

行政院國家科學委員會專題研究計畫 期中進度報告

建構以臨床路徑為基礎之醫療資訊系統(1/2)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-029-010-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：東海大學工業工程研究所

計畫主持人：王偉華

共同主持人：陳貽善

計畫參與人員：董俊良、姚輝林、楊仕蒼

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 5 月 28 日

摘要

中央健保局為控制醫療費用上漲之範圍，逐步採用各項前瞻性支付制度，如：總額支付制度、論人計酬制、論病例計酬制等，迫使各醫療院所重視醫療資源及費用之有效運用。現階段管理目標為維持原有醫療品質、控制費用發生於合理範圍內及減少醫療資源的浪費。現今醫療院所多推行臨床路徑(Clinical Path)管理，以達成上述之管理目標。臨床路徑管理為標準化某種疾病與處置的診斷作業，讓病人由住院到出院者依此模式接受治療。確保醫療品質、減少合併症的發生、縮短住院日數，有效控制醫療成本及病人滿意度。傳統臨床路徑制定方法，需要臨床上各領域專業人員共同參與。以大量統計性資料為參考，經由設計、選擇、評估等階段制定而成。制定過程中，需反覆以人力協商方式達成共識，使得路徑的發展相當耗費人力與時間。為此，本研究應用資料採礦技術，期望建立系統化臨床路徑之建立機制。藉以提高臨床路徑建立之效率、發展病患之適切療程，及提供予醫師臨床療程建議之分類器。研究過程可分為兩個部分：首先，尋找某疾病隱含多種療程的可能性；繼而，根據病患的特徵判別所屬療程類別。本研究之目的為 (1) 應用群集技術找出療程類別及其臨床路徑基礎藍圖。再由醫療專業人員進一步規劃完整路徑，達成資訊面與領域知識的整合；(2) 透過類神經分類器判別病患所屬療程類別。

本研究選取兩種疾病進行機制驗證，分別為「剖腹生產」與「小兒肺炎」。剖腹生產屬「論病例計酬案件」，藉此分析機制之正確性與可行性；再以小兒肺炎為例，評估施行於「非論病例計酬案件」之可行性。本研究之結果顯示，兩種疾病皆有滿意表現。剖腹生產案件，透過此機制得到一個臨床路徑，其分類器之準確率亦達 98%；小兒肺炎案件，藉由機制找到二個臨床路徑，分類器可達 77% 之準確率。

Abstract

Due to the increasing medical practicing cost, the Bureau of National Health Insurance (BNHI) decided to implement the concept of Prospective Payment System (PPS) to help the medical hospitals in planning and controlling their medical care cost and quality. Several payment systems have been implemented and are scheduling to be implemented in these one or two years. These systems are trying to constraint the hospitals' incomes and in a way to accelerate the cost and quality control efforts in the hospitals. In the PPS concept, the medical process design and control is a key way to guarantee the efforts and the results. Clinical path is one of the most important tool in making PPS functional and helping the BNHI and the hospitals to reach the expected goals.

Traditional way in developing clinical paths is to organize some related medical teams. And, within the teams, the related medical experiences could be integrated and hopefully reach a common agreement in the medical treatments procedure. After that, some general clinical paths could be formed. However, this way wastes lots of time and energy in negotiations and argues and can hardly reach the medical practice agreements. In this research, a data mining approach is developed to provide a new way in developing the first and common-agreed, in the sense of data, blueprint of clinical path. A common blueprint is provided for the members in the medical teams to design the appropriate clinical paths for the patients.

In this research, two difference examples have been selected as the test bed for the proposed method. One is the Caesarian operation, which is a case payment example. The other is the Pneumonia of Pediatrics in which no clinical path has been reported before. We have implemented the proposed method in these two examples and received the satisfied results. In the Caesarian operation, a clinical path is generated and the accurate rate of ANN classifier is above 98%. In the Pneumonia of Pediatrics example, two clinical paths are generated and the accurate rate of ANN classifier is above 77%. In the above examples, the generated clinical pathways have been approved by the domain experts as well.

一、 緒論

1.1 前言

健保局各項支付制度及管理措施為醫療院所帶來的問題，主要為醫療院所之收入受限於支付標準及藥價基準，治療過程亦需遵守健保規範。因此，現階段醫院管理需要正視成本管控及療程控管問題。控制醫療費用發生於合理範圍內、控管療程合理性以維持應有醫療品質水準，否則將難以繼續生存。目前，醫療院所採用的許多管理方式中，以實施臨床路徑 (Clinical Path) 管理於提昇醫療照護品質、加強醫院費用控制、提高作業效率等方面，可達較具體之效益[1]。臨床路徑之定義，對某特定診斷或處置將關鍵性醫療及護理過程按住院天數表格化，以縮短住院天數並維持、提高醫療品質，可視為將病人的照護過程(療程)具體化[12]。初期，國內醫療院所為因應健保局論件計酬制度，依五十項療程較單純的住院手術的診斷關係群 (Diagnosis Related Group, DRGs)為基準，推行臨床路徑管理。由於臨床路徑之實行可保障民眾就醫療程的品質，並且減少因醫師個人醫療習慣而造成的療程變異現象。臨床路徑已明確訂定病患治療過程中各項醫療行為，醫院管理者可依此準則規劃臨床路徑合理的醫療費用及療程資源設備之配置。雖然，健保局已不再發展新的論案例計酬案件，但各醫療院所仍持續針對療程變異小的疾病發展合適的臨床路徑。期望藉由臨床路徑管理達到費用控制、品質維護及資源有效利用。

1.2 研究目的

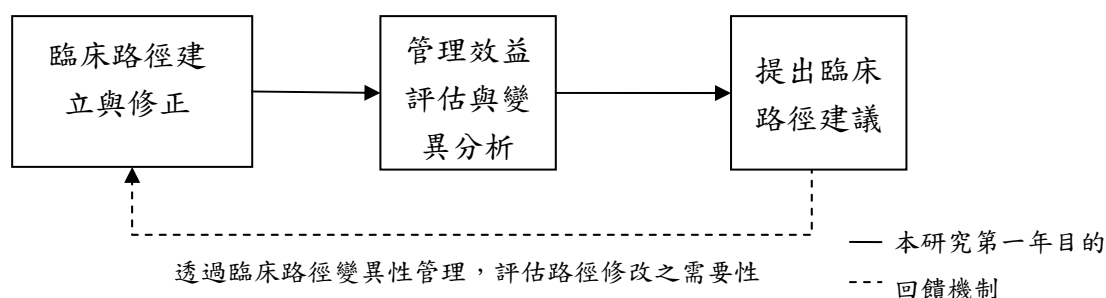
傳統臨床路徑之制定方法，由臨床上各專業人員共同參與，以大量統計性資料為參考，歷經設計、選擇、評估等階段制定而成。然而路徑制定過程需要反覆以人力協商方式評估及修正路徑。因此，路徑制定的時間相當漫長且效率不彰[10]。國內某些醫療院所以國外醫院實行之臨床路徑為發展臨床路徑之雛型，但因國情及國人體質之不同，路徑內容仍需以人力協商方式進行大幅度修改。為此，本研究欲發展系統化臨床路徑之建立機制，改良現有臨床路徑建立之方式，以提昇臨床路徑建立之效率、發展病患之適切療程，與提供予醫師臨床療程建議之分類器。確保病患獲得即時且效益高的醫療照護，並且避免重複和不必要的診斷、降低醫療費用之浪費。期望藉由機制之運作，可大幅縮短傳統方法中第二、三、四步驟所花費之協商時間。本研究臨床路徑建立機制應用資料採礦技術尋找某疾病隱含的多種療程；並根據病患的特徵，以類神經分類器判別所屬療程類別。亦可藉此機制探究療程複雜度較高之疾病，推行臨床路徑管理之可能性。本年度研究可分為兩部分：(1) 應用群集技術找出療程類別及其臨床路徑基礎藍圖，以病歷資料為研究資料

集。臨床路徑藍圖中醫令項目之需要性，仍需各醫療領域人員討論、協商訂定。由醫療專業人員進一步規劃完整路徑，達成資訊面與領域知識的整合；(2) 透過類神經分類器判別病患所屬療程類別。

研究目的分列如下：

1. 發展系統化制定臨床路徑之資料採礦架構，以及提出改良之臨床路徑制定流程。
2. 透過本研究的機制發展各類型病患所屬臨床路徑雛型，達提供病患導向之療程、提昇醫療品質與臨床路徑管理成效之目標。
3. 由資料面分析現行療程之變異點，並探究某疾病、診斷或手術實行臨床路徑管理之效益。
4. 藉由提供醫師臨床路徑的醫令項目組合，減少病患之間療程變異的發生。

圖(1)為本年度研究目的之示意圖。第一階段為臨床路徑之建立，透過機制形成某項疾病之臨床路徑；第二階段為分析臨床路徑之管理效益評估，及領域專家篩選醫令項目及進行變異分析；第三階段為藉由療程分類器提供醫師病患療程之建議，以避免不必要的療程變異發生；第四階段為系統回饋機制，透過臨床路徑變異管理記錄，提供路徑修改之需要性建議，再由領域專家進行路徑修改之評估及修正方向。



圖(1) 研究目的示意圖

二、 文獻探討

臨床路徑 (Clinical Path)

由於健保局逐步採用前瞻性支付制度控制醫療費用上漲之範圍，迫使各醫療院所重視醫療資源及費用之有效運用。醫療院所當前的管理目標：以維持原有醫療品質為前提，將費用發生控制於合理範圍內，減少醫療資源的浪費。國內醫療院所採用的許多因應措施中，以實施臨床路徑 (Clinical Path) 管理，於維持醫療照護品質、加強醫院費用控制、提高作業效率等方面，可達具體之效益[1]。臨床路徑訂定某一疾病之標準療程化，依療程之醫令項目組合為準則規劃醫療費用之合理範圍、記錄醫療行為之合理性與變異性及醫療器材、資源之配置。依此標準療程可管控療程的合理費用、療程合理性、規劃有效地資源分配，即可達到監控醫療費用、維持醫療品質、有效使用資源傳及減少不當資源浪費。傳統臨床路徑制定方法，由臨床各專業人員共同參與，以大量統計性資料為參考，經由設

計、選擇、評估等階段制定而成。路徑制定過程中，需反覆以人力協商方式進行制定、評估及修正，使得路徑制定相當耗費人力與時間[10]。

ROCK (A Rubust Clustering Algorithm for Categorical Attributes)

ROCK 演算法之 Criterion Function 可確保於群聚到 k 個群組時，群組內之差異為最小，而群組間之差異為最大 (式 2.2)。以正規化因子 (任兩群組間之交叉鏈結數 (the numbers of cross link)除以交叉鏈結數之期望值)評估兩群組合併之適合度[20]。

$$E_l = \sum_{i=1}^k n_i * \sum_{p_q, p_r \in C_i} \frac{\text{link}(p_q, p_r)}{n_i^{1+2f(\theta)}} \quad (\text{式 2.1})$$

ROCK 演算法有 2 個參數，分別為： θ (thresholds)鄰近點門檻值，依據資料集中任兩筆記錄之相似度判斷兩點是否為鄰近點； k ，欲群聚之最少組數。可應用領域特性選擇計算任兩點之相似度。ROCK 之群聚程序如下述：

最初之群組總數為資料包含之記錄數。

1. 計算任意兩點的相似度，Jaccard coefficient[[28]]為計算兩點相似度之公式。若相似度大於或等於門檻值，則判定此兩點互為鄰近點 (neighbors)。

$$\text{sim}(A, B) = |A \cap B| / |A \cup B|$$

2. 計算任意兩點之間鏈結的 (link) 個數。當任意兩點 p_i, p_j 有 1 個共同鄰近點時，其 $\text{links}(p_i, p_j)=1$ 。
3. 計算將任兩群組間群聚於同一群族適合度 (goodness measure)。 $\text{link}[C_i, C_j]$ (the numbers of cross link between C_i and C_j)表群組 i 與群組 j 之間的鏈結數，將群組 i 之任一點與群組 j 之任一點間的鏈結個數總後得到 $\text{link}[C_i, C_j]$ (式 2.3)

$$g(C_i, C_j) = \frac{\text{link}[C_i, C_j]}{(n_i + n_j)^{1+2f(\theta)} - n_i^{1+2f(\theta)} - n_j^{1+2f(\theta)}} \quad (\text{式 2.2})$$

$$f(\theta) = \frac{1-\theta}{1+\theta}$$

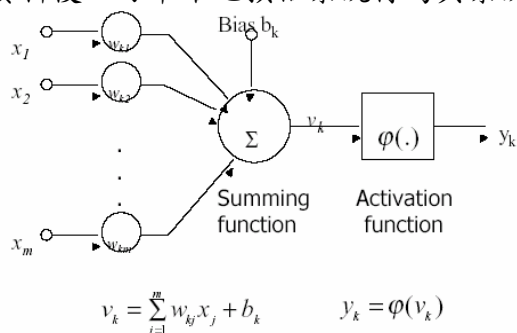
4. 選取群聚適合度最大值之兩群組，將其合併為一個新群組，並刪去原有兩個群組。若群聚適合度之最大值為零時，停止演算程序。
5. 重複步驟 1 至 4，直至群組總數為 k ，則停止演算程序。

類神經分類器

類神經分類器主要用於預測分類結果。分類法(Classification)，依據事前給定的資料特徵屬性與對應之類別，進行分類器之監督式 (Supervised)學習。分類器完成訓練後，可提供未來資料之預測分類。而評估分類器成效之準則[25]為：(1) 預測分類之準確率；(2) 建立模型需要之時間與執行分類預測之時間；(3) 有效率地處理大量資料之能力；(4) 由分類器模型了解分類準則之能力；(5) 分類準則之嚴謹度。

類神經網路之主要組成元素為輸入元 (inputs) X_m 、隱藏元 (hidden units) H_j 與輸出元 (outputs) Y_k 與權重值 (weights) W_{ij} ，一般網路運作亦將門檻值 θ_j (thresholds)納入考量因素。輸入或輸出元個數可為單一或多個，類神經網路可同時平行處理多個輸入資料，圖(2 為單階隱藏元之網路架構，Summing function 與 Activation function 為隱藏元之函數。而網路隱藏元之處理單元 (processing element)或活動函數 (activation function)，可採用非線性活動函數，如 Hard

Limiters、Ramp、Hyperbolic Tangent 函數或 Sigmoid 函數。當採用 Hyperbolic Tangent 函數，其輸出值會介於[-1, 1]之間；Sigmoid 函數，可使輸出值介於[0, 1]之間。依資料特性選擇輸出元是否採用活動函數或較單純的線性函數。網路訓練之過程中，不斷地調整權重值至與真實系統的行為相近，而類神經網路可以表現該系統之行為。即輸入資料後，可準確地預估系統行為與系統輸出。



圖(2) 單階隱藏元網路架構

共同資訊特徵選擇法 (MIFS)

建立適當的類神經網路需決定除適當的網路架構、演算程序及參數設定之外，另一個重要課題為選取適當的特徵項目。特徵項目的選取對結果有深遠的影響。若選取的特徵項目不足或不當，便無法反映真實系統運作；若特徵項目太多，則造成網路學習的負擔。因此在進行網路學習前，應先擷取適當的特徵項目，其足以描述問題特徵。若問題的特性為固定形式，可由領域專家依據經驗篩選足以描述問題的特徵項目；若問題的特性會隨環境而變動，則需以科學性方法來找到適當的特徵項目。以下將介紹共同資訊特徵選擇法 (Mutual Information based Feature Selection, MIFS)。

Battiti (1994)根據一般的資訊理論，提出共同資訊特徵選擇法 (MIFS)。MIFS 演算程序以資訊理論中的熵理論與共同資訊做為計算的基準，評估原始資料集中特徵項目間相對重要程度。 F 表原始特徵項目之集合； S 表已選定之特徵項目集合； f_i 表 F 集合中第 i 個特徵項目； $I(C;f_i)$ 表輸出變數 C 與第 i 個特徵項目之共同資訊； $I(f_i;s_j)$ 表 F 集合中第 i 個輸入變數與 S 集合中第 j 個輸入變數間之共同資訊。MIFS 之演算程序如下：

1. 初始設定： F 為原始資料中 N 個特徵項目之集合； S 為空集合。
2. 計算 F 集合中每一特徵項目之 $I(C;f_i)$ 值。
3. 選取特徵項目 f_i ，其 $I(C;f_i)$ 為最大值，令 $F \leftarrow F \setminus \{f_i\}$ ； $S \leftarrow \{f_i\}$ 。
4. 重複以下步驟，直至 S 集合中含有 k 個選定的特徵項目：
 - (1) 計算任一組合 $(f_i;s_j)$ ； $f_i \in F$ ， $s_j \in S$ 。
 - (2) 找出令 $I(C;f_i) - \beta \sum I(f_i;s_j)$ 最大化之特徵項目 f_i ，並令 $F \leftarrow F \setminus \{f_i\}$ ； $S \leftarrow \{f_i\}$ 。
5. 結束演算程序。

三、 研究方法

步驟一：資料分割處理

資料搜集

定義資料集範圍及搜集樣本資料。本研究之資料搜集對象為「論病例計酬

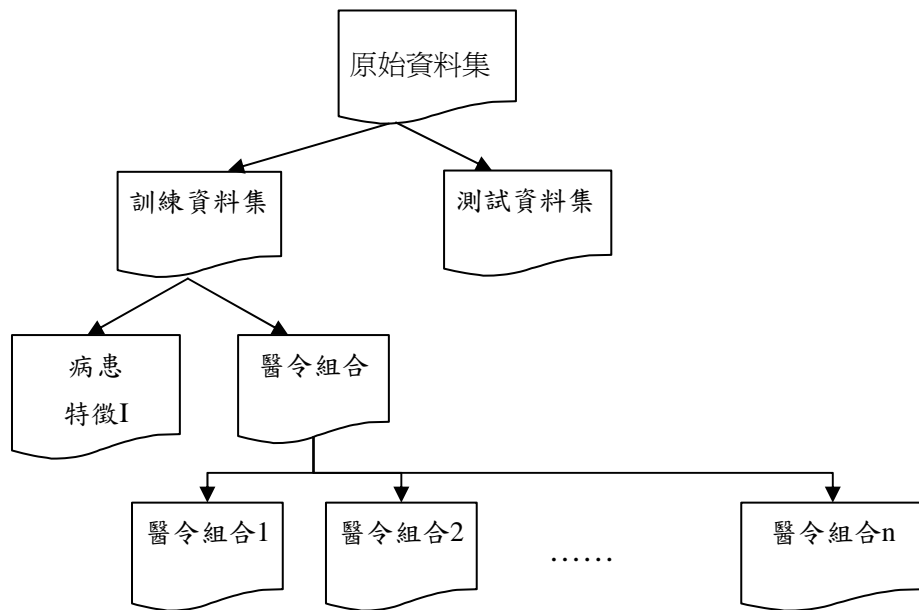
案件」與「非論病例計酬案件」。以中區醫院提供之「剖腹生產」與小兒科之「小兒肺炎」健保申報資料為研究對象。因本研究的資料需求，將原始資料集分為兩個子資料集：病患特徵集、療程記錄集。療程記錄集主要記錄病患就醫過程的醫療行為。病患特徵集應用於屬性挑選與建立分類器步驟，療程記錄集則應用於每住院日療程分群與剖腹生產療程分群。

資料前處理

前處理之研究工具為 Microsoft Excel 與 Microsoft Access。本研究為簡化演算法的計算程序及提高演算效率，設計所需的資料模式。為滿足研究流程中研究方法所需資料型式，本研究之資料前處理分為數個部分，如下所述：

第一，病患特徵集的資料型態轉換。以「婦產科」病患舉例來說，因年齡為連續型資料分佈，考量屬性挑選所需的資料型態，將「生產年齡」轉換為「生產年齡類別」。根據醫學上之定義：女性之適當生產年齡介於 20 至 35 歲之間。本研究預計將產婦的生產年齡區分為三個類別：(1)未滿 20 歲；(2)介於 20 歲與 35 歲之間；(3)35 歲以上。

第二，訓練資料量與測試資料集。將病患特徵集與療程記錄集以隨機方式選取三分之二資料量為訓練資料集，進行療程分群、病患特徵挑選及訓練類神經分類器；完整資料量為測試資料集，以評估整體架構的可應用性，如圖(3)所示。



圖(3) 療程記錄資料集分割示意圖

步驟二：群組化處理

住院日療程群集

由每日療程記錄子集，以合適的分群演算法進行產婦的療程分群與找出各療程類別之適切醫令組合。在分群之後，進行群組化結果評估。

首先，選取包含最多筆記錄的群組(當日最大療程群組)，計算其醫令組合之各項醫令當日執行率。本研究的必做項目執行率標準值為 70%，當某醫令項目之執行率達 70%，即列為療程之必做項目。再以健保局的 DRGs 為評估準則，即由

最大群組之療程醫令組合來判斷是否符合「剖腹生產」DRGs 之必做項目規定。檢視當日最大療程群組的必做項目是否完全包含 DRGs 之必做項目。若不符合必做項目規定，則重新回到選取的分群演算法分群，直至擁有最大案件數的群組的療程符合規定。並以療程類別之涵蓋率做為評估此療程類別之管理效益，本研究訂定當日最大療程群組的涵蓋率門檻值為 60%。若涵蓋率大於 60%，則進行當日療程之控管具有其管理效益。涵蓋率，定義為每住院日各療程群組的案件數除以樣本資料集的當日案件數。

完整療程群集

本研究將病患每住院日療程類別資料集做為完整療程分群的輸入資料，並找出各療程類別於各住院日的適切醫令組合。

同樣在完整療程分群之後進行群組化結果評估。檢視最大群組(或多個顯著群聚的療程類別)的各住院日療程群組涵蓋率，以提出建議臨床路徑組合。並且分析各項醫令的執行率，提出臨床路徑之醫令項目組合。再計算此建議臨床路徑的適配率，以評估其管理效益。最後，由領域專家評估療程醫令組合之合理性。本研究定義適配率為符合建議臨床路徑組之案件數除以樣本資料集之相同住院天數之案件數。此研究步驟，將得到一或多個臨床路徑藍圖，再透過領域專家之篩選可得最終之臨床路徑。本研究將病患每住院日療程類別資料集做為完整療程分群的輸入資料，並找出各療程類別於各住院日的適切醫令組合。因臨床路徑為滿足 60%~80% 病患的療程，所以當醫令的被執行率高於 70% 時(或由領域專家給予經驗值)，將此醫令項目列為此療程類別中的必做項目。

步驟三：資料集屬性挑選

病患特徵篩選的資料為原始病患特徵資料集與病患所屬療程類別。本研究採用兩種方式挑選較小的病患特徵項目集，其足以描述問題。藉由縮小特徵項目資料集的範圍，降低輸入神經元數量，以提高建立類神經分類器的效率。

方法一，由領域知識專家進行特徵項目篩選。

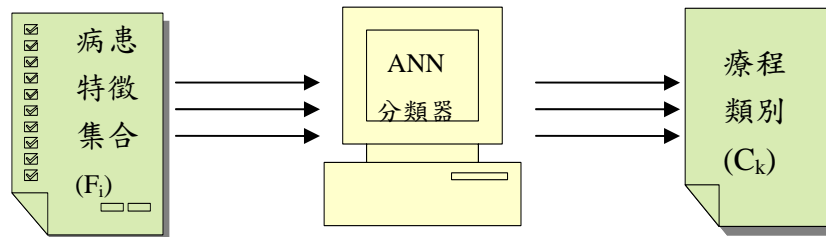
方法二，應用共同資訊特徵選擇法(MIFS)。

MIFS(Battiti, 1994) 以資訊理論中的熵(Entropy)與共同資訊(Mutual Information)理論為計算基準，評估原始資料集各特徵項目對於判定療程類別的相對重要程度。MIFS 演算法有兩個參數值，分別為： S ，表所欲挑選的特徵項目個數； β ，表重視未選的特徵項目與已選的特徵項目之間的重複性資訊程度。與一般共同資訊理論不同之處，在於考量特徵項目之間的資訊重複性程度。 β 值愈大，顯示對特徵值間的資訊重複性愈重視。若某特徵項目的不確定性強，且與已選定的特徵項目間資訊重複性低，則此項目重要性序位較高。反之，此特徵項目的重要性序位就較低。

整合兩者之可能方式分為下列二種：(1) MIFS 挑選之特徵項目集合屬於專家挑選之特徵項目集合，則選取兩者之交集集合做為分類器之輸入變數。因 MIFS 主要之功能為減化描述問題所需的特徵項目數量，以降低網路學習的複雜度。因此挑選交集集合為分類器之輸入變數。(2) 挑選之特徵項目集未被完整包含於專家挑選之特徵項目集，即兩者出現差集。此時則採用兩者之聯集集合為分類器之輸入變數。

步驟四：建構類神經分類器及模式評估

可以應用 MATLAB 應用軟體之類神經網路工具箱(nntoolbox)，訓練、模擬類神經網路。將選定的病患特徵做為訓練類神經網路的輸入變數，而網路的輸出變數為病患所屬療程類別(圖(4))。首先，以訓練資料集訓練前饋型類神經網路之偏權值。建立分類器需選擇網路模型、神經元之個數(輸入元、輸出元與隱藏元)與隱藏元內部之活動函數。再決定輸入資料集及目標資料集、學習演算法的類型、訓練批次、學習參數。



圖(4) 類神經網路分類示意圖

分類器模擬測試。以測試輸出值與目標輸出值的均方誤差判斷分類器之準確率與評估模擬結果之合理性。測試分類器之輸入資料為測試資料集的病患特徵(選取篩選後的特徵項目，為輸入變數)與做為目標輸出值的病患所屬療程類別。當分類器之測試輸出值與目標輸出值的均方誤差值大於 0.5 時，判定此筆記錄為分類錯誤點。分類器之準確率為樣本中分類正確之案件數除以所有案件數。

步驟五：實證研究與結果評估

進行兩個病例的實證研究，分別為「剖腹生產」與「小兒肺炎」。各個案件的各療程類別之臨床路徑交由專業醫師進行療程合理性評估，證實療程群集之醫令組合之可信賴程度。並且，提出醫師參考本研究之建議醫令組合所制定的療程臨床路徑。此研究步驟為確保本研究臨床路徑建立機制，可應用於判定各疾病實行臨床路徑之可行性與驗證此模式應用於各科別之可行性。

剖腹生產案例

本研究進行數組不同參數值之實驗。實驗一， $\theta_d=0.5, \theta_T=0.5$ ；實驗二， $\theta_d=0.5, \theta_T=0.7$ ；實驗三， $\theta_d=0.5, \theta_T=0.8$ ；實驗四， $\theta_d=0.7, \theta_T=0.5$ ；實驗五， $\theta_d=0.7, \theta_T=0.7$ ；實驗六， $\theta_d=0.7, \theta_T=0.8$ 。 θ_d ，為各住院日療程群集之鄰近點門檻值 ($\theta_d \in \theta$)。當門檻值愈高，表當日療程群組內各個案件的醫令組合相似度愈高，降低群組內醫令組合之差異。 k ，為群集結果之最少群組數。為使療程群組數並不受 k 值影響，完整展現資料集之特性，本研究於各實驗中設定 $k=5$ 。

實驗一的臨床路徑組合適配率低於實驗二的臨床路徑組合，而實驗三之適配率又高於實驗二。由實驗三中發現第二臨床路徑組合，其臨床路徑之住院天數為 3 天。詢問領域專家此項發現後得知，此類案例發生原因多為產婦要求提前出院。然而，此臨床路徑組合與最大群組之前 3 天臨床路徑組合相同，第二臨床路徑不具管理意義。實驗四之建議臨床路徑適配率低於 60%，其臨床路徑組合無法

滿足 60% 以上的病患需求。因此本研究決定採用實驗二 ($\theta_d=0.5, \theta_T=0.7$) 提出之臨床路徑組合。各實驗組別的療程群集結果均無第二臨床路徑存在，剖腹生產屬論病例計酬案件，此與結果符合。

小兒肺炎案例

因小兒肺炎屬非病例計酬案件，療程醫令組合之合理性無一比對標準。因此，本研究透過專業醫師進行各院日療程合理性評估。由中國醫藥學院附設醫院之新生兒科主任蘇百弘醫師提供專業意見。對照本研究之各住院日之建議醫令組合與蘇醫師挑選的醫令組合得知，蘇醫師將執行率約 50% 以上之醫令項目列入當日必做醫令項目，並由不足 50% 之醫令項目中挑出選擇性醫令。即本研究提供之臨床路徑建議醫令組合，執行率約 50% 以上之醫令項目均挑選為療程之必做項目。

因為研究進行的過程無醫療人員介入，研究中無法得知醫令項目的替代性與同質性關聯，因此臨床路徑之醫令項目仍需經由專醫醫療人員審視。小兒肺炎之實證研究中，經由蘇醫師的協助，得知小兒肺炎療程醫令項目之替代性與同質性關聯，及研究中發現的問題點，如下述：

1. 醫令項目 A021630277 (Taita No.2 500ml/BT) 與 A021632277 (Taita No.1 500ml/BT) 為同質性醫令，由執行率得知 A021630277 的執行率高於 A021632277。經由醫師挑選，將 A021630277 列入必做醫令項目。
2. 醫令項目 A040833157 (Secorine Syrup 120ml/BT) 與 B019213199 (Robitussin 20mg/ml) 為同質性醫令，由執行率得知 A040833157 的執行率高於 B019213199。但經由醫師挑選，卻將 B019213199 列入必做項目。醫師之考量因素為 B019213199 之藥品較好且價格亦較低，因此若欲訂定臨床路徑推薦使用 B019213199 項目。
3. 醫令項目 A028453100 (Mucosolvan 30mg/T) 與 A037598116 (Actein Gr. 200mg/3g/pk) 為同質性醫令，由執行率得知 A028453100 的執行率高於 A037598116。經由醫師挑選，將 A028453100 納入選擇性醫令項目。
4. 研究中發現，藥品項目之執行率普遍偏低。詢問蘇醫師之意見：可能因素為小兒肺炎之治咳嗽及化痰之藥品種類很多，且多因病患臨床情形及醫師偏好，使得用藥項目變異性較大產生。但臨床路徑多不將臨床用藥納入規範之中，因其變異因素太多且具有不確定性。
5. 醫師質疑住院日一之 32001C (Chest view, 照 X 光) 應為必做醫令項目，為何研究呈現其執行率偏低？經查證，原始資料集中有 335 位病患曾執行此醫令項目，執行率約 37.18%。由醫院管理中心許小姐處得知，許多案例已於門診時執行此項醫令，而門診病歷記錄並不會列入住院病歷記錄，因此才會呈現偏低的 32001C 住院執行率。
6. 若醫令項目 13016B (血液培養) 執行，則 13007B (細菌培養鑑定檢查) 應必需執行，因何兩者執行率相差甚距。因為沒有臨床變異記錄，並無著力點分析變異因素。然而，於推行臨床路徑管理後，便有一療程準則可遵循，並做為判斷療程變異之基準。藉由療程變異記錄與分析可能變異因素，進而改善臨床路徑或加強醫療人員之教育訓練，使病患獲得醫療品質之保證。

四、 結論

本研究以住院日為單位，進行每住院日之療程群集、完整療程群集，提出建議臨床路徑醫令組合。繼而，篩選重要的病患特徵，藉以建立類神經分類器。期望藉由病患特徵判斷所屬臨床路徑組合，在合理的成本控制下，使病患能接受適當的治療程序。醫療院所透過臨床路徑管理，亦可藉由控制住院天數達到費用監控之目標。經驗較少之醫師，藉由臨床路徑之協助，可以維持應有之醫療品質。藉由研究之實證結果，本研究之病患導向臨床路徑建立機制達成之目標：

1. 對於單純、變異性低療程，可透過本機制建立其臨床路徑。剖腹生產實證結果，可有效群聚療程類別，且提出建議臨床路徑組合具有管理效益性。
2. 探究某項疾病、診斷或手術（非論病例計酬案件）是否具有推行臨床路徑管理之效益。小兒肺炎實證結果，藉由療程群集與分析各群組之案件涵蓋率，分析其施行臨床路徑管理之可行性。
3. 發展各類型病患所屬臨床路徑雛型，達提供病患導向之療程、提昇醫療品質與臨床路徑管理成效之目標。於小兒肺炎之實證中發現，其療程分為三種類別：路徑 1、路徑 2 及個案管理。透過療程類別與病患特徵之對應，由類神經分類器預測病患所屬療程類別，其分類器準確率達 85% 以上。
4. 藉由分析療程群組醫令之合理性，可發現隱含於療程之變異因素。如同剖腹生產及小兒肺炎實證所發現的問題點。臨床變異產生時，可以再次執行療程群集，透過分析各療程類別之合理性找到變異點、變異因素，進行提出改善或加強醫護人員教育訓練之方案。

參考文獻

- [1] 朱樹勳，「臨床路徑的介紹」，臨床路徑理論與實施，翰蘆圖書，民國八十九年八月，10-17。
- [2] 吳國禎，「資料探索在醫學資料庫之應用」，碩士論文，民國八十九年六月。
- [3] 周鴻烈，「以貝氏網路為基礎建構臨床路徑之研究」，碩士論文，民國九十年六月。
- [4] 林秀緞，「地區教學以上醫院臨床路徑實施現況、成效及其相關因素探討」，碩士論文，國立台灣大學醫療機構管理研究所，民國八十八年。
- [5] 張金華，「適用於資料挖掘的屬性挑選與快速 k-means 組群化演算法」，碩士論文，民國八十九年六月。
- [6] 張智星，MATLAB 程式設計與應用，清蔚科技，民國八十九。
- [7] 張慧朗，「使用臨床路徑以改善醫療結果—長庚醫院實施臨床路徑的經驗」，1995 臨床路徑研討會，民國 84 年。
- [8] 陳燕鈴、黃金蓮，「臨床路徑在個案管理上之應用」，臨床路理論與實務，翰林圖書，民國八十九年八月，41-56。
- [9] 陳彥良、許昌齡，「資料群聚性之研究」，<http://www.mgt.ncu.edu.tw/~ylchen/>
- [10] 莊莉瑩，「資料挖掘機制在臨床路徑之運用」，碩士論文，民國九十年六月。
- [11] 莊逸洲、黃崇哲，醫務管理學系列—組織經營，華杏出版，民國八十九年。
- [12] 國立台灣大學醫學院附設醫院，臨床路徑理論與實務，翰蘆圖書，民國八十九年八月。

- [13] 楊榮森,「臨床路徑的實施」,臨床路徑理論與實施,翰蘆圖書,民國八十九年八月,19-39。
- [14] 羅華強,類神經網路—MATLAB 的應用,清蔚科技,民國九十年。
- [15] Battiti, R., “Using Mutual Information for Selecting Features in Supervised Neural Net Learning,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.5, No.4, 537-550, Jul. 1994.
- [16] Blahut, R. E., *Principles and Practice of Information Theory*, Addison Wesley, 1987.
- [17] Dorian Pyle, *Data Preparation for Data Mining*, Morgan Kaufmann, California, 1999.
- [18] Dayhoff, J.E., *Neural Network Architectures: An Introduction*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1990.
- [19] Freeman, J.A. and D.M. Skapura, *Neural Networks Algorithm, Application, and Programming Techniques*, Addison-Wesley, 1991.
- [20] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. and Smyth P., “From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases:,” *AI Magazine*, 37-54, 1996.
- [21] Guha, Sudipto, R. Rastogik, and K. Shim, “Clustering Algorithm for Categorical Attributes,” Technical report, Bell Laboratories, Murray Hill, 1997.
- [22] Guha Sudipto, Rajeev Rastogi, and Kyuseok Shim, “ROCK: A Robust Clustering Algorithm for Categorical Attributes,” *IEEE Conference on Data Eng.*, 1999.
- [23] Haykin, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan, New York, 1994.
- [24] J. Han, “From Data Mining to Web Mining: An Overview,” Conference tutorial, 2000 Int. Database Systems Conf. (IDS'2000), Hong Kong, June 2000.
- [25] J. Han and M. Kamber, “Data Mining: Concepts and Techniques,” Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, August 2000.
- [26] Lippmann, R. P., “An Introduction to Computing with Neural Nets,” *IEEE ASSP Magazine*, April, 1987.
- [27] Rumelhart, D.E., G.E. Hinton and R.J. Williams, “Learning Representations by Back-Propagation Errors,” *Nature*, Vol. 323, 533-536, 1986a.
- [28] Gregory Greffentette, “Evaluation techniques for automatic semantic extraction: Comparing syntactic and window based approaches,” In *ACL Workshop on Acquisition of Lexical Knowledge From Text*, Ohio State University, June 1993.
- [29] Tarun, K., *Foundations of Neural Networks*, Addison-Wesley, 1990.
- [30] Thseng, F.S., et al., “Glycine formosana Hosokawa in Taiwan- pod morphology allozyme and DNA polymorphism,” *Bot. Bull. Acad. Sin.*, 1999, 40:251-257.
- [31] Yang, Yau-Wen, Warren H.J. Kuo, and Teck Hiang Wong, “Genetic polymorphism of seven populations of *Capsella bursapastoris* based on RAPD markers,” *Bot. Bull. Acad. Sin.*, 1998, 39: 17-21.
- [32] Usama Fayyad, Gregory Piatetsky-Shapiro and Padhraic Smyth, “The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data,” *Communication of the ACM*, November 1996, Vol. 39, No. 11, 27-34.