一級	檢傷分類二級	檢傷分類三級	檢傷分類四級	總計
筆數	51	265	380	6	702

3.3 K 疊交叉驗證法 (k-fold cross-validation)

交叉驗證法將資料分成大小相等的 k 個部分，並且彼此之間互斥。例如將資料 A 分成 k 個部分 $\{A_1, A_2, \dots, A_k\}$ ，必須重覆 K 次訓練和測試，每次以 $A_t, t \in \{1, 2, \dots, k\}$ 為測試資料，其它的部份為訓練資料，以測試資料驗證其正確率。重覆 k 次後，再將 k 次的正確率平均以求得此模式最後的正確率。這種方式能確保每筆資料皆當作測試資料，所以全部的測試樣本皆為獨立的【7】。

本研究以 10 組交叉驗證 ($k = 10$) 的方式，將資料隨機分成 10 組，每組輪流當測試樣本及訓練樣本，如此執行完 10 次後，得到了 10 組分類正確率，10 組分類正確率平均後，即為此資料集的平均正確率。

4. 研究結果

4.1 倒傳遞類神經網路

本研究的訓練樣本為 632 筆資料，測試樣本為 70 筆資料。倒傳遞類神經網路的架構為，一個輸入層，一個隱藏層，一個輸出層。因為輸入變數總共有五項，所以在輸入層的神經元有五個；在輸出層方面為四個神經元 (分成第一級、第二級、第三級與第四

級)，而在隱藏層神經元的多寡，依據葉宜成【5】所建議的三種狀況進行實驗：

$$\text{簡單問題} = (\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數}) / 2$$

$$\text{一般問題} = (\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數})$$

$$\text{困難問題} = (\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數}) * 2$$

在簡單問題方面算出來的神經元為 4.5，我們分別做 4 個跟 5 個神經元；而在一般問題中，我們算出來的神經元為 9；而在困難的問題中，我們算出來的神經元則為 18。依據這四種神經元個數進行訓練與測試。

而在學習率 α 方面，我們採用 $\alpha = 0.1 \sim 0.9$ ，逐次增加 0.1 的方式，對此四種神經元進行訓練與測試，以獲得其準確率，結果如表 2 所示：

表 2. 學習率與隱藏層神經元個數準確率

學習率 α	隱藏層神經元個數準確率 (%)			
	神經元 = 4	神經元 = 5	神經元 = 9	神經元 = 18
0.1	81.81	83.28	83.88	83.74
0.2	83.11	83.20	81.99	82.22
0.3	81.46	81.47	83.37	82.29
0.4	82.89	82.21	82.16	84.79
0.5	81.77	82.32	83.07	83.33
0.6	83.23	82.12	81.33	82.41
0.7	84.48	84.01	82.49	83.57
0.8	81.65	82.07	82.32	83.25
0.9	84.74	83.72	83.37	82.05

發現神經元個數為 18 時，且學習率 $\alpha = 0.4$ 時最好，所以本研究隱藏層神經元個數採用 18 個，學習率採用 $\alpha = 0.4$ 。參數確定後即進行倒傳遞類神經網路的訓練。

4.2 K 疊交叉驗證法

本研究將 702 筆資料進行 K 疊交叉驗證法，分成訓練資料 632 筆，測試資料 70 筆。隱藏層神經元個數採用 18 個，學習率採用 $\alpha = 0.4$ 。以 $K = 10$ ，進行測試，得到結果如表 3 及表 4 所示：

表 3. K 疊交叉驗證法準確率

k	準確率 (%)
1	84.07
2	83.35
3	83.31
4	83.99
5	85.77
6	84.73
7	84.47
8	84.41
9	85.62
10	84.54
總平均	84.43

表 4. 變數與權重

變數	權重
收縮壓	0.467
脈搏	0.255
呼吸	0.178
舒張壓	0.138
體溫	0.058

得到檢傷分類最重要權重為收縮壓：0.467，較不重要則為體溫：0.058。

4.3 分析結果

本研究將資料進行前處理後，所獲得的 702 筆資料，先進行隱藏層神經元與學習率的參數選取，最後在用 K 疊交叉驗證法，進行準確率的測試與驗證。結果顯示平均有 84.43% 的準確率。結果彙整如表 5 所示：

表 5. 資料結果概況

參數	值
輸入資料	702 筆輸入資料
訓練資料	632 筆資料
測試資料	70 筆資料
輸入層	5 個神經元
隱藏層	一層 18 個神經元
學習率 α	0.4
輸出層	4 個神經元
平均準確率	84.43%

5. 結論與建議

本研究運用倒傳遞類神經網路於檢傷分類中，期望能藉由預測模型提供給檢傷護理人員能更快對急診病患進行分類，以助於急診部門進行病患分流。提升檢傷分類的正確性及一致性，確保病患的生命安全。更進一步期望能藉由檢傷分類的預測結果，提升醫院的醫療品質、病患的滿意度、病患的生命安全以及家屬的期待。因急診病患的正確分類，將可對於全民健保的申報更為正確，降低醫院的成本，減少醫療成本的支出。

研究中取自個案醫院急診病患資料庫所隨機抽取之 732 筆資料，可用資料為 702 筆，經過倒傳遞類神經網路的分類，發現分類平均準確率為 84.43%，並且得到其相關權重，尤以收縮壓最為重要。

因此，對於本研究有以下幾點建議：

- 1、 研究中為針對雲林縣某個案醫院急診病患之資料進行分析，受測樣本資料僅為 702 筆，未來若能提高樣本資料之數量，將會具有更高的準確率及可信度與推論性。
- 2、 本研究以倒傳遞類神經進行分析，而在人工智慧的領域中還有許多其他的方法也可以進行模式建構，例如基因演算法、決策樹、模糊理論等等，都是未來可以嘗試用來預測分類的方法。

6. 參考文獻

1. 行政院衛生署，「台灣地區平均每日醫療服務量統計」，行政院衛生署網站，2005。
2. 行政院衛生署，「急診件數統計」，行政院衛生署網站，2005。
3. 行政院衛生署，「醫院急診部門評鑑標準」，行政院衛生署網站，2006。
4. 邱志洲、李天行、周宇超、呂奇傑，「整合鑑別分析與類神經網路在資料探勘上之應用」，工業工程學刊，第十九卷第二期，9-22 (2002)。
5. 葉怡成，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司 (1999)。
6. 邱志洲、田政祺、周宇超，「資料探勘中集群模式與分類模式之建構-模糊自適應共振理論網路、分類迴歸樹與類神經網路之整合與應用」，工業工程學刊，第二十二卷第二期，171-188 (2005)。
7. 黃承龍、陳穆臻、王界人，「支援向量機於信用評等之應用」，計量管理期刊，第一卷，155-172 (2004)。
8. McCaig, L.F., C.W., 2003, June 4, National hospital ambulatory medical care survey 2001 emergency department summary, "Online Statistical of Centers for Disease Control and Prevention," Available.
9. Jimenez, J., Murray, R., Beveridge, R., Pons, J., Cortes, E., & Garrigos, F., et al., "Implementation of the Canadian Emergency Department Triage and Acuity Scale (CTAS) in the principality of andorra: Can triage parameters serve as emergency department quality indicators," Canada Journal of Emergency Medicine, 5 (5), 315-322 (2003).
10. Quimby, M. L., Vig, K. W., Rashid, R. G., & Firestone, A. R. , "The Accuracy and Reliability of

- Measurements Made on Computer-based Digital Models,” *Angle Orthodontist*, 74 (3), 298-303 (2004).
11. Derlet, R. W., “Overcrowding in Emergency Department: Increase demand and decreased capacity. *Annals of Emergency Medicine*,” 34 (2), 155-159 (2002).
 12. Freeman, J. A. and D. M. Skapura, *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley, Reading, Michigan (1992).
 13. Vellido, A., P. J. G. Lisboa and J. Vaughan, “Neural networks in business: a survey of applications (1992-1998),” *Expert Systems with Applications*, 17, 51-70(1999).
 14. Handyside, “G. Triage in emergency practice,” St. Louis: Mosby (1996).
 15. Sheehy, S. B., “Emergency nursing: Principles and practice (3rd ed.),” St Louis: Mosby (1992).
 16. Ramler, C. Triage. In S. Kitt, J. S. Thomas, J. A. Proehl, & J. Kaiser (Eds.), *Emergency nursing : A physiologic and clinical perspective* (pp. 23-31). Philadelphia : W. B. Saunders (1994).
 17. Williams, D. G., “ Sorting out : Triage. *Nursing Times*,” 88 (30), 34-36 (1992).

Using Artificial Intelligence to Enhance Quality of Emergency Room Patient Care Priority System

Chun-Lang Chang^{1*} Chia-Chun Lee¹ Meng-Horng Tsai²

¹Institute of Industrial Engineering and Management,
National Formosa University

^{1*}E-mail: jcchang @nfu.edu.tw

²Deputy Superintendent, St. Joseph's Hospital

Abstract

To prevent delay of care for patients at greatest needs for treatments in Emergency Room (ER) due to the overcrowding and understaffing of ER, a system of patient care priority is created. Patient priority is determined using scientific methods as the initial assessment so that patients are put into different categories with different prioritization in the order to be seen by physicians. It is also a method to promote ER efficiency and simplify the examine procedures. The consistency of ER patient care priority system and cares provided from healthcare providers determines the medical quality, hospital and physician efficiency, satisfaction of patients and their family, and even the lives of ER patients. In recent years, the number of ER patients in Taiwan has greatly increased due to the prosperously growing economics; therefore, researches regarding how to effectively enhance ER patient care priority system are extremely important.

This study uses the ER patients at one regional hospital in the Yunlin County as its case research subject. It puts ER patients into categories from the most severely ill to the least urgent using artificial intelligence technology. From the procedure structure, parameter selection, and data processing, it establishes a predictive model for categorization of patient care priority. The prediction result will then be compared with the diagnosis of professional nursing staffs. This study conducts K-Fold Cross-Validation Methods using the 702 pieces of data after they are processed. An average accuracy of 84.43% is obtained, and the most important weight in the prediction model of patient care priority categorization is the systolic pressure: 0.467. The result of this prediction model can serve as future referential basis in patient prioritization; it is also beneficial to nursing staffs, physicians, and ER patients.

KeyWords: Patient Care Priority System, Artificial Intelligence, Back-Propagation Network, K-Fold Cross-Validation Method