

類分子神經系統在新生兒之全靜脈營養的應用

A Study on the Total Parenteral Nutrition of Premature Birth Babies with the Artificial NeuroMolecular System

廖國勛¹ Guo-Xun Liao 蔣志雄^{1,2} Zih-Xiong Jiang 陳重臣¹ Jong-Chen Chen
雲林科技大學資訊管理學系 雲林科技大學資訊管理學系 雲林科技大學資訊管理學系
慈濟醫院大林分院資訊室

¹ Department of Information Management, National Yunlin University of Science & Technology and ² Information room, Buddhist Tzu Chi Medical Park, Da Lin

(Received May 12, 2006; Final Version April 10, 2007)

摘要：全靜脈營養療法 (total parenteral nutrition, T.P.N.) 主要是針對營養不足的病人，以靜脈營養的注射方式，嘗試改善患者的健康情形。早產兒由於多數身體功能尚未齊全，其營養攝取一直是很大問題。本研究嘗試利用一套具有自主性學習功能之資料區別系統-類分子神經系統 (Artificial NeuroMolecular System, ANM 系統)，以建立早產兒身體健康狀況與醫生之全靜脈營養處方之間的關係，並進一步探討與倒傳遞網路、統計方法、及人工判別作比較分析。實驗結果顯示，ANM 系統不僅比統計方法及倒傳遞網路具有相對較佳的資料區別能力。出乎意料之外，ANM 系統的結果甚至比人工判別表現更佳。最後，本研究並探討各項屬性對早產兒體重增減的影響。

關鍵詞：演化式學習、全靜脈營養、統計分析、類神經網路

Abstract : The objective of total parenteral nutrition (T.P.N.) is to improve nutritional deficiency of patients with nutritional liquids by intravenous injection. A premature baby usually has the problem of nutritional deficiency as most of its body functions have not developed completely. The objective

* 本研究感謝國科會提供的研究經費 (計劃編號: NSC 94-2416-H-224-009)。

of this study is to investigate the relationship between the health conditions of premature birth babies and the nutritional prescription filled by physicians using the Artificial NeuroMolecular System, a self-organizing system. The experimental results of the system were compared to those of the backpropagation neural networks, statistical tool, and human judgment. The results showed that the performance of the system was better than that of the backpropagation neural networks and statistical tools. Contrary to our expectation, our result was even better than that of human judgment. Lastly, we investigated the degrees of influence of each parameter.

Keywords : Evolutionary Learning, Total Parenteral Nutrition, Statistical Analysis, Artificial Neural Networks

1. 緒論

一般人的營養都是從口腔進入，再經由胃腸消化吸收，然而，有些人的身體沒有辦法從腸胃直接取得所需要的營養（例如，食道癌患者、腸子吸收有問題者、先天性短腸症者、腸子切除者等）及出生體重不足的早產兒，這些人就算吃也沒辦法吸收。在過去，人體一旦無法吸收營養，生存的機會就大大的受到威脅，但是現在拜醫學之賜，人們有了新的契機，依靠是人體的第二生命線—靜脈營養，它讓一些不能經口或由導管灌食法得到營養的病人，可以經由腸外營養法以滿足其身體需要。一般而言，病人不論是需要開刀者、身體情況不佳的、或營養缺乏者，如果把營養照顧好，它可以增進疾病的復癒能力，也可以降低併發症發生的可能性。

靜脈營養的作法主要分成二種。第一種是所謂的「周邊靜脈營養法」(Peripheral Parenteral Nutrition)，其作法是對於短時間內需要補充營養素的病人，用低濃度的營養製劑，經由身體周邊靜脈將它注射入患者體內，這種溶液的主要功能是維持病人電解質及液體的平衡，然而其所含熱量仍然相當有限，因此，病患仍需配合經口進食或導管灌餵食的方式進行。第二種是所謂的「全靜脈營養療法」，它主要是針對病患腸道營養不能吸收（或嚴重不足）的病人，例如新生兒先天性異常（短腸症）、早產兒（體重少於 2500g）、肝腎衰竭、癌症患者等，為了積極的改善患者病情，以提供較高的營養素方式，經由患者中心靜脈注射進入其體內，因此，它又稱之為「經中心靜脈的高滋養療法」(Central Venous Hyperalimentation)。

全靜脈營養製劑為一高滲透性營養液，其成份由最簡單的營養成分所構成，包括葡萄糖、胺基酸、脂肪酸、電解質、維生素及水分。一般而言，全靜脈營養是由醫師、藥師、護理師、營養師等共同參與及討論，按患者身體的情況及檢驗資料，調配其所需之營養成份及劑量，再以無菌的方式調製而成，最後經由中心靜脈導管輸入病患體內，以維持身體新陳代謝。然而，如果實行技術不當，它可能產生氣血胸、動脈穿破、空氣栓塞、靜脈血栓等併發症，也可能產

生代謝性併發症，例如高血糖症及低血糖高脂血症、肝功能障礙等（馬偕醫院營養醫療小組教育園地，民 90）。

現階段營養狀況的評估方式，主要是從下列因素來考量，它包括：(1)體位測量：身高、體重等；(2)實驗室之檢驗資料：Hb、Albumin、Ht 等；(3)身體臨床徵兆（病患神態及器官組織）；(4)過去飲食習慣及攝食情形。在對患者實施「全靜脈營養療法」的期間，除了每天護理的觀察及記錄相關資料（體溫，呼吸等）外，必需特別建立液體攝取量、排泄量及血糖、尿液分析及各種生化檢查等資料，其生化檢驗項目包含如下：(1)體液 (fluid)；(2)電解質，包含鈉(Na⁺)、鉀(K⁺)、氯(Cl⁻)、鈣(Ca⁺⁺)、磷(P)、鎂(Mg⁺⁺)；(3)肝功能檢查 (liver function test) 項目，包含氨(Ammonia)、膽紅素 (bilirubin)、鹼性磷酸酶；(alkaline phosphatase)；(4)腎功能 (renal function) 檢查項目，除包含電解質鉀、鎂、磷、氯之外，尚需檢驗血尿素氮(BUN)與肌氨酸酐 (creatinine)；(5)血漿蛋白 (plasma protein)，包含白蛋白 (albumin)、運鐵蛋白、脂蛋白 (lipoprotein)；(6)血糖 (blood sugar)（馬偕醫院營養醫療小組教育園地，民 90）。

目前國內多數的醫療院所，對如何給予病患全靜脈營養的配方，雖有一個約略性的評估方式，但其真正營養配方及用量（例如，蛋白質、氨基酸，脂肪等的用量），則需依病患當時的身體狀況而定，然而除了患者的體位及測量與實驗室的檢驗資料外，其餘的評估部份並無明確的數據可供參考，這必須完全仰賴醫護人員的經驗及臨床判斷，然而，同一病患由不同的醫護人員所調配的處方可能不盡相同，縱然是成份相同，但是其劑量之多寡則也可能有差異。針對這個問題，若能建立一套人工智慧系統，從病患之身體狀況及檢驗資料，到醫護人員所開立之營養處方資料，及病患接受營養處方後之結果，建立其彼此之間的關係，一方面可以了解某種處方之劑量是否適當，另一方面，可以降低醫護人員的工作負擔與減少不必要的人為疏失，以強化醫療品質。

本文嘗試利用早期所建立之類分子神經系統 (Artificial NeuroMolecular System, ANM 系統) (Chen and Conrad, 1994, 1997a, 1997b; Chen, 1998)，以探討新生兒資料在接受全靜脈營養期間，其營養劑量及組合對新生兒體重之影響。本文之研究對象是初生兒或早產兒（年齡為 0 月至 3 個月），主要是考量其因素較為單純而且情況較容易掌握（即不會受到個人的心理因素或過去經驗所影響）。為了進一步了解本系統之區別分析能力，本研究同時利用統計區別分析對相同之資料進行資料分析，之後，再以倒傳遞網路對相同的資料作學習訓練及預測，最後，將樣本資料交由專業醫護人員進行再次人工判斷，以作進一步的確認與比較。除了判斷資料區別能力外，本研究並進行各屬性的敏感度分析，以期找出各個參數在全靜脈營養中所扮演的角色。

以下第二節介紹本文採用之分析工具—類分子神經系統，第三節則利用三種不同的系統對新生兒採用全靜脈營養病例資料進行分析，並與醫護人員的人工判斷結果進行比較，最後則是結論與建議。

2. 系統架構

本研究所採用的 ANM 系統是屬於類神經網路的一種，它具有相當不錯的資料區別能力，主要是它結合了神經元內部與神經元間資訊處理的特性（Chen and Conrad, 1994, 1997a, 1997b; Chen, 1998；方國定、陳重臣，民 88a，民 88b）。傳統的類神經網路都著重於神經元間關係，但神經元內部有關分子方面及化學方面的資訊處理則被忽略掉。ANM 系統除了利用網路神經元間連接關係來表達訊息外，還增加了神經元內部的資訊處理能力。針對某一特殊問題，每個神經元內部的資訊處理能力是經由進化式學習的調整而成為一個特別的資訊處理器。這些神經元再透過另一層神經元的控制方式，以組合而成一個互相配合的資訊處理群。藉由改變輸入／輸出之介面，它已被應用於不同領域，例如圖形辨別、中文字認識（Chen and Conrad, 1997b）、問卷分析（方國定、陳重臣，民 88a）、機器人導航控制（Chen and Conrad, 1994）、疾病診斷分析（陳重臣和方國定，民 88）等多方面的應用上。

約略的說，ANM 系統是由兩種主要神經元組合而成。第一種為「資訊處理神經元」，它利用其神經元的內部結構，以接收來自其它神經元或外界的訊號，並將這些訊號轉換為在神經元內部結構上流動之訊號，這些訊號整合的結果可能促使神經元產生觸發（firing）行為；第二種為「控制神經元」，它具有記憶性功能，可以挑選（組合）一群「資訊處理神經元」，以完成某一特定的功能。每一種神經元的功能及資訊處理方式，分述如下。

2.1 資訊處理神經元組

每個「資訊處理神經元」具有整合來自不同時間及空間訊息的能力，它擷取類似於實際神經元內細胞骨架上的資訊處理。整個細胞骨架可以想像成一個小型神經元網路，當神經元外的訊號傳遞到細胞骨架上時，它將產生某種訊號的流動。當這些訊號以某種的組合方式，在細胞骨架上的某個地方整合時，它可以影響細胞內的某種酵素，進而改變細胞的形狀，其結果會打開或關閉離子管道，而導致神經元內部電位的升高或降低，最後促使神經元產生觸發的行為（Lieberman *et al.*, 1975, 1982a, 1982b; Hameroff and Watt, 1982; Hameroff, 1987; Matsumoto *et al.*, 1989; Werbos, 1992）。

目前本研究假設每一個資訊處理神經元的內部結構（即「細胞骨架」），是由 64 個（即 8×8 的二維柱狀結構）負責傳遞分子訊號之分子元件（cytoskeletal components）所組成（圖 1），每個元件專門負責訊號傳遞及匯整之作用。當輸入訊號傳遞到「細胞骨架」時，細胞骨架將依刺激的大小，產生相對振幅大小的規律振動（刺激越大，其產生的振動也越大），並依某一特定方向傳遞訊號（其傳遞方向與速度是由讀入酵素決定），即撞擊相鄰的「細胞骨架」，使該相鄰「細胞骨架」產生振動，如此重覆上述動作，而產生依特定方向進行的訊號傳遞。為了讓訊號在「細胞骨架」維持訊號持續性傳遞的情形，本研究假設整個二維柱狀結構是一個球狀的結構，即最

上端與最下端是彼此相連，而最左端與最右端也是彼此相連。

本研究假設有讀入酵素、讀出酵素、停滯酵素、吸收酵素、轉向酵素、轉移酵素等六項，其中前兩項負責控制神經元的訊號輸入及輸出，而後四項則是負責控制神經元內部的訊號流動及改變，詳述如下：

- ◆ **讀入酵素 (readin enzyme)**：主要是負責接收外部傳遞至神經元的訊號，並將之轉換成「細胞骨架」上朝向某一個方向的初始訊號。目前假設有朝左上、上、右上、左、右、左下、下、右下等 8 個方向。以圖 1 為例，當位於 (X3, Y3) 的讀入酵素被啟動時，其訊號傳遞的初始方向為朝上，即產生一個從位於 (X3, Y3) 往上傳遞的訊號，這個訊號會依序經過 (X2, Y3)、(X1, Y3)、(X8, Y3)、(X7, Y3) 等地方的分子元件。本研究並假設訊號在傳遞的過程中，其所傳遞過程中，其振幅是維持不變，但所經之處的分子元件振幅則會隨著時間產生逐漸衰減的現象，最終達到靜止狀態。上述之訊號傳遞與流動的作法，約略可以把它想像成一個帶有某種長度尾巴殘影的流星雨一樣，其所經之處是維持某種程度的亮光，但之後則會逐漸消失。另外，假設當兩個訊號交會時（不一定是同時交會，有可能一個先到而另一個則是略後才到的情形），其分子元件振動的強度也跟著增加，也就是本研究所謂的「訊號整合」想法。
- ◆ **讀出酵素 (readout enzyme)**：主要是負責控制神經元是否滿足觸發條件，目前假設的「觸發條件」有三個：(1)傳遞經過某點的訊號能量（振幅）值是否達到某一門檻值；(2) 傳遞經過某點的所「累積」訊號能量（振幅）值是否達到某一門檻值；(3)限制在只有某個時段內，讀出酵素才可被啟動並產生作用。當某一種組合的訊號在「細胞骨架」某個地方產生匯整而滿足上述三個條件時，如果該處同時具有讀出酵素時，神經元則會產生觸發行爲，因此，讀出酵素的存在與否，也是決定該神經元是否將產生觸發 (firing) 行爲的另一條件。
- ◆ **停滯酵素**：訊號傳遞至某點時，會延遲數個單位時間後，才會續繼將訊號傳遞下去。這種酵素目的是增加訊號在傳遞時所需時間的多樣性。
- ◆ **吸收酵素**：訊號傳遞至某點時，該點會吸收固定的訊號刺激強度，使傳遞過去的訊號之強度降低（當強度低於某一門檻值時，本研究假設該訊號會消失不見）。這種酵素的目的是抑止某些的訊號之流動，或是降低流動的訊號強度，以增加訊號在傳遞時其訊號長度種類的多樣性。
- ◆ **轉向酵素**：訊號傳遞至某點時，將強制改變訊號傳遞的方向。它的主要目的是增加神經元內訊號流動時其方向的多樣性。
- ◆ **轉移酵素**：訊號傳遞至某點時，會透過轉移酵素，將訊號傳至另一個神經元。使得原本的訊號，從一個神經元轉移至其另外一個神經元上（流動方向不變）。轉移酵素之設置，再配合記憶式神經元對於神經元的挑選功能，有可能讓原本未被挑選的神經元，產生觸發。它的主要目的是增加神經元內訊號流動方向的多樣性。

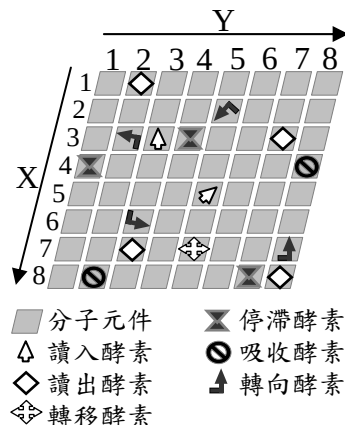


圖 1 資訊處理神經元架構圖

圖 2 舉例說明當外部訊號傳遞至位於(X7, Y6)讀入酵素之訊號傳遞情形。假設經由該讀入酵素所產生之訊號，其開始的傳遞方向是朝右上的方向前進的話，其下一個時間點將傳至位於(X6, Y7)的地方，之後的下一個時間點則會傳至位於(X5, Y8)的地方（因假設上下端相連、左右端彼此相連的關係），再傳至位於(X4, Y1)的地方，如此持續上述動作，以產生某一特定方向的訊號傳遞。

圖 3 舉例說明當訊號由讀入酵素(X8, Y3)處開始啟動時，其所經過的「細胞骨架」的振幅情形。假設原有的振幅強度為 1.0 的話，而每經過一個時間單位其衰減幅度為 60%的話。當經過五個時間單位的訊號傳遞後，從位於(X8, Y3)之處傳遞至位於(X3, Y8)之處時（後者仍維持原有訊號強度，即值為 1.0），然而，其前一個訊號傳遞之處(X4, Y7)則保有 0.4 強度的幅度，而前前一個訊號傳遞之處(X5, Y6)則保有 0.16(即 0.4×0.4)強度的振幅（註：本文假設訊號強度低於 0.01 以下者，其帶有的訊號相對極為微小，不至於影響之後的運作，故可忽略不計）。

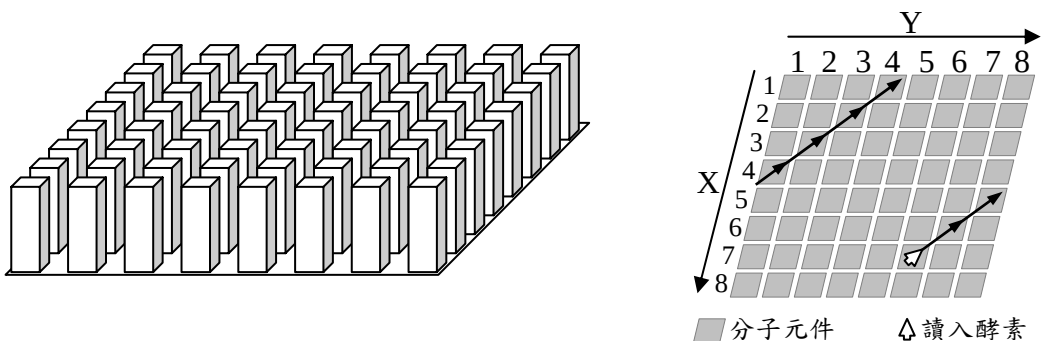


圖 2 單一個 8x8 的資訊處理神經元（左圖為側視圖，右圖為下視圖）

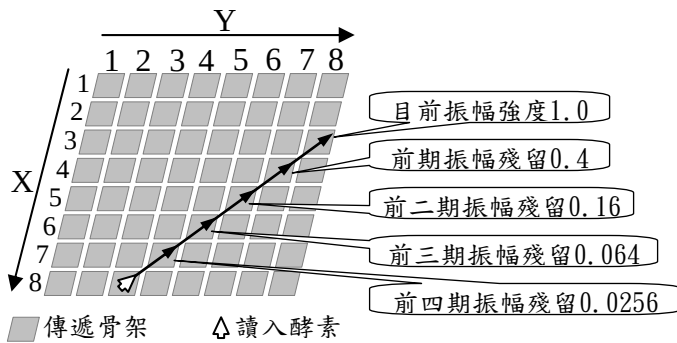


圖 3 訊號振幅殘留示意圖

2.2 記憶式神經元

「記憶式神經元」的主要功能是負責連結或抑制資訊處理神經元，其功能是在資訊處理神經元組中，挑選合適的資訊處理神經元，以完成某一特定任務。圖 4 顯示記憶式神經元與資訊處理元之間的關係。具有雙個圓圈的代表該神經元被挑選（或稱之為連結），而若為單個圓圈則代表該神經元未被挑選（或稱之為被抑制）。在所有的「資訊處理神經元」中，只有被「記憶式神經元」所挑選的神經元可以參與資訊處理，而受到抑制的神經元則無法參與資訊處理。透過演化式學習的方式，以組合具有不同資訊處理能力的神經元，去完成某一任務。

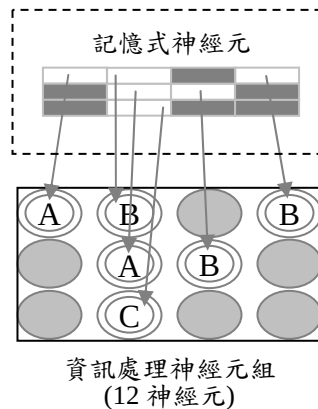


圖 4 記憶式神經元與資訊處理元之間的關係

2.3 應用領域及其輸入/輸出介面

如前所述，ANM 系統可以經由不同的輸入/輸出介面，將它應用在不同問題領域，本研究是將它應用於新生兒全靜脈營養之資料區別及分析上。資料來源是取自於中部某區域教學醫院，共取得 446 筆匿名新生兒之全靜脈營養病例資料，其中 172 筆資料是記錄不完整及有錯誤的資料，經過刪除這些資料後，剩下 274 筆完整的資料。這 274 筆資料，依該新生兒隔日的體重增減情形，其中有 169 筆是體重有明顯增加者（代表該配方可能效果良好）、51 筆是體重不變者（代表該配方可能效果不顯著）、而 54 筆則是體重減輕者（代表該配方可能不適合患者）。

上述每筆病例資料中，有 30 項資料，並可約略分成三大部份：(1)基本資料（有 7 項）：包含患者 Age（年齡，單位月份）、BW（體重，單位公克）、IVF（靜脈注射量）、Dite（飲食管灌量）、Stool（糞便量）、Urine（小便量）及 I/O 輸入輸出量差額（IVF 值加上 Dite 值後，再減去 Stool 及 Urine 的值）；(2)患者檢驗數據（有 12 項）：包括 WBC（白血球）、N-Band（帶狀型嗜中性白血球）、N-Seg（分葉型嗜中性白血球）、Lymph（淋巴球）、RBC（紅血球）、Hb（血色素）、Platelet（血小板）、T-Bilirbin（總膽紅素）、Na（鈉）、K（鉀）、Ca（鈣）、Cl（氯）；(3)靜脈營養處方項目（有 11 項）：包含 Glucose（葡萄糖）、Amino（氨基酸）、Na（鈉）、K（鉀）、Cl（氯）、Mg（鎂）、Ca（鈣）、Acetate（醋酸）、P（磷）、Total（TPN 總量）、Kcal（TPN 總熱量）。

在原始的資料中，由於上述每項資料的單位不一，其最大值與最小值也有很大的差異，本研究採用一個簡單的正規化方式，將每項資料的值轉換為 0.0 與 1.0 之間。某一項資料的最小值以值 0 表示，而最大值則以值 1 表示。每項資料經過正規化轉換後的值為實際值減去最小值後，再除以其最大值與最小值之間的差距值。

以下先說明如何建立 30 項資料與「資訊處理神經元」之間的關係，再說明如何將每一筆新生兒的資料轉換為「資訊處理神經元」的輸入資料。目前所採用的作法，是將上述 30 項資料中的每一項，以隨機的方式將它「投射」到某幾個「資訊處理神經元」的「讀入酵素」上，換句話說，每項資料是以隨機的方式，被打散到不同的神經元的不同「讀入酵素」。透過這種作法，並配合學習演化機制，將每個神經元塑造成不同輸入/輸出的資訊處理器，即每個神經元是專門負責處理 30 項資料中的某幾個項目。針對每一筆資料，每個項目的值將被轉換為「資訊處理神經元」之「細胞骨架」上訊號的振幅，值愈大代表振幅愈大（即訊號的振幅的大小是由這些正規化的值決定）。每個神經元的「讀入酵素」同時接收每一筆資料的 30 個項目的值，並經過一段相當時間的訊號處理後，最先產生觸發的神經元被視為系統的輸出。

本研究將所有的「資訊處理神經元」分成三群：「體重增加者」、「體重不變者」、及「體重減少者」。針對每一筆新生兒資料，每項經過正規化的資料值，同時將它「投射」與它相連之神經元的各個「讀入酵素」上，換句話說，這些「讀入酵素」同時取得這些正規化的值，並同步進行訊號的傳遞。

若某筆資料是屬於新生兒「體重減少」者，而系統輸出又為「體重減少」者時，則我們宣稱系統認識這筆資料。相反的，如果系統輸出為「體重不變」或是「體重增加」時，則我們宣稱系統不認識這筆資料。若某筆資料是屬於新生兒「體重增加」者或「體重不變」者，其作法與上述方法雷同。簡略的說，只有當系統所決定的種類與檢測資料的種類完全相同時，才會被認定為可以清楚的區分該筆資料。

2.4 學習演算法

本文假設有 6 個子系統 (central processing system, CPS)，每個子系統有 30 個神經元，並透過進化式學習演算法(Fogel, et al., 1966; Fogel, 1995)來調整系統架構，以增加資料區別能力。

進化式學習演算法是一種類似於達爾文「變動－選擇」型的搜尋方式，它有以下四個步驟：(1)評估各個 CPS 子系統的績效，績效的評估方式由 CPS 的系統輸出值的好或壞來決定；(2)選擇幾組表現比較好的 CPS 子系統；(3)保存表現比較好的 CPS 子系統；(4)以保存下來的 CPS 子系統為樣本，拷貝到其他 CPS 子系統中，並給予少許的變動，即保留大部分的構造（例如百分之九十的架構維持不變），但以隨機的方式隨機調整 CPS 子系統小部分的構造（例如百分之十的架構給予隨機性的改變）。

系統是一個多層式的架構，它的進化式學習容許四個主要層次的進化調整，它分別是(1)輸入接收模組：負責調整輸入樣本如何轉換到資訊處理神經元組內；(2)記憶式神經元：負責挑選合適的資訊處理神經元的組合；(3)資訊處理神經元：負責調整神經元內部 6 種構造的組合，產生不同的資訊處理方式；(4)輸出轉換模組負責處理內部輸出訊息如何轉換成問題領域所需要的輸出意義。

3. 實驗設計與結果

本文將 274 筆新生兒之全靜脈營養病例資料，切割成兩部分，其中 174 筆資料（約占全部資料的三分之二）作為訓練資料（稱為「訓練組」），而其餘 100 筆資料（約占全部資料的三分之一）當系統學習完成後作為測試資料（稱為「測試組」）。在這 274 筆資料中，體重「增加」、「不變」、「減少」者分別有 169 筆、51 筆、54 筆。

3.1 ANM 系統的資料區別能力

圖 5 顯示 ANM 系統對「訓練組」資料的學習情形。系統在經過第 1 代的學習，約可正確辨識 80 筆資料，這約占三分之一強以上的資料（以區別三個種類而言，隨機猜對的機率為三分之一）。到了第 100 代時，系統已可辨識 111 筆資料。之後，隨著學習次數的增加，系統認識的資料筆數也跟著增加，但增加的速率則有明顯的下降，這是因為當資料辨識筆數增加到某一程度

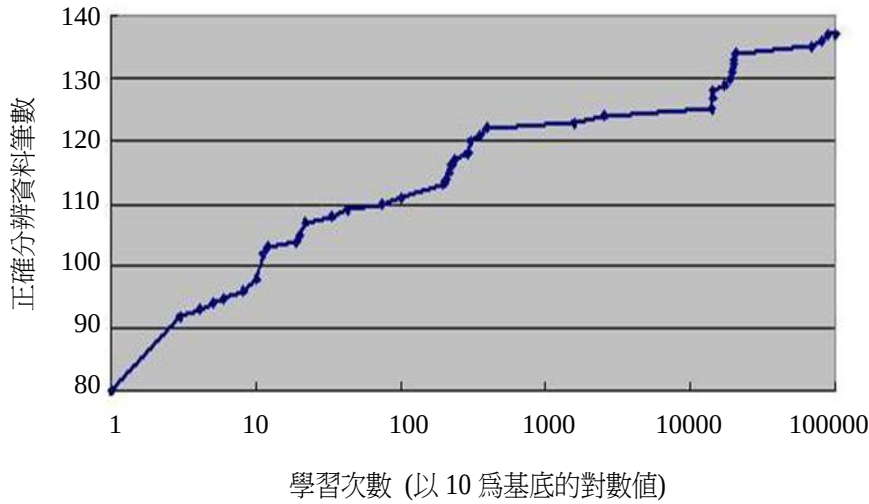


圖 5 ANM 系統的學習經過情形

時，系統需要更多的時間，去尋找區分每筆資料不同的地方。在經過 100,000 代的學習後，系統可辨識 137 筆資料，其辨識率為 78.74% (137/174)。

本研究將上述經過長期學習的系統，以「測試組」的資料測試系統的辨識能力，結果顯示，在 100 筆資料中，系統可以正確的區分 70 筆資料，其辨識率為 70% (70/100)。除上述外，本文進一步的針對系統沒有判別正確的資料，作進一步了解，結果發現（表 1），ANM 系統傾向於將體重減輕或不變者，判定為體重增加者，這個結果不僅很明顯的出現在「訓練組」的資料，而且也出現在「測試組」的資料，我們推敲其背後原因是在這 274 筆資料中，有 169 筆（約 62%）是屬於體重增加者（學習績效評估方式是以認識筆數的多少作為評估的標準）。

表 1 ANM 系統訓練與測試結果

	訓練組預測體重			測試組預測體重		
	減輕	不變	增加	減輕	不變	增加
實際體重減輕	9	5	17	9	0	14
實際體重不變	1	21	13	1	2	13
實際體重增加	0	1	107	2	0	59
正確筆數	9+21+107 = 137			9+2+59 = 70		
辨識率	137/174 = 78.7%			70/100 = 70.0%		

3.2 與統計方法及倒傳遞網路比較

爲了進一步了解 ANM 系統的資料區別能力，本文以倒傳遞網路與統計區別分析，對相同資料進行比較性分析。在統計區別分析方面，本研究以 SAS 軟體系統（8.01 中文版）進行區別分析，結果顯示（表 2），SAS 系統對「訓練組」與「測試組」兩組資料的區別能力分別爲 74.7% 與 54.0%。這個結果說明 ANM 系統均比 SAS 具有相對較佳的資料區別能力。

在倒傳遞網路方面，本研究採用 Matlab 6.1 內建之類神經網路套件 Neural Network Toolbox 4.0 (nntool)來進行訓練學習，經多次參數組合的調整，包括不同的隱藏層數、不同的神經元數、及不同的轉移函數，以比較其結果。結果顯示，當隱藏層爲兩層，而每一隱藏層使用 30 個神經元，並使用正切雙彎曲(Tan-Sigmoid)轉移函數，其所得的結果爲最佳（表 3）。倒傳遞網路對「訓練組」與「測試組」兩組資料的區別能力分別爲 86.2%與 48.0%，這個結果說明倒傳遞網路比 ANM 系統對「訓練組」的資料具有相對較佳的區別能力，然而，其對「測試組」的資料卻表現的相當差（僅有 48%的正確率），這個結果甚至比 SAS 的表現（正確率爲 54%）來得差。

爲了進一步的了解類神經網路的區別能力，我們嘗試與其它種類組合的類神經網路（不同的隱藏層數與神經元數）作比較，即使用不是最佳學習結果的網路組合，結果顯示，對「訓練

表 2 統計區別分析訓練與測試階段結果

	訓練組預測體重			測試組預測體重		
	減輕	不變	增加	減輕	不變	增加
實際體重減輕	23	4	4	7	8	8
實際體重不變	8	22	5	2	11	3
實際體重增加	6	17	85	9	16	36
正確筆數	23+22+85 = 130			7+11+36 = 54		
辨識率	130/174 = 74.7%			54/100 = 54.0%		

表 3 倒傳遞網路訓練與測試階段結果

	訓練組預測體重				測試組預測體重			
	減輕	不變	增加	其他*	減輕	不變	增加	其他*
實際體重減輕	23	2	1	5	7	1	8	7
實際體重不變	0	24	2	9	1	4	4	7
實際體重增加	1	3	103	1	2	2	37	20
正確筆數	23+24+103 = 150				7+4+37 = 48			
辨識率	150/174 = 86.2%				48/100 = 48.0%			

* 以 001 編碼代表「減輕」、010 編碼代表「不變」、以 100 編碼代表「增加」，不屬於上述三類的輸出則歸於「其他」類

組」資料區別率較低的組合，反而其具有相對較高對「測試組」資料的區別能力。這是因為一個學習績效相當好的系統，不見得具有相對較佳的測試結果，最典型的例子就是傳統的人工智慧型系統（例如，規則式的系統），也就是說我們可以建立一個針對訓練資料非常好的資料分辨系統，然而，這些規則也僅適用於這些曾經學習過的資料，當資料略有不同時，系統卻完全喪失其分辨能力（即不具有任何的容錯能力）。上述的結果可以說明為什麼 ANM 系統比倒傳遞網路在訓練階段表現較差，而在測試階段卻反而具有相對較佳的結果。

3.3 與人工判別比較

以上的作法，是透過電腦系統或輔助工具所得的結果，本研究爲了確認所得的結果可以提供醫護人員某種程度的幫助，再次的將「訓練組」及「測試組」的資料，進行第二次的資料判別，換句話說，本研究以相同的病例資料請醫護人員依據過去的經驗法則及臨床病患徵兆及檢驗數據，來判定新生兒接受該全靜脈營養配方後，其體重應是會「增加」、「不變」、或「減少」。在初始時，本研究預測基於過去經驗的累積，醫護人員第二次的判斷應會比第一次的判斷有更明確的判斷，即達到更高的正確率。然而，令我們相當訝異的是第二次填寫結果的正確率(表 4)，遠比 ANM 系統所分析的正確率還來的低。表 5 是整理 ANM 系統、倒傳遞網路、統計區別分析、及人工判別等四種方法在訓練組及測試組資料之辨識率，由此結果可知，ANM 系統在某種程度上可以有效的提供人們在新生兒的營養方面相當程度的協助。

上述的結果討論，主要是以精確度（即辨識率）來比較不同工具或方式之資料區別能力，然而，就評估模式之區別能力而言，精確度並非評估模式的唯一指標，從某個角度而言，誤置成本 (misclassification rate) 也是必須將它納入考量。本研究假設有兩種情形是所謂的誤置成本，第一種是原先預測體重會增加的早產兒，卻發生體重減輕的情形，而第二種是原先預測體重會減輕早產兒，卻發生體重增加的情形。表 6 是整理 ANM 系統、倒傳遞網路、統計區別分析、及人工判別等四種方法在訓練組及測試組資料之誤判率，由此結果可知，在四種方法中，統計方法不論在訓練組及測試組資料，均呈現相對較低的誤判率，而 ANM 系統雖然在訓練組的資料

表 4 醫護人員人工判定結果

	訓練組預測體重		
	減輕	不變	增加
實際體重減輕	31	19	24
實際體重不變	6	17	24
實際體重增加	17	20	116
正確筆數	31+17+116 = 164		
辨識率	164/274 = 59.9%		

表 5 不同工具之辨識率結果比較

	類分子神經網路	倒傳遞網路	統計區別分析	人工判別
訓練組資料	78.7%	86.2%	74.7%	66.1%
測試組資料	70.0%	48.0%	54.0%	49.0%

表 6 誤判率 (misclassification rate)

	類分子神經網路	倒傳遞網路	統計區別分析	人工判別
訓練組資料	9.7%	9.7%	5.7%	10.3%
測試組資料	16.0%	44.0%	17.0%	23.0%

比統計方法的誤判率略為偏高，然而，在測試資料組的誤判率則略為偏低，整體而言，ANM 系統的誤判率與統計方法約略相同。

3.4 屬性敏感度分析

本實驗目的是探討 30 項資料中的每一個項目在作資料區別分析時所扮演的角色。本研究的做法是以前一個實驗所得的系統架構作測試，即經過長期學習後的系統，來做屬性敏感度分析實驗，其實際的作法是以全部 274 筆資料做為基礎資料，分別從第 1 項屬性 (Age) 至第 30 項屬性 (Kcal)，更改其中一項屬性的值（其餘項目的值則維持不變），以了解該屬性值的改變對系統區別能力的影響。若修改某項屬性值後（但維持其它屬性的值不變），其修改前與修改後所得的結果差異不大時，則代表該項屬性對區別體重「減輕」/「不變」/「增加」，沒有太大的影響。相對的，若結果有很大的改變的，則代表該項屬性有相當程度的影響。

細部的作法是對全部 274 筆資料的某一項屬性值全部設定為 0.0，而其餘的 29 項屬性值則維持不變，以此測試當某屬性全部為 0.0 時，系統的輸出結果的改變。之後，再將該項的值設為 0.1，以此測試系統的輸出結果的改變，如此重覆上述動作，將該項的值設為 0.2、0.3、0.4、... 直至 1.0（每次增量為 0.1），總共進行 11 次測試實驗，最後取其平均值。上述動作僅是改變 30 項屬性其中的一項，本研究對每一項屬性均進行同樣的分析，其結果如圖 6 所示，X 軸的值代表為分別修改的 30 項屬性值，而 Y 軸的值則是代表每一屬性值修改後的平均結果，100%代表完全不影響結果，70%則代表該項屬性值經更改後，分辨的正確率降為原先的 70%。

結果顯示，IVF、WBC、Hb、Platelet、T-Bilirbin 這五項屬性值，經改變後，並不會對結果造成任何的影響，代表這五項屬性值並不具區別能力。相對的，BW、Urine、TPN.Mg、TPN.Ca、P、Kcal 六項屬性值則可使結果下降 10%以上，它代表這些項目具有相當程度的資料區別能力。經詢問醫護人員臨床判斷的經驗，共有 12 項屬性被醫護人員認定為重要的項目，分別為 Age、BW、Dite、Urine、I/O、WBC、Glucose、Amino、TPN.Na、TPN.K、TPN.Ca、P。在這 12 項中，

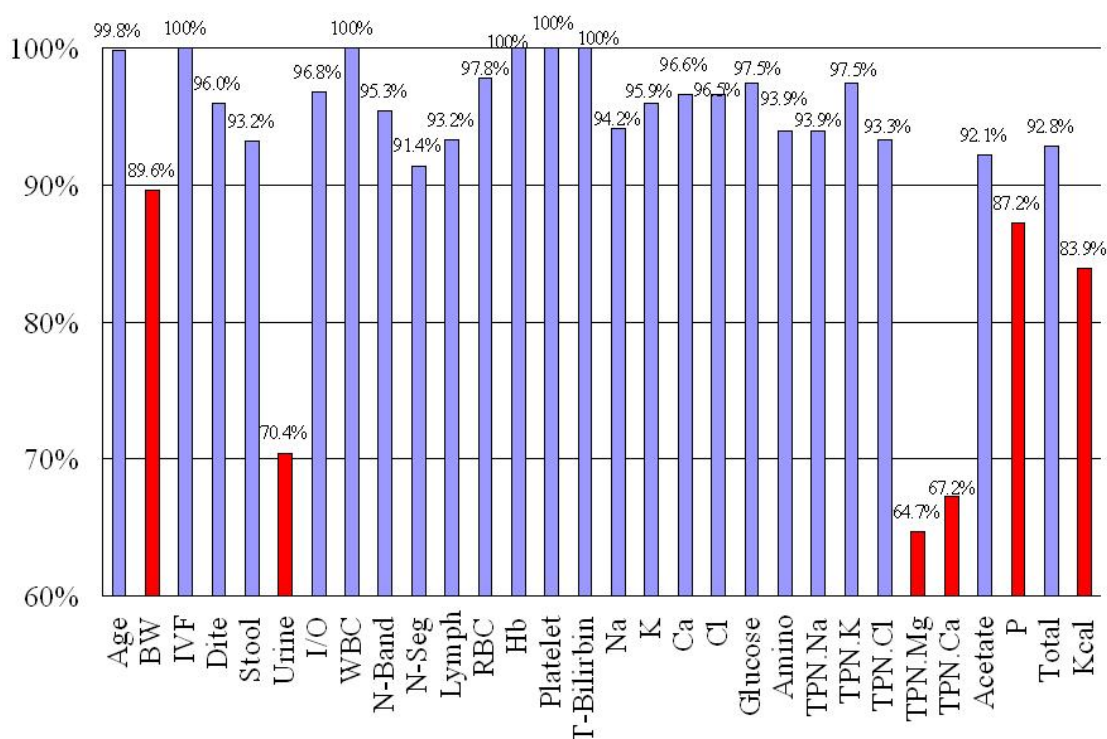


圖 6 屬性重要性分析

僅有 BW、Urine、TPN.Ca、P 四項屬性與本研究實驗所得之重要屬性項目相同。護理人員認為重要的 12 項屬性，主要是考量病患整體病情的發展所選出的屬性值，而系統所挑選出的屬性值，經醫護人員確認，是較偏向病患營養部分的屬性。

4. 結論與建議

目前採用全靜脈營養療法以改善新生兒的健康情形，是從新生兒生理情況、生化檢驗數據、及當日使用的全靜脈營養配方劑量，來分析並預測新生兒隔日體重的增減狀況，並用以推測該配方的劑量是否合適。然而，目前尚沒有一致性的準則及作法，可以讓醫事人員遵循，因此，在目前的臨床醫師診斷方面，大都是依據個人的經驗法則，其作法或多或少是存在某種的差異性。因此，如果能建立一套智慧型電腦系統，幫助作分析及診斷，不僅可以協助醫師的診斷，而且可以從不同角度探討及分析了解全靜脈營養療法與新生兒體重變化之關係。然而，可惜的是，目前智慧型系統在這方面的發展，成果並不是很令人滿意。這是因為傳統人工智慧（或專家系統）的作法，是搜集專家或學者所提供的考慮因素及判斷規則，而建立的決策系統，它的

缺點是如果這些規則有任何疏失時或規則之間有互相矛盾及不足之處時，系統的規則可能需要作全盤調整或修改。類神經網路在這方面扮演著補足上述缺點的角色，他們強調的是利用網路上神經元間連結方式，來表達訊息或規則，但他們完全忽略掉神經元內部的資訊處理，正因為如此，一個類神經網路所能表達的訊息或規則，也就侷限於神經元間所有可能的連結方式（或甚至更低）。本文所採用之ANM系統除了具有傳統類神經網路的特性外，還增加了神經元內部的資訊處理，以增加系統的資訊處理能力。

實驗結果顯示，ANM 系統比倒傳遞類神經網路及統計方法，均具有相對較佳的結果，這與本研究先期所預期的結果相差不遠。然而，比較特殊的結果是當我們請相同的醫事人員（原資料的提供者），就同樣的資料以他們的經驗（已經經過相當長的一段時間後），再次判斷新生兒體重變化情形，結果比本研究所採用的系統還來的低。這個結果說明兩種可能性：第一是人們的判斷準則（有形的或無形的）已經隨著經驗的累積而產生改變；第二是人為的判斷可能會因「人」、「事」、「地」、「物」、「時」而有差異，但這並不表示它是人為的錯誤或疏忽，而且問題本身存在許多不確定的因素（包括新生兒的健康情形）所導致的差異性。

本文所得到的結果雖然比人工判斷具有較佳的結果，但並不意謂它一定比人工判斷來的佳（註：在不同的資料上，其結果可能完全相反），而是在資料的處理上，它會就資料本身的數據作判斷與資料區別，因此具有較高的一致性，但它則會喪失人們會因「人、事、地、物、時」的不同而有彈性作法，也喪失變通的可能性。如果能結合這兩方的優點，將可產生互補性的功能，也就是當這個系統更趨於成熟時，它可以提供醫事人員另一層面的資料。

參考文獻

- 方國定、陳重臣，「以產品面探討跨組織資訊系統之採用：自主性學習之類分子神經系統應用」，資管學報，第六卷第一期，民國 88 年 a，63-83 頁。
- 方國定、陳重臣，「以科技循環週期模式探討跨組織資訊系統之採用：自主性學習之類分子神經系統應用」，交大管理學報，第十九卷第二期，民國 88 年 b，55-83 頁。
- 馬偕醫院營養醫療小組教育園地，「教育園地：靜脈營養」，URL: <http://www2.mmh.org.tw/nss/eduindex.htm>，民國 90 年。
- 陳重臣、方國定，「以類分子神經系統對 B 型肝炎臨床資料作診斷預測、分析、交叉驗證」，管理與系統，第六卷第四期，民國 88 年，433-458 頁。
- Chen, J. C., "Problem Solving with a Perpetual Evolutionary Learning Architecture," *Applied Intelligence*, Vol. 8, No. 1, 1998, pp. 53-71.
- Chen, J. C. and Conrad, M., "A Multilevel Neuromolecular Architecture that Uses the

- Extradimensional Bypass Principle to Facilitate Evolutionary Learning,” *Physica D.*, Vol. 75, 1994, pp. 417-437.
- Chen, J. C. and Conrad, M., “Evolutionary Learning with a Neuromolecular Architecture: A Biologically Motivated Approach to Computational Adaptability,” *Soft Computing*, Vol. 1, 1997a, pp.19-34.
- Chen, J. C. and Conrad, M., “Pattern Categorization and Generalization with a Virtual Neuromolecular Architecture,” *Neural Networks*, Vol. 10, 1997b, pp. 111-123.
- Fogel, D., *Evolutionary Computation: Towards a New Philosophy of Machine Intelligence*, IEEE Press: Piscatawy, NJ, 1995.
- Fogel., L. J., Owens, A. J., and Walsh, M. J., *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution*, John Wiley & Sons: New York, NY, 1966.
- Hameroff, S. R., *Ultimate Computing*, North-Holland: Amsterdam, 1987.
- Hameroff, S. R. and Watt, R. C., “Information Processing in Microtubules,” *Journal of Theoretical Biology*, 1982, pp. 549-561.
- Holland, J. H., “Adaption in Natural and Artificial Systems,” University of Michigan Press: Ann Arbor, MI, 1975.
- Liberman, E. A., Minina, S. V., and Golubtsov, K. V., “The Study of the Metabolic Synapse II: Comparison of Cyclic 3',5'-AMP and Cyclic 3',5'-GMP Effects,” *Biophysics*, Vol. 22, 1975, pp. 75-81.
- Liberman, E. A., Minina, S. V., Shklovsky-Kordy, N. E., and Conrad, M., “Microinjection of Cyclic Nucleotides Provides Evidence for a Diffusional Mechanism of Intraneuronal Control,” *BioSystems*, Vol. 15, 1982a, pp. 127-132.
- Liberman, E. A., Minina, S. V., Shklovsky-Kordy, N. E., and Conrad, M., “Change of Mechanical Parameters as a Possible Means for Information Processing by the Neuron (in Russian),” *Biophysics*, Vol. 27, 1982b, pp. 863-870.
- Matsumoto, G., Tsukita, S., and Arai, T., “Organization of the Axonal Cytoskeleton: Differentiation of the Microtubule and Actin Filament Arrays,” in: F.D. Warner and J.R. McIntosh (eds), *Cell Movement: Kinesin, Dynein, and Microtubule Dynamics*, Vol. 2, 1989, pp. 335-356.
- Werbos, P., “The Cytoskeleton: Why It May Be Crucial to Human Learning and to Neurocontrol,” *Nanobiology*, Vol. 1, 1992, pp. 75-95.