

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

## 績效指標網與貝氏網路的結構學習 – 類神經網路與貝氏網路的整合研究(I)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC91-2213-E-029-019-

執行期間：91年08月01日至92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

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫涉及專利或其他智慧財產權，1年後可公開查詢

中 華 民 國 92 年 10 月 31 日

# 行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告

## 績效指標網與貝氏網路的結構學習 - 類神經網路與貝氏網路的整合研究 (I)

計畫類別： 個別型計畫          整合型計畫

計畫編號：NSC 91 - 2213 - E - 029 - 019 -

執行期間： 91年 8月 1日至 92年 7月 31日

計畫主持人：王偉華

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)：精簡報告

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：東海大學工業工程研究所

中 華 民 國 92 年 10 月 1 日

# 績效指標網與貝氏網路的結構學習

## - 類神經網路與貝氏網路的整合研究(1)

計畫編號：NSC 91 - 2213 - E - 029 - 019

執行期限：91年8月1日至92年7月31日

主持人：王偉華 東海大學工業工程與經營資訊學系

### 摘要

企業在面對全球化的競爭，如何維持長久的競爭力是倍受關切的，尤其當競爭者技術達到一定水準時，獲利來源難以再依靠先進的技術與製程，而是端賴有效率的管理企業的營運，以及預防管理機制的建立。在一些不良徵狀出現時，即能預知可能產生的問題；或發生問題時，可以迅速推測出可能影響的範圍與診斷問題產生的原因，並提前做好防範措施以減少產生損失的機會。

因此，對企業而言，建立一個可以總覽企業營運的績效評估系統，且具有回饋的學習機制，一直是企業管理者重視的焦點。一般而言，企業內部之各部門都會設定其自有之績效指標並竭盡所擁有的資源去達成。然而各部門設定之績效指標間並非存在全然獨立的關係，經常產生相互牽制之效應。因此，為了有效整合企業內林林總總之績效指標，使各部門努力目標與組織目標趨於一致，必須將企業內部之績效指標依其因果關係結合成為一個績效指標網(Performance Index Network; PIN)。

在本研究中，結合類神經網路及領域專家知識與貝氏網路之相關技術為基礎，發展一個可以處理企業動態環境之不確定性及時間延遲的知識管理工具 - Temporal Node Bayesian Network。並將此知識管理工具運用在航太製造業，建立一個可以達到預測與診斷功能的績效指標系統，作為本研究之實務驗證。

**關鍵詞：**績效指標網，類神經網路，貝氏網路，預測與診斷

### Abstract

Upon to the intensive competition, enterprise should not only to gain the competitive advantages but also sustain the competition. However, due to the fast advanced technology movement, the competence of an enterprise is partly shifted to the capability of aligning her operations management with the strategies and the mechanism of diagnosis and prediction the operational processes. The capability of knowing the possible catastrophes and knowing the causes of those catastrophes becomes the winning features of any success enterprise.

Performance Indexes (PIs) Management has been adopted along with this paradigm. However, those PIs were used to be managed independently. Most of the enterprises were suffered by the conflicting PIs. In

this research, we believed that all the PIs should be considered, somewhat, dependently for goal congruence, and thus, proposed a Performance Index Network (PIN) architecture.

In this research, we combined neural network method, the domain expert knowledge and the Bayesian network methodologies to develop a temporal and dynamic model. A real aerospace industry application was adopted to justify the result of the proposed method.

**Keywords:** Performance Index Network, Bayesian Network, Neural Network, Temporal Node Bayesian Network, diagnosis and prediction.

### 一、研究動機與目的

企業在面對來自全球遽烈的競爭環境下，任何一個計畫管制作為都必須輔以良好之監、控機制以及相關單位的配合來完成，而監控機制之發揮則反映在即時(Real-Time)與連線(On-Line)之績效指標系統上。一般而言，企業內部之各功能組織都會設定其自有之績效指標並竭盡所擁有資源去達成它(們)。然而，各部門所設定之績效指標間並非存在全然獨立之關係，在企業有限之總體資源下，各部門所設定之績效指標更可能產生互相牽制之效應。例如飛機製造業中，零件製造單位以生產數量之提昇為績效衡量方式，而裝配線上則以準時交機為努力目標，在各自之績效目標驅動下，往往製造單位員工因追求生產數量之成長而挑選容易加工之零件製作，而在裝配線上卻遲遲無法等到完成裝配整架飛機所需之關鍵性(難度高的)零件，其結果當然導致飛機之交期延誤及公司之連帶損失。因此，為了有效整合企業內林林總總之績效指標，使各個部門之努力目標與組織目標趨於一致(Goal Congruence)，必須將企業內部所有之績效指標依其因果關係與互為影響的程度釐清，結合為一個具因果關係的網路圖形，成為一個適當地反映現況的績效指標網(Performance Index Network ; PIN)。

建構績效指標網之方法有許多，其一為透過領域專業人士(Domain Expert)之主觀認知直接將績效指標網勾勒出來；另一種則為透過對取得資料之客觀分析而來(即利用類神經網路之技術)。在本研究中，我們同時利用機器學習(Machine Learning)、類神經網路(Neural Network)和貝氏網路(Bayesian Network)之相關技術為基礎，發展一個可以同時處

理企業動態環境之不確定性及時間變異性之知識管理 (Knowledge Management) 工具 – Temporal Node Bayesian Network。

本研究以航太業為例，利用 Temporal Node Bayesian Network 所具有之時間序列 Data Mining 功能及學習機制，建立一個可達到監測、控制、配合功能之績效指標網路。

## 二、研究方法

建構定態性貝氏網路的方法有兩種，其一為透過領域專業人士的主觀認知將貝氏網路勾勒出來，另一種則是透過取得客觀的資料分析而來。然而對於具時間延遲特性的問題，定態性貝氏網路似乎無法貼切的表達變數間在時間上的因果關係，以及難以精準推論變數間相互影響的程度。在本研究中建構擷取動態機制的貝氏網路的方式為結合上述兩種方式：先透過資料分析與類神經網路的技術，將資料所隱含的架構自動產生貝氏網路，再由領域專家修正其架構，使其較為符合問題領域的架構如圖 2.1 所示。

接著再透過設計擷取動態特質機制的定態性貝氏網路，替代動態性貝氏網路如圖 2.2，之後隨著資料量的增加，貝氏網路透過學習的機制，修正其架構與參數，使系統可以適切地描述問題領域。

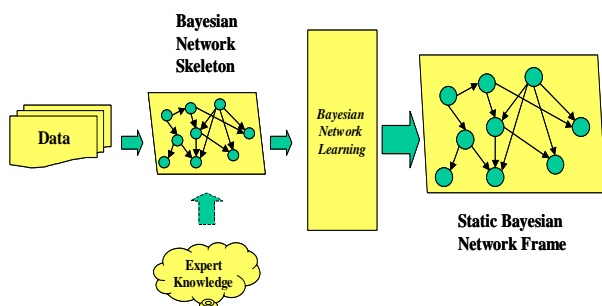


圖 2.1 貝氏網路的建構方式示意圖

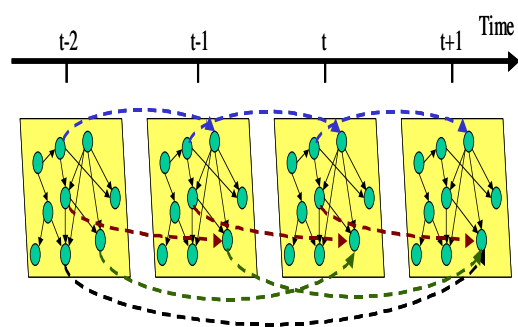


圖 2.2 動態性貝氏網路示意圖

## 三、系統設計

本研究提出結合兩種建構定態性貝氏網路的方式來建立初始的貝氏網路架構。也就是先利用資料分析將資料所隱含的架構利用類神經網路的方式自動建構出來，再利用問題領域專家的專業來修正自動建構的貝氏網路，使其架構一開始就能有較好的表現，之後以其學習模式來修正貝氏網路的參數與架構，最後能得到一個較為符合問題領域現況的

穩定狀態，如圖 3.1 所示。

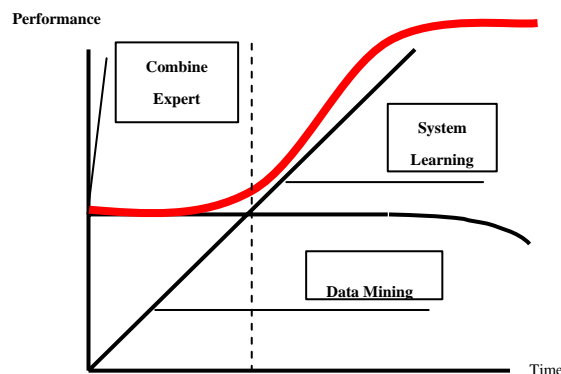


圖 3.1 定態性貝氏網路建構方式預期成效圖

本研究所初步設計定態性貝氏網路運用在航太產業績效評量系統之系統架構圖如圖 3.2 所示：

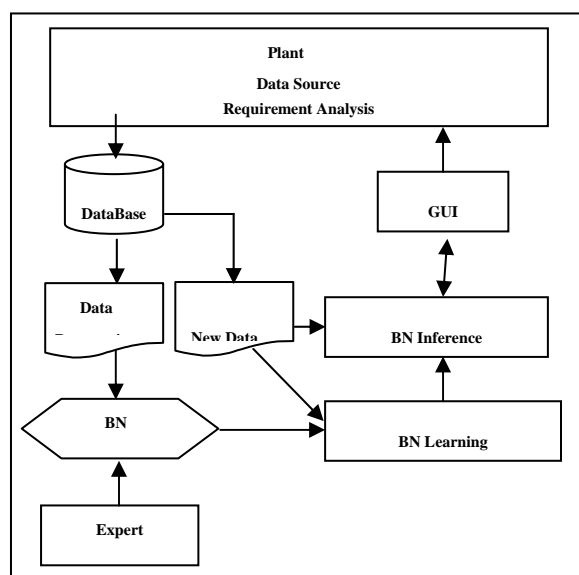


圖 3.2 定態性貝氏網路運用在航太產業績效評量系統架構圖

貝氏網路的學習分為架構上的學習 (Structure Learning) 與參數上的學習 (Parameter Learning)。架構上的學習意指在找出最符合資料所隱含的貝氏網路結構。利用類神經網路的方式所找出的貝氏網路結構可能有很多個，此時搭配評量網路品質優劣的函數 (Scoring Function)，給予分數的評量，用以找出最符合資料的結構，在本研究中所使用的評量函數為 BIC 法【20】，其數學式如下：

$$BIC(B:D) = L(B:D) - \frac{\log N}{2} \#(G)$$

其中  $L(D:B) = Pr(D/G, \hat{\theta}_G)$

N 為 Cases 的數量；#(G) 為變數節點的數目

本年度，我們利用 isotropic 的假設。意即，變數與變數之間的關係完全由資料加以決定。利用類神經網路的 Boltzmann machine 的 fully connected model 的非平衡 (Asymmetric) 模式，如圖 3.3 所示。Asymmetric 意指  $w_{ij} \neq w_{ji}$  的條件。

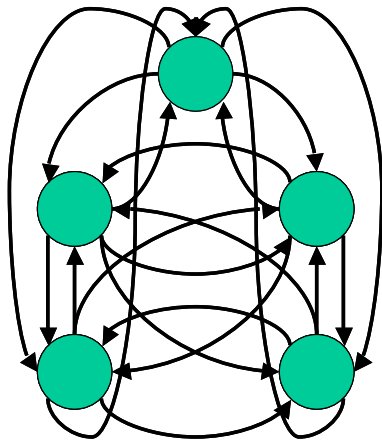


圖 3.3、Boltzmann asymmetric model

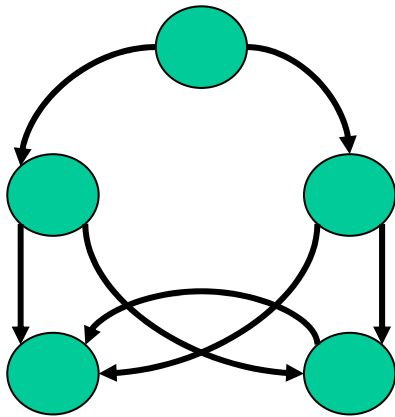


圖 3.4、學習後產生的 DAG

Boltzmann machine 的 Energy function 利用 BIC 加以設計。利用 link 的調整( $\Delta B$ )來尋找適當的 connectivity。並利用以下的修正量【張旭東, 1994】來尋找最簡的結構。

$$\alpha \sum_k \sum_j \frac{w_{jk}^2}{1+w_{jk}^2} + \beta \sum_k \sum_j (w_{jk} - \frac{\sum_j w_{jk}}{\#(B)})^2$$

當網路的學習收斂時，我們設計 fixing procedure 來簡化網路的架構。

- 兩個變數間的較低值將解除。亦即將僅保留一個 link，以避免迴圈的產生。
- 訂定 threshold 值， $r$ 。低於  $r$  的 link 將解除。此步驟將可能解除兩變數之間的直接相依性。

繼續以新的結構再進行網路學習，一直到網路結構不再修正為止。以上的機制，我們將產生一 DAG，如圖 3.4。

參數上的學習又稱為模式參數的擬合(Model Fitting)，意指在貝氏網路結構已知下，利用資料進行變數間聯合機率分配的計算，使可以找出在這些資料中所代表的資訊，分析出這些變數在此資料中的因果關係影響程度的行為是如何。隨著資料的增加與更新，則進行變數間聯合機率分配的修正與學習，使得與這些資料隱含的分配相符。本年度採用 Hugin Research 做為參數上的學習的工具。

#### 四、定態性貝氏網路系統建置與實作

本研究定態性貝氏網路績效指標網系統的建置，主要以 Hugin 公司開發的軟體 Hugin Researcher 為系統主體，建構漢翔公司機工處中小型零件加工中心績效指標系統。

在績效衡量公式方面，本研究期望工作中心的管理者在使用本研究設計的績效評估系統監測與控制整個工作中心的運作時，能產生正確的預測與診斷的資訊，提供管理者做為管理上參考的依據，因此根據一些證據做出正確的推論為本研究衡量的指標，所以本研究定義正確率為實驗驗證衡量指標，其公式如下：

$$Performance Measure = \frac{X}{X+Y+Z}$$

X：推論正確的資料筆數

Y：推論不確定的資料筆數

Z：推論錯誤的資料筆數

若 Performance Measure 的值愈大，代表推論的正確率愈高，則其愈能反映工廠生產的真實績效。

本實驗蒐集了某航太 A 公司機工處中小型零件加工中心 15 部加工機台於 90 年 10、11 月的生產資料，包含了投入資源、各項指標資料，以一天三班為例，共蒐集到 131 筆資料。

將選取加工機台的資料以 50%、25%、25% 依順序分為三群，以前兩群作為訓練資料(Training Data)，全部資料為作測試資料(Testing Data)。

表 4.1 中小型零件加工中心績效指標項目一覽表

編號	指標項目	計算公式
1	MRP 達成率	實際 MRP 產出量/MRP 計劃量 ×100%
2	工作效率	產出工單目標工時/總投入工時 ×100%
3	缺勤率	缺勤工時/應到工時×100%
4	QDR 品質	QDR 不良品數/仟小時
5	稼動率	機具應運轉時間 - 停機時間/ 機具應運轉時間×100%
6	Queue 量	等待加工的工件數量

經由與 A 公司中小型零件加工中心管理人員訪談後，歸納出其管理該工作中心的管理重點，如表 4.1 所示。透過資料分析後將績效指標變數與影響因子變數包含的資料(表 4.2)。

表 4.2 影響因子變數資料蒐集項目表

	工作效率	缺勤率	稼動率	MRP 達成率	QDR	Queue
State1	0~0.4	0~0.2	0~0.2	0~0.4	0	150~170
State2	0.4~0.8	0.2~0.4	0.2~0.4	0.4~0.8	1	170~190
State3	0.8~1.2	0.4~0.6	0.4~0.6	0.8~1.2	2	190~210
State4	1.2~1.6	0.6~0.8	0.6~0.8	1.2~1.6	3	210~230
State5	1.6~2	0.8~1	0.8~1	1.6~2	*	230~250

績效指標變數所使用的資料型態為區間型態，即以將變數數值分佈的情況，平均分為若干個狀態。如以 MRP 達成率這個指標變數為例，經由資料分析後發現每一班的 MRP 達成率的數值介於 0% 200%，因此將 MRP 達成率以等距劃分為 5 個狀態做設定。其餘績效指標變數狀態設定以此類推皆以等距劃分為若干個狀態，如表 4.3 所示：

表 4.3 績效指標變數狀態設定

編號	影響因子變數	資料蒐集(班)
1	休假	每班人員休假時數
2	開會	每班人員開會時數
3	公差	每班人員出公差時數
4	試車	每班加工機台測試的時數
5	程式修改	每班加工機台程式修改的時數
6	待工	每班加工機台待工的時數
7	機障	每班加工機台故障的時數
8	下料	每班加工機台下料的時數
9	設定	每班加工機台設定的時數
10	重工	每班加工零件重工的時數

影響因子變數的資料皆以小時為單位，因此所採用的資料型態為數值型態。以休假影響因子變數為例，每一班次最多休假七小時，最少則為零小時，因以休假因子變數的狀態則有八個狀態，其餘影響因子變數狀態的處理則以此類推，如表 4.4 所示：

表 4.4 影響因子變數狀態設定

	程式修改	待工	機障	下料	試車	休假	會議	公差	重工
State1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
State2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
State3	2	2	2	2	2	2	2	2	2
State4	3	3	3	3	3	3	3	3	3
State5	4	4	4	4	4	4	4	4	4
State6	5	5	5	5	5	5	5	5	5
State7	6	6	6	6	6	6	6	6	6
State8	7	7	7	7	7	7	7	7	7

## 五、實證研究

### 5.1 建構貝氏網路

在變數狀態設定完成後，以類神經網路作為建立本研究貝氏網路結構的演算法。設定 threshold 為 0.2，以資料探勘建構的貝氏網路結構則如圖 5.1 所示。

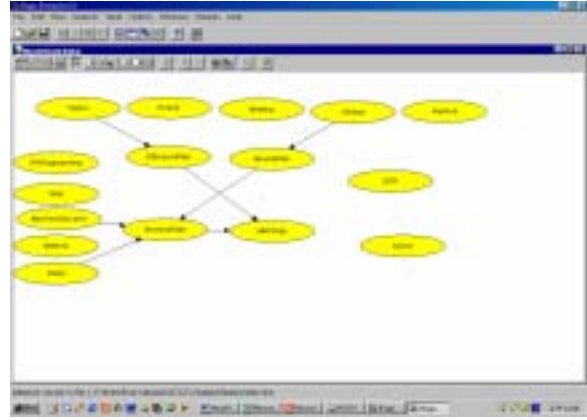


圖 5.1 資料面結構建立

由圖 5.1 可知，在 threshold 為 0.2 時，可以得到以類神經網路方式建構的貝氏網路變數間的關聯，此關聯只能描述是符合用來建構此貝氏網路的資料所隱含的結構，並不能代表此問題領域真實隱含的貝氏網路（許多節點未包含在網路中）。

藉由製訂中小型零件加工中心營運績效指標的負責人可以輔助修正績效指標網中貝氏網路的結構，使得網路的結構對問題領域的描述較為符合，縮短結構學習的過程。專家的知識可分為設計型的關連(Design Relation)如表 5.1 所示，以及專家經驗的關連(Expert Experience Relation)如表 5.2 所示，

表 5.1 設計型的關連(Design Relation)

編號	指標變數	影響因子變數
1	缺勤率	休假、開會、公差
2	稼動率	程式修改、待工、機器故障 下料、設定

表 5.2 專家經驗的關連(Expert Experience Relation)

編號	指標變數	影響因子變數
1	QDR	重工
2	MRP 達成率	重工
編號	指標變數	指標變數
2	MRP 達成率	Queue 量

整合管理者的領域知識所建出來的貝氏網路結構的如圖 5.2 所示：

### 5.2 參數學習與推論

在經由資料隱含的貝氏網路結構的建立與透過專家知識修正後，則開始進行參數的學習，如圖 5.2 所示，利用 Hugin Research 進行參數的學習。將資料隱含的變數間的聯合機率計算出來，如圖 5.3 所示。

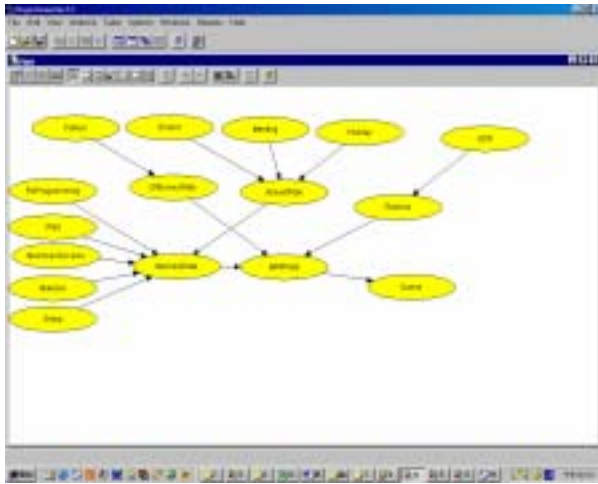


圖 5.2 結合專家知識的貝氏網路

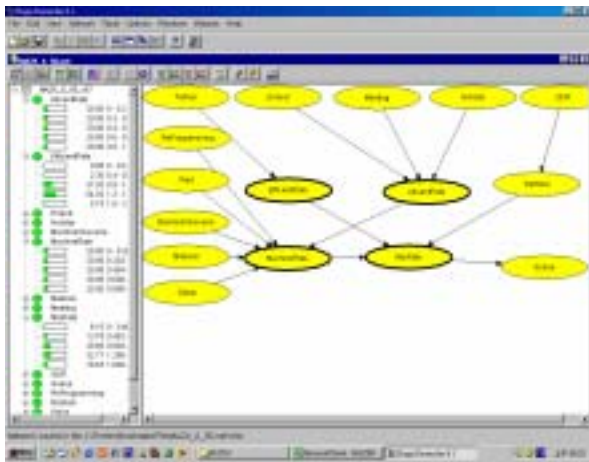


圖 5.3 變數間聯合機率的推論

## 六. 擷取動態特性貝氏網路的建構

由於工廠在生產作業時的生產狀況具時間延遲性與作業員報工不確實，造成績效評估的不易，投入的生產資源其產出並非在同一個時間區段中立即可見。往往延遲產出在不同的時間區段，因此其投入與產出的因果影響性並非只在一個時間區段內，而是跨越了不同的時間區段，針對時間延遲的問題。一般以定態性貝氏網路的模式，並不能有效的解決，因此對於具時間延遲且不確定性的問題多數是以動態性貝氏網路模式加以善，用以彌補定態性貝氏網路之不足。然而動態性貝氏網路隨著變數數量的倍增，使得網路複雜度成爆炸性的成長，造成運作系統的作業平台運作資源不足，以及運作時間的耗費。本研究則提出以具時間關連變數的定態性貝氏網路(Temporal Node Bayesian Network)[1]，替代動態性貝氏網路，用以解決具時間延遲與不確定性的問題。

動態性貝氏網路是定態性貝氏網路在時間上的延伸，在每個時間點或時間區段上的貝氏網路擁有相同的結構，即定態性貝氏網路的結構，其結構的關連則多了跨越時間點的關連。

由於貝氏網路結構的建立是 NP-Hard 的問題，動態性貝氏網路結構的建立則更加困難與複

雜。傳統上動態性貝氏網路結構的建立與定態性貝氏網路相同，有兩種建構的方式。其一為透過問題領域專家的知識，主觀地勾勒出動態性貝氏網路的關連，另外則是透過搜尋演算法客觀地建構出資料變數群在時間上的關連。這兩種方式所建構出的動態性貝氏網路其所形成的狀態空間隨著變數的增加成指數成長，造成推論的計算更為繁雜與不便。

為了有效簡化動態性貝氏網路所形成的狀態空間以及降低網路的複雜度，本研究同時提出以具時間關連性變數的定態性貝氏網路結構替代動態性貝氏網路，用以解決具時間延遲與不確定性的問題。

### 具時間關連性變數的定態性貝氏網路(TNBN)架構說明

為了簡化網路的複雜度以及增加執行上的效能，本研究則以具時間關連性變數的定態性貝氏網路取代傳統的動態性貝氏網路，有效降低網路的狀態空間，以利整個系統的運作。

在具時間關連性變數定態性貝氏網路中，其架構如同定態性貝氏網路的架構，如圖 6.1 所示，其差別在於變數的狀態為具有時間性的狀態

在圖 6.1 中，假設問題領域如定態性貝氏網路中，每個變數具有 2 個狀態，時間延遲的影響性為三個時間區段，具時間關連性變數的定態性貝氏網路中變數的狀態則有 6 個狀態，其所形成的狀態空間共有  $6^3$  個狀態。

比較傳統的動態性貝氏網路(圖 6.1)與具時間關連性變數定態性貝氏網路(圖 6.2)其所形成的狀態空間，可以發現狀態空間由  $2^9$  個狀態降為  $6^3$  個狀態，有效的減少了狀態空間的範圍，亦增加了系統執行上的效能。

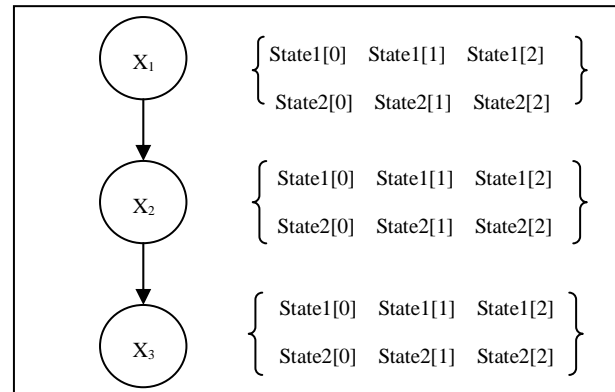


圖 6.1 具時間關連性變數定態性貝氏網路架構圖

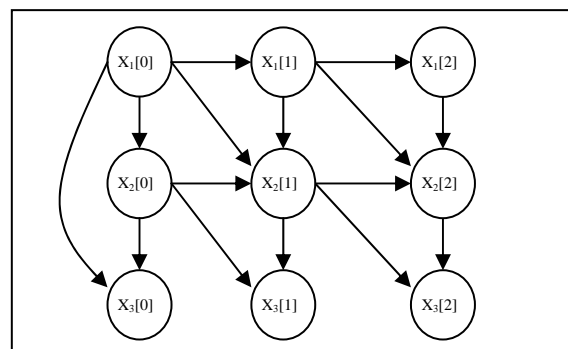


圖 6.2 動態性貝氏網路展開示意圖

### 具時間關連性變數的定態性貝氏網路系統實作

針對上述 A 公司機工處中小型零件加工中心的績效評估系統，可以發現影響因子變數所造成的影響，並非在同一個時間區段，即由績效指標變數顯示出，其所造成的影響，往往會有部份影響落後延遲的現象發生。因此本研究針對此落後延遲的現象，設計一處理動態機制的貝氏網路架構圖，如圖 6.3 所示：

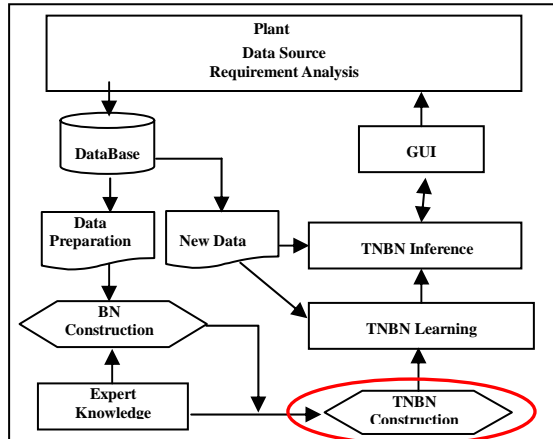


圖 6.3 具時間關連性變數的定態性貝氏網路運用在航太產業績效評量系統架構圖

如圖 6.3 所示，其具時間關連性變數的定態性貝氏網路系統架構如同定態性貝氏網路的系統架構，以下依序說明系統架構中的模組：

資料來源

如同定態性貝氏網路的蒐集來源。

資料處理

由於整個系統的狀態空間會隨著變數的增加與變數狀態的增多成爆炸性的成長，進而增加系統的複雜度與降低系統的效能，因此必須作變數狀態的減化處理以及降低狀態空間的範圍，用以維持系統的效能。

在績效指標變數方面，其狀態的設定如表 6.1 所示，MRP 達成率在定態性貝氏網路中原是將其狀態值分佈的範圍以等距 0.4 作為劃分狀態的依據，在具時間關連性變數的定態性貝氏網路中，則以等距 0.4 作為劃分的依據，並依時間延遲的時間區段，增加狀態的設定，在本研究中由於漢翔公司中小型零件加工中心一天有三個班次，所以時間區段設定為三，其餘績效指標變數狀態的設定原則以此類推。

影響因子變數的狀態，如同定態性貝氏網路中的影響因子變數的設定。而影響因子變數群則依問題領域的時間區段做為區隔。

另外降低網路結構複雜度的方法為將影響績效指標變數的影響因子變數做分群的處理：以產生新的類別變數，如表 6.2 所示，利用條件獨立的方法，使得影響因子變數因為新的變數與績效指標變數條件獨立，有效降低整個網路結構的複雜度。舉例來說，影響績效指標變數稼動率的影响因子變數有程式修改變數、待工變數、機器故障變數、下料變數、設定變數等，對於績效指標稼動率變數的狀

表 6.1 績效指標變數狀態設定表

	工作效率	缺勤率	稼動率	MRP 達成率	QDR	Queue
State1	0~0.4(1)	0~0.2(1)	0~0.2(1)	0~0.4(1)	0(1)	150~170(1)
State2	0.4~0.8(1)	0.2~0.4(1)	0.2~0.4(1)	0.4~0.8(1)	1(1)	170~190(1)
State3	0.8~1.2(1)	0.4~0.6(1)	0.4~0.6(1)	0.8~1.2(1)	2(1)	190~210(1)
State4	1.2~1.6(1)	0.6~0.8(1)	0.6~0.8(1)	1.2~1.6(1)	3(1)	210~230(1)
State5	1.6~2(1)	0.8~1(1)	0.8~1(1)	1.6~2(1)	0(2)	230~250(1)
State6	0~0.4(2)	0~0.2(2)	0~0.2(2)	0~0.4(2)	1(2)	150~170(2)
State7	0.4~0.8(2)	0.2~0.4(2)	0.2~0.4(2)	0.4~0.8(2)	2(2)	170~190(2)
State8	0.8~1.2(2)	0.4~0.6(2)	0.4~0.6(2)	0.8~1.2(2)	3(2)	190~210(2)
State9	1.2~1.6(2)	0.6~0.8(2)	0.6~0.8(2)	1.2~1.6(2)	0(3)	210~230(2)
State10	1.6~2(2)	0.8~1(2)	0.8~1(2)	1.6~2(2)	1(3)	230~250(2)
State11	0~0.4(3)	0~0.2(3)	0~0.2(3)	0~0.4(3)	2(3)	150~170(3)
State12	0.4~0.8(3)	0.2~0.4(3)	0.2~0.4(3)	0.4~0.8(3)	3(3)	170~190(3)
State13	0.8~1.2(3)	0.4~0.6(3)	0.4~0.6(3)	0.8~1.2(3)	*	190~210(3)
State14	1.2~1.6(3)	0.6~0.8(3)	0.6~0.8(3)	1.2~1.6(3)	*	210~230(3)
State15	1.6~2(3)	0.8~1(3)	0.8~1(3)	1.6~2(3)	*	230~250(3)

表 6.2 類別變數

	影響稼動因子變數	影響缺勤因子變數
State1	0	0
State2	1	1
State3	2	2
State4	3	3
State5	4	4
State6	5	5
State7	6	6
State8	7	7

態而言其所形成的條件機率表有  $8^5 \times 15$  個數值，設定新的分類變數影響稼動變數，可使得稼動率變數與影響稼動率的影响因子變數條件獨立，讓稼動率的條件機率表降低至  $8 \times 15$  個數值。因此可以降低網路的複雜度。

### 具時間關連性變數的定態性貝氏網路的建構

本網路結構的建立主要是以定態性貝氏網路為基礎，其變數間的因果關係如同定態性貝氏網路，在整個網路結構中視每個班別的影響因子變數群為獨立變數群，並將班別內的影响因子變數做分群的處理，如圖 6.3 所示。

### 參數學習與推論

當具時間關連性變數的定態貝氏網路建立完成後，則進行參數的學習，如同定態性貝氏網路的學習模式，在本研究中仍是以 Hugin Research 做為求得聯合機率分配的工具。



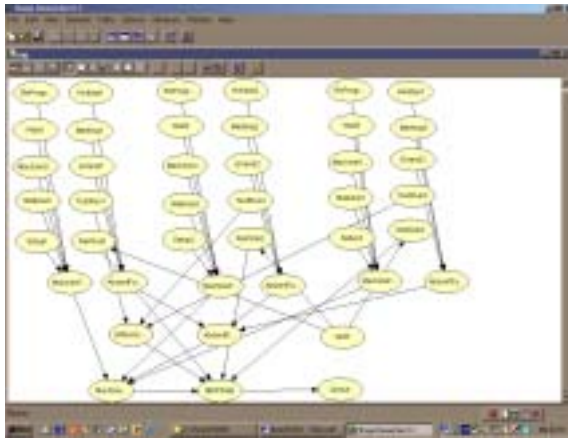


圖 6.3 具時間關連性變數的定態性貝氏網路圖

### 具時間關連性變數的定態性貝氏網路實證研究

以具時間關連性變數的定態性貝氏網路測試本研究績效指標系統的推論正確性評估。

步驟一：對具時間關連性變數的定態性貝氏網路進行參數的學習。

先將資料以 75%、25% 分成兩群，前 75% 的資料做為參數學習的訓練資料，再以全部的資料用 Hugin Research 進行參數的學習。

步驟二：測試具時間關連性貝氏網路的推論能力

步驟三：假設檢定

以二個獨立母體比例之右邊檢定，檢定具時間關連性變數的定態性貝氏網路的推論正確率比定態性貝氏網路的推論正確率高：

表 6.3 檢定結果一覽表

工作機台	Mazk6		Mazk7		Okk1		Okk4	
	TNB N	SBN	TNB N	SBN	TNB N	SBN	TNB N	SBN
正確率	0.603	0.466	0.626	0.481	0.634	0.504	0.565	0.519
檢定結果	Reject $H_0$		Reject $H_0$		Reject $H_0$		Accept $H_0$	

### 驗證結論

由實驗三的檢定結果可知，對於處理時間延遲性與不確定性的績效評量問題，具時間關連性的定態性貝氏網路的推論正確率與定態性貝氏網路的推論正確率有顯著差異，亦即具時間關連性變數的定態性貝氏網路其推論正確率要比定態性貝氏網路推論正確率要高。

但可以發現工作機台 Okk4，兩種型式的貝氏網路的推論正確率並無顯著差異，其原因經由分析後發現工作機台 Okk4 在資料搜集期間，有將近三分之一的時間並無生產活動，而是處在維修與操作員休假的時期，造成二種模式的推論差異性不大。同時藉由工作機台 Okk4 的例子可說明，擷取動態特性的貝氏網路對於處理不具時間延遲特性的問題，其表現不比定態性貝氏網路差。

## 七. 結論

所謂「績效評估」在本質上，即係管理活動中之「監測、控制」(control)功能。這種功能有其消極意義和積極意義。就前者而言，為了解規劃之執行進度與狀況所產生的結果，並在活動結束後做為評量，做為日後相關活動的管理參考，屬於被動式的管理；而就後者而言，則希望藉由績效評估制度之建立，能在事前或活動進行中，當某些現象產生時或在問題尚未實際發生時，已能藉由因果影響性的推估，預測出可能產生的結果，進而對於管理者之決策與行為產生影響或導引作用，建立起預防管理機制，使得管理者可以適時適地的在生產活動中做調整。同時也能使得在生產活動中個人努力目標能與組織目標趨於一致，此即所謂「目標一致化」(Goal Cngruence)作用。

然而各別的績效指標清單只能顯示局部工廠營運的現況，對管理者管理生產活動的助益極小。但一張可表達各績效指標間影響因果關係的績效指標網則有助於管理者監測與控制著工廠營運，管理者可掌握多方面的資訊，才能讓違害生產活動的因素，消除至最低，確實防範於未然。

本研究根據工作中心管理者著重的管理績效重點，依其職責規劃設計出具階層化、關連化與完整化的績效指標網。並運用資料探勘與問題領域專家的結合，快速、適切地建立起符合問題領域的模型。

根據本研究的實驗結果，得到下列結論：

1. 透過資料探勘與專家知識的結合確實能讓所建立起的績效指標網於短時間內提高系統的效能。
2. 對於具時間延遲性的問題，若以動態性貝氏網路來描述問題，則會造成動態性貝氏網路結構過於複雜，模型大小隨著變數的增多與狀態空間的擴大成爆炸性的成長，大大地降低了系統運作的效能，針對此問題，本研究提出以具時間關連性變數的定態性貝氏網路來處理，一來有效降低動態性貝氏網路的模型複雜度，二來改善了定態性貝氏網路處理具時間延遲性與不確定性的問題的表現。
3. 利用貝氏網路的技術解決工業界的真實問題時，由於問題複雜度的因素，會使得系統遭遇到記憶體不足以及運作效能偏低的問題。尤其是問題領域變數的狀態時，對記憶體空間的需求會成爆炸性的成長。

## 參考文獻

1. Arroyo-Figueroa, G., Sugar, L.E., and Villavicencio, A., "Probabilistic temporal reasoning and its application to fossil power plant operation." *Expert System with Applications* 15(1998) 317-324.
2. Barrientos M.A., Vargas J.E., "A framework for analysis of dynamic processes based on Bayesian networks and case-based reasoning." *Expert System with Applications* 15(1998) 287-294.
3. Bilmes, Jeff(1998). A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov model. International Computer Science Institute.
4. Enrique, C., Jose, M.G., and Ali S.H., (1997)*Expert Systems and Probabilistic Network Models*, Springer-Verlag, New York.
5. Friedman, N., K. Murphy, and S. Russell. (1998) Learning the structure of dynamic probabilistic networks. In *UAI*.
6. Friedman, N. (1997). Learning belief networks in the presence of missing values and hidden variables. In *ICML-97*.
7. Ghahramani, Z. and S.T. Roweis. (2001) Learning nonlinear dynamical systems using an EM algorithm, <http://www.gatsby.ucl.uk>.
8. Heckerman, D. A tutorial on learning with Bayesian networks. Technical Report MSR-TR-95-06, Microsoft Research, March, 1995 (revised November, 1996).
9. Heckerman, D. and D. Geiger. Learning Bayesian Networks: The Combination of Knowledge and Statistical Data. Technical Report MSR-TR-94-09, Microsoft Research, March, 1994 (revised February, 1995).
10. Jaakkola, F.(1996). "A introduction to Bayesian network." Springer.
11. Jordan, M. and R. Jacobs (1994). Hierarchical mixture of experts and the EM algorithm, *Neural Computation*, 6, p.181-214.
12. Kjaerulff, Uffe(1995). dHugin: a computational system for dynamic time-sliced Bayesian network. *International Journal of Forecasting*, 11: p.89-111.
13. Lauritzen, S., Thiesson, B., and Spiegelhalter, D.(1994), Diagnostic systems created by model selection methods: A case study, In Cheeseman, P. and Oldford, R., editors, *AI and Statistics IV*, volume *Lecture Notes in Statistics*, 89, pages 143-152. Springer Verlag. New York.
14. Long, William, "Temporal Reasoning for Diagnosis in a Causal Probabilistic Knowledge Base" Reprinted from *Artificial Intelligence in Medicine*, 8: 193-215, 1996.
15. Nicholson, A.F., Brady J.M., "Dynamic Belief Networks for Discrete Monitoring." December 20, 1993.
16. Nikovski, Daniel "Learning Stationary Temporal Probabilistic Network." The Robotics Institute, Carnegie Mellon University.
17. Pearl, J. (1986). Fusion, propagation, and structuring in belief networks. *Artificial Intelligence*, 29: 241-288.
18. Pearl, J. *Causality: Models, Reasoning and Inference*. Cambridge University Press.
19. Schervish, M(1995). Probabilistic inference and Inference diagrams. *Operations Research*, 36: 589-604.
20. Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics* 6, 461-464.
21. Shachter, R. (1988). Probabilistic inference and inference diagram. *Operations Research*, 36: 589-604.
22. Singh, Moninder and Valtorta, Marco "Construction of Bayesian Network Structures From Data: A Brief Survey and an Efficient Algorithm." *International Journal of Approximate Reasoning* 1995; 12: 111-131.
23. Spirtes, P., C. Glymour, and R. Scheines (1993). *Causation, Prediction and Search*. No. 81 in *lecture Notes in Statistics*. New York: Springer-Verlag.
24. <http://www.hugin.com>
25. 潘俊帆, 「以貝氏網路為基礎的個人差異化知識處理機制」, 碩士論文, 私立東海大學工業工程研究所, 2001。
26. 廖嘉雄, 「以貝氏網路為基礎的知識處理機制」, 碩士論文, 私立東海大學工業工程研究所, 2000。
27. 杜拉克等著, 高翠霜譯, *哈佛商業評論精選：績效評估*, 天下遠見出版股份有限公司, 2001/4。
28. 柯普朗、諾頓等著, 朱道凱譯, *KPMG-安侯企業管理公司審訂, 評量計分卡*, 臉譜圖書, 1999/6。