

第三章 模糊空間互動模式之構建

3.1 研究系統界定

基本的國際物流通路過程可以由圖 3-1 之實體通路網路(physical distribution network)說明。其中長方形及圓形、菱形等代表活動節點，因此不同國家或不同功能的廠址由一個節點代表，而其箭頭方向則代表實體通路的方向。

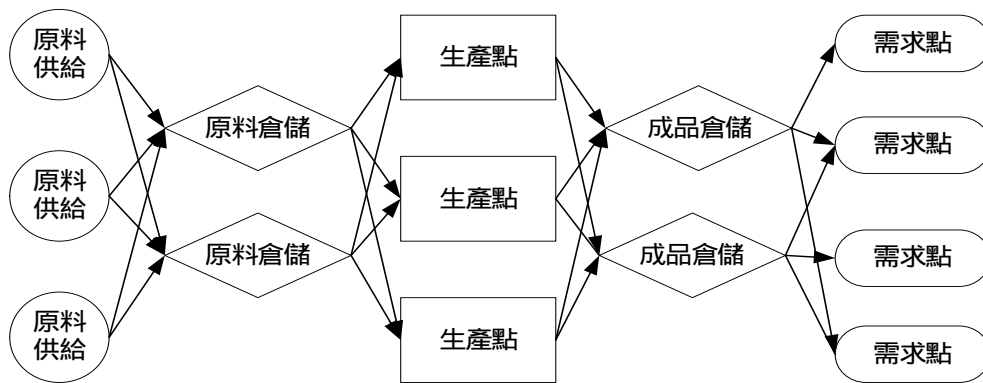


圖 3-1 單一時期供應鏈流程示意圖

然而對於桌上型電腦代工廠商而言並非如此，由於電腦零組件價格不穩定而且產品生命週期短，所以對代工業者而言，廠商實際營運過程因原料與產品倉儲所產生的成本比例相當小，供應鏈流程只有原料採購、成品生產以及配送三個步驟，沒有原料與成品的倉儲過程。因此本研究將桌上型電腦之實體流通過程簡化為：原料供應 組裝生產 成品配送三個步驟，其整體物流流程如圖3-2所示：

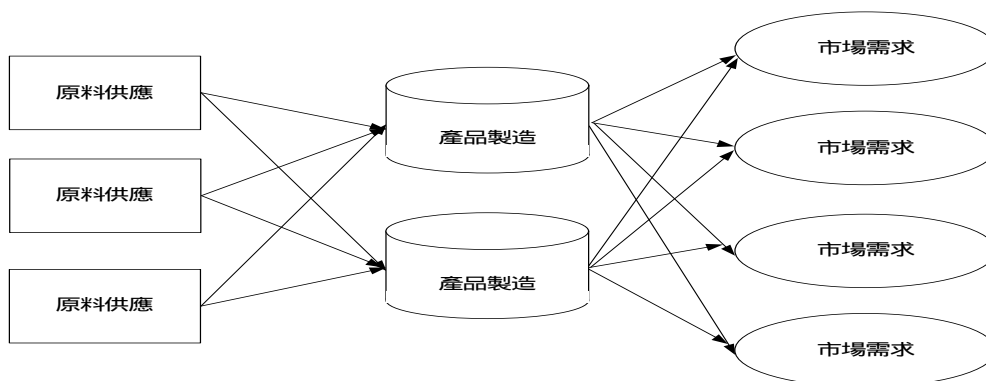


圖 3-2 桌上型電腦成品製造之物流網路圖

3.2 空間互動模式之內涵

空間互動現象可以表現為地區或點的特性，而其影響因素可分類為：起點(O_i)影響、終點(D_j)影響、連結路徑的影響[44]，而由 O_i 、 D_j 是否為已知條件，則模式便有不同之限制，可分為四種主要類型：無限制、產生限制、吸引限制、產生及吸引均受限制。

在 1960 年代初期[6]，Tomlin 即利用熵的觀念來討論空間互動旅次分佈的現象，Berry 利用熵的統計量來討論人口遷移的現象，而 A.G. Wilson 則以極大熵的方法推導空間互動之相互行為，提供空間互動模式更完整的理論基礎。模式如 [3-1]至[3-3]所示：

$$T_{ij} = O_i A_i D_j B_j F(C_{ij}) \quad [3-1]$$

$$A_i = \frac{1}{\sum_j D_j B_j F(C_{ij})} \quad [3-2]$$

$$B_j = \frac{1}{\sum_i O_i A_i F(C_{ij})} \quad [3-3]$$

其中，

T_{ij} ： i 地區居住至 j 地區工作之人數；

O_i ： i 地區居住之人數；

D_j ： j 地區工作之人數；

A_i 、 B_j ：為比例常數；

$F(C_{ij})$ ：由 i 地區至 j 地區之阻力函數；

C_{ij} ：由 i 地區至 j 地區之工作者的旅行成本。

求極大熵(最大可行性的旅次數)，有以下[3-4]至[3-6]三個限制式：

$$\sum_j T_{ij} = O_i \quad [3-4]$$

$$\sum_i T_{ij} = D_j \quad [3-5]$$

$$\sum_i \sum_j T_{ij} C_{ij} = C \quad [3-6]$$

其中，

C ：所有工作者的旅行成本。

A.G. Wilson 利用最大熵原理發展了空間互動模式的結構原理，在此模式中，其阻力函數即為一負指數型態的旅行成本因素函數，依最大熵法反覆導出空間互動模式，提供空間互動模式學理上之立論基礎。之後 A.G. Wilson[45,46]分析相對區位的吸引力，探討空間互動的相對效用，模式如[3-7]式所示：

$$T_{ij} = E_j \times B_j \times \exp^{-c_{ij}} \quad [3-7]$$

其中，

E_j ：j 區總工作人數，

B_j ：為一平衡係數，

$\exp^{-c_{ij}}$ ：為一阻力函數。

[3-7]式即表示 j 區總工作人數乘以 i 區與 j 區間之阻力函數，可得分佈於 i 區與 j 區間之工作旅次。

3.3 模糊系統之架構與推論

3.3.1 模糊系統架構

模糊系統被廣泛地應用於各種不同的領域，一般來說，模糊系統的基本架構如圖 3-3 所示。以下將簡述各部分的功用與特性：

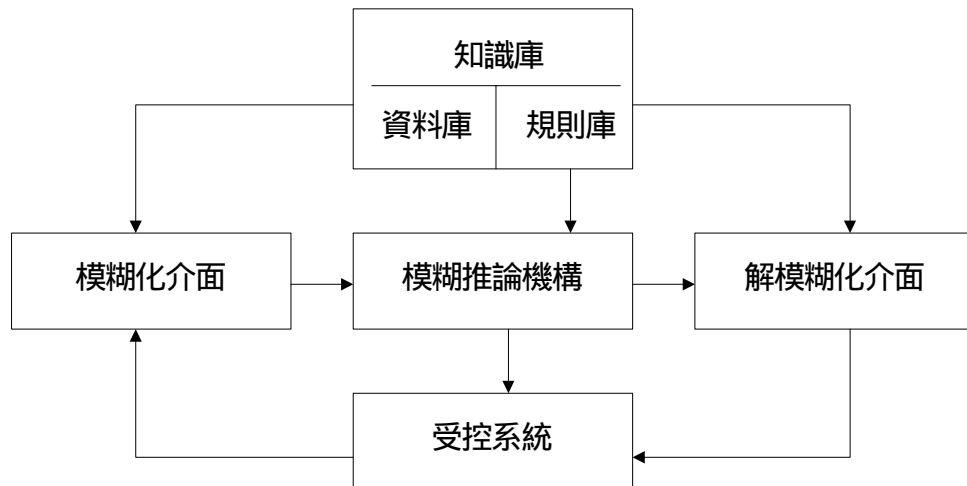


圖 3-3 模糊系統基本架構圖

1. 模糊化介面(Fuzzifier)

模糊化介面的功能是將明確的外界輸入資料轉換成適當的語意式模糊資訊[47]；也就是說，將明確資料模糊化成模糊資訊，可將其視為一種映射，由明確的輸入空間映射至特定之模糊集合空間。透過模糊化的步驟，模糊系統能將輸入系統中的實際變數從技術層次轉換成語言層次的語言變數(Linguistic variable)，通常是以誤差量(e)作為輸入語言變數，其論域中模糊集合的標識以五種區別為例，可定義為：NB(negative big)、NS(negative small)、ZE(zero)、PS(positive small)、PB(positive big)等。常用的有三角形歸屬函數、高斯歸屬函數和梯形歸屬函數。

2. 模糊知識庫(Knowledge Base)

一般說來，模糊知識庫包括資料庫(Data base)和規則庫(Rule base)[35]。資料庫為建立模糊系統所需語言變數的定義，例如變數論域、歸屬函數的訂定等，而

規則庫則是由一組以「IF-THEN」型式的模糊規則所組合而成。其中，IF 部分稱之為前提部，此部分用來判斷輸入語言變數的狀態是否能讓該條規則成立，而 THEN 部分則稱為結論部，用來表達當前前提部成立時，輸出語言變數所該呈現的狀態。

模糊規則庫的建立主要有兩種方式，第一種也是最直接的方式就是經由詢問專家，由專家根據其專業知識建立規則庫。此種方式的缺點為專家往往無法完整提供所有必須的規則，以至於規則庫不完全，所以無法處理所有可能出現的情況；第二種建立模糊規則庫的方式，則是經由學習法則，從數值型資料(Numerical data)中學習取得模糊規則。

3.模糊推論機構(Fuzzy inference engine)

模糊推論機構是模糊系統的核心[42]，它可以藉由近似推論或模糊推論的進行，來模擬人類的思考決策模式，以達到解決問題的目的。模糊推論的計算操作看成是由兩個部分組成，第一部分聚集(Aggregation)，是規則的 IF(條件)部分，第二個部分合成(Composition)，是規則的 THEN(動作)部分。可應用在模糊系統中的模糊推論方法有很多種，例如：Mamdani 的 Min-Min-Max 模糊推論法、Larsen 的 Min-Product-Max 模糊推論法、Tsukamoto 的模糊推論法和 Sugeno 模糊推論法。

4. 解模糊化介面(Defuzzifier)

經由模糊邏輯推論之後產生的結論，轉換為一個明確數值的過程，即稱之為解模糊化介面[47]。透過解模糊化過程，將歸屬函數利用一實數值來表示，將加總後之模糊集合，化簡為控制決策或行動；解模糊化方法包括重心法、最大中心法及最大值平均法等。

3.3.2 模糊推論法則

模糊推論機構為模糊系統之主要重心，主要目的就是從已知的事實及相關模糊規則中，藉由推論的方式，得到一個合理的結果。常見的模糊推論型式有下列兩種：

1. 語意式(linguistic)推論法則

語意式推論法則亦可稱為 Mamdani 推論法則，其結論部的輸出為語意式之形式，是一般模糊控制中常用表示法，其表示方式如[3-8]式：

$$\begin{aligned} R_i : IF \quad x_1 = A_{i1} \quad and \cdots and \quad x_n = A_{in} \\ THEN \quad f_i = B_i \end{aligned} \quad [3-8]$$

其中，

R_i ：第 i 條模糊規則；

x_j ：輸入變數， $j=1,2,\cdots,n$ ；

A_{ij} ：前提部語言變數， $j=1,2,\cdots,n$ ；

f_i ：輸出變數；

B_i ：結論部語言變數。

2. 線性(linear)推論法則

線性推論法則亦可稱為 Sugeno 推論法則，其結論部的輸出為輸入變數之線性組合，其表示方式如[3-9]式：

$$\begin{aligned} R_i : IF \quad x_1 = A_{i1} \quad and \cdots and \quad x_j = A_{ij} \\ THEN \quad f_i = c_{i0} + c_{i1}x_1 + \cdots + c_{in}x_n \end{aligned} \quad [3-9]$$

其中，

R_i : 第 i 條模糊規則 ;

x_j : 輸入變數 , $j=1,2,\cdots,n$;

A_{ij} : 前提部語言變數 , $j=1,2,\cdots,n$;

f_i : 輸出變數 ;

c_{i0} 及 c_{ij} : 結論部參數 , $j=1,2,\cdots,n$ 。

模式的求解工作亦即模式鑑別(model identification), 其目的在於求出模式的各項參數。模式鑑別包括結構(structure)及參數(parameter)鑑別 :

(1)結構鑑別：首先選定模式的規則數目，可依模式所需精確度或被描述對象的特性來決定。

(2)參數鑑別：根據歸屬函數，鑑別為前提部參數與結論部參數。以Mamdani推論法則、輸入輸出皆為三角形歸屬函數(如圖3-4、[3-10]式)為例。參數鑑別在於決定其歸屬函數的三個參數 $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ 。其中 α 為歸屬函數左邊界， β 為歸屬函數中心值， γ 為歸屬函數右邊界。對於Sugeno推論法則而言，其前提部參數鑑別如同上述，而結論部參數在於決定[3-9]式中之 c_{i0} 及 c_{ij} 值。

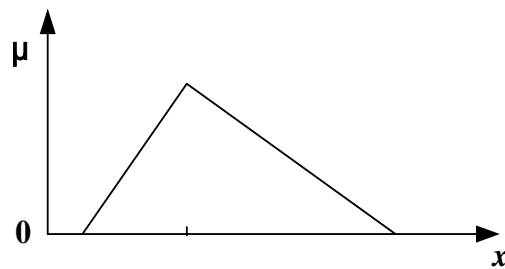


圖 3-4 三角形歸屬函數

$$triangle(x; \alpha, \beta, \gamma) = \max(\min(\frac{x-\alpha}{\beta-\alpha}, \frac{\gamma-x}{\gamma-\beta}), 0) \quad [3-10]$$

3.4 模糊空間互動模式

3.4.1 模式假設

本研究利用模糊理論建構空間互動模式，並由桌上型電腦產業之實體流通特性做出以下研究假設：

1. 實體流通過程簡化為：原料供應 組裝生產 成品配送三個步驟，利用空間互動理論建構之三階式物流供應鏈網路。
2. 桌上型電腦產業具有生命週期短、產品差異化小的特性，加上產業競爭激烈，造成其前端及後端供應鏈上，皆必須具備快速反應的時間特性，因此僅考慮單一時期。
3. 由於顯示器佔桌上型電腦成本約 30%，因此以顯示器作為主要零件。
4. 製造廠商以 JIT(Just in time)模式經營，市場需求量為其原料採購量，不考量倉儲，因此產品與零件之間有一對一的關係。
5. 空間互動模式中之分區距離，考量全球運籌下高科技產業物流運送特性，以航空距離代表。

3.4.2 模糊空間互動模式之構建

假設桌上型電腦之全球運籌模式為三階式供應鍊，包含原料端、製造端及市場端。其中，原料端有 I 個分區、製造端有 J 個分區及市場端有 K 個分區，則模糊空間互動模式之構建分述如下：

(1) 原料端到製造端之模糊空間互動模式

在原料端原料供應量 x_i 已知情形下，此空間互動模式必須符合 $\sum_j f_{ij} = x_i$ 的限制式，因此原料端受限之模式可如[3-11]及[3-12]式所示：

$$f_{ij} = \frac{x_i x_j f(c_{ij})}{\sum_j x_j f(c_{ij})} \quad [3-11]$$

$$\sum_j f_{ij} = x_i \quad i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J \quad [3-12]$$

其中，

f_{ij} ：第 i 個原料端分區至第 j 個製造端分區之實體配送流量；

x_i ：第 i 個原料端分區之原料供應總量， $i = 1, 2, \dots, I$ ；

x_j ：第 j 個製造端分區之產品製造總量， $j = 1, 2, \dots, J$ ；

$f(c_{ij})$ ：原料端 i 到製造端 j 之空間互動模式阻力函數。

在[3-11]式中，本研究採用 Openshaw[37]之觀點，將 f_{ij} 分為 $f_{ij}^* = x_j f(c_{ij})$ 與

$\frac{x_i}{\sum_j x_j f(c_{ij})}$ 兩部分。其中， $f_{ij}^* = x_j f(c_{ij})$ 部分應用模糊理論進行模糊邏輯推論，

因此 f_{ij}^* 可視為原料端 i 到製造端 j 之模糊推論流量。而 $\frac{x_i}{\sum_j x_j f(c_{ij})}$ (即 $\frac{x_i}{\sum_j f_{ij}^*}$) 則為

比例常數，乘以上述之模糊推論流量可使模糊空間互動模式滿足 $\sum_j f_{ij} = x_i$ 之限制

式。本研究構建之原料端到製造端之模糊空間互動模式，如[3-13]至[3-16]式所示：

$$f_{ij} = A_i^* f_{ij}^* \quad [3-13]$$

$$A_i^* = \frac{x_i}{\sum_j f_{ij}^*} \quad [3-14]$$

$$f_{ij}^* = \frac{\sum_l \mu(f_{ijl}) f_{ijl}}{\sum_l \mu(f_{ijl})} \quad [3-15]$$

$$\mu(f_{ijl}) = \max_{\alpha} \left\{ \min \left[\mu_{\alpha}(x_j), \mu_{\alpha}(c_{ij}) \right] \times w_{\alpha} \right\} \quad [3-16]$$

其中，

f_{ij} ：第 i 個原料端分區到第 j 個製造端分區之實體配送流量；

f_{ij}^* ：第 i 個原料端分區到第 j 個製造端分區之模糊推論流量；

A_i^* ：比例常數；

$\mu(f_{ijl})$ ：第 l 個原料端到製造端分區間流量歸屬函數之歸屬函數值；

f_{ijl} ：第 l 個原料端到製造端分區間流量歸屬函數之輸出值；

$\mu_\alpha(x_j)$ ：第 α 條實體配送行為邏輯規則下，第 j 個製造端生產量之歸屬函數值；

$\mu_\alpha(c_{ij})$ ：第 α 條實體配送行為邏輯規則下，第 i 個原料端分區到第 j 個製造端分區阻力因素之歸屬函數值；

w_α ：第 α 條實體配送行為邏輯規則之權重。

(2) 製造端到市場端之模糊空間互動模式

在市場端產品需求量 y_k 已知情形下，此空間互動模式必須符合 $\sum_j g_{jk} = y_k$ 的

限制式，以建構市場端受限之模式，如[3-17]及[3-18]式所示：

$$g_{jk} = \frac{y_k x_j f(c_{jk})}{\sum_j x_j f(c_{jk})} \quad [3-17]$$

$$\sum_j g_{jk} = y_k \quad [3-18]$$

其中，

g_{jk} ：第 j 個製造端分區到第 k 個市場端分區之實體配送流量；

y_k ：第 k 個市場端分區之市場需求總量， $k = 1, 2, \dots, K$ ；

x_j ：第 j 個製造端分區之產品製造總量， $j = 1, 2, \dots, J$ ；

$f(c_{jk})$ ：製造端 j 到市場端 k 之空間互動模式阻力函數。

根據上述原則，本研究構建之製造端到市場端模糊空間互動模式，如[3-19]至[3-22]式所示：

$$g_{jk} = B_k^* g_{jk}^* \quad [3-19]$$

$$B_k^* = \frac{y_k}{\sum_k g_{jk}^*} \quad [3-20]$$

$$g_{jk}^* = \frac{\sum_m \mu(f_{jkm}) f_{jkm}}{\sum_m \mu(f_{jkm})} \quad [3-21]$$

$$\mu(f_{jkm}) = \max_{\beta} \left\{ \min \left[\mu_{\beta}(x_j), \mu_{\beta}(c_{jk}) \right] \times w_{\beta} \right\} \quad [3-22]$$

其中，

g_{jk} ：第 j 個製造端分區到第 k 個市場端分區之實體配送流量；

g_{jk}^* ：第 j 個製造端分區到第 k 個市場端分區之模糊推論流量；

B_k^* ：比例常數；

$\mu(f_{jkm})$ ：第 m 個製造端到市場端分區間流量歸屬函數之歸屬函數值；

f_{jkm} ：第 m 個製造端到市場端分區間流量歸屬函數之輸出值；

$\mu_{\beta}(x_j)$ ：第 β 條實體配送行為邏輯規則下，第 j 個製造端生產量之歸屬函數值；

$\mu_{\beta}(c_{jk})$ ：第 β 條實體配送行為邏輯規則下，第 j 個製造端分區到第 k 個市場端分

區阻力因素之歸屬函數值；

w_{β} ：第 β 條實體配送行為邏輯規則之權重。

3.4.3 類神經模糊網路訓練

模糊系統的好壞往往由歸屬函數、模糊邏輯規則所決定。模糊系統的完成，主要根據經驗觀察結果，以適合知識來表示。然而實際發展一套模糊系統時，如何決定初始模糊規則、如何調整初始規則及其歸屬函數是常見的問題。以類神經網路來分析並自動設計一般的模糊邏輯規則，將可解決上述問題。在類神經模糊系統中，可由輸入輸出群集的對應關係，追蹤出模糊系統如何將輸入對應至適當的輸出反應，並藉由所獲資料中粹取出模糊規則，再利用新獲取的資料逐漸調整這些規則。類神經模糊系統所做的調整包括結構調整及參數調整。結構調整的內容是規則結構、變數代表意義、對每個變數區的分割、規則數目及其連結構成形式等；參數調整則是針對歸屬函式的形狀與位置，如三角形歸屬函式的中心與寬度。而類神經網路的強大調整能力正可用來做模糊系統的結構與參數調整。

在類神經模糊網路的許多模型架構中，最被廣泛應用的為倒傳遞網路模型(如圖3-5)。此類模型屬於監督式學習網路，適合分類、非線性特徵的診斷與非線性預測等應用。其基本原理是利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)尋求誤差函數之最小化。其運算過程有以下兩個部份：

1. 向前階段(forward phase)

計算類神經元對激發訊號的輸出，將輸入訊號向前往各階層傳遞，經由加法單元運算過後，將此運算值通過激發函數，便可在輸出層得到輸出，再和實際之輸出值作比較，以得到該輸入樣本之誤差訊號。

2. 向後階段(backward phase)

計算類神經元對誤差梯度向量(誤差梯度向量定義為誤差函數對該類神經元鍵結值向量之微分)的瞬間估測，將誤差值往各層後傳，以調整各鍵結值，使網路向理想狀態收斂，並縮小輸出值與實際輸出值之誤差，而得到誤差函數最小化之目的。以上過程稱為一個學習循環，可以設定訓練樣本反覆學習數個循環，直到收斂為止。

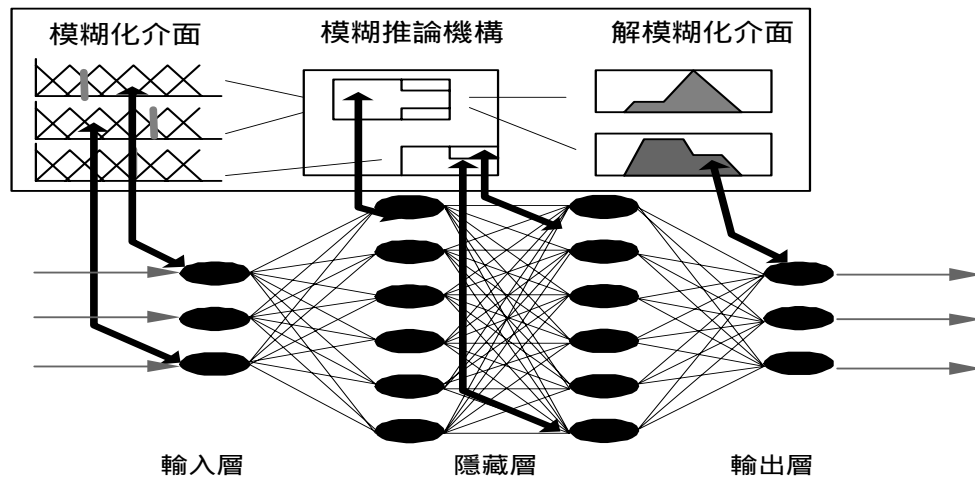


圖 3-5 倒傳遞類神經模糊網路架構[31]

倒傳遞類神經模糊網路架構，主要分為三層：輸入層、隱藏層及輸出層。類神經網路映射至模糊邏輯系統上，使模糊邏輯系統具有類神經網路學習演算法的強大功能。各層之描述如下[31]：

1. 輸入層

透過口語變數及歸屬函數的構建進行變數模糊化工作。口語變數為模糊邏輯系統中的專用語。在人類語言思維裡至少有兩種極端及介於兩者間的觀念，而在人類短暫記憶中，描述同一件事時最多僅能估計7種形容詞，因此一般口語變數的使用約3~7種術語。

2. 隱藏層

用以表現輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常須以試驗方式決定其最佳數目。理論上隱藏層無限制，通常為一或二層。

模糊推論為經由模糊邏輯系統處理規則的方法，包括前提部聚集，將所有輸入變數組合成一個規則，再依所給定狀態給予適當歸屬度；及結論部聚集，將歸屬度經規則觸發程度加權並組合具有相同結果的所有結論。

3. 輸出層

將規則推論的口語結論轉換回到數值，因期望輸出值通常為數值而非口語。解模糊化的方法一般有重心法、最大中心法及最大平均法等。其中以最大中心法為大多數實際模糊應用上常用的方法，而各種解模糊化方法之差異如表3-1所示。

表 3-1 解模糊化方法比較

方法 比較類別	重心法	最大中心法	最大平均法
口語特徵	最佳折衷	最佳折衷	最合理解答
連續性	是	是	不是
計算效率	較低	高	非常高
應用	控制、決策支援、 數據資料分析	控制、決策支援、 數據資料分析	圖形辨識、決策支 援、數據資料分析

資料來源：[31]

類神經模糊網路之學習過程如圖3-6表示。本研究以實際觀測到之全球運籌模式影響因素輸入至模糊推論決策模式中，進行模糊推論而得到模式輸出，再比較模式輸出與期望輸出值(即實際觀測數據)。若誤差達到預期範圍內則為收斂，如不收斂則須透過學習演算法修正網路連結值，直至收斂為止。

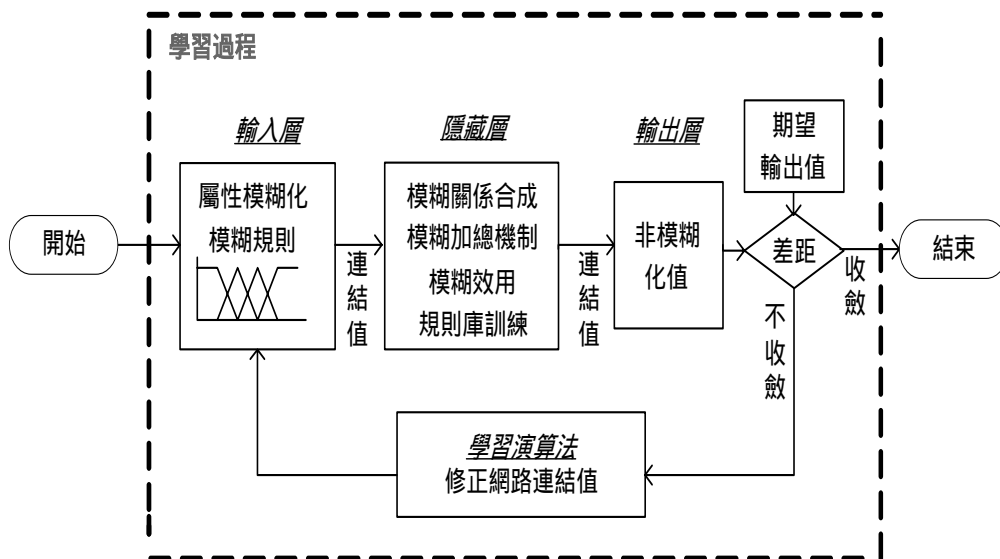


圖 3-6 類神經模糊網路學習過程