自我學習神經網路於多目標建築機能配置最適化之研究

楊秉蒼* 單明陽** 葉怡成***

* 亞洲技術學院土木工程系
e-mail:yanglu@cc.csit.edu.tw

** 亞洲技術學院土木工程系
e-mail:smy@civil.csit.edu.tw

*** 中原大學土木工程系
e-mail:icyeh@chu.edu.tw

（收件日期:90年04月27日；接受日期:91年08月26日）

摘要

本研究以管理科學角度，將建築機能配置問題公式化爲多目標組合最適化問題，並以「醫院診療大樓多目標機能配置」問題作個案應用。由於問題具多目標與組合爆炸的特性，爲此本文先以改良型自我學習神經網路求解問題最佳解，再與隨機解作解答品質及求解效率比較。經測試得到本法解答的成果，遠優於隨機搜索的方法，以作爲未來建築規劃相關人員，應用輔助參考之用。

關鍵詞:建築機能配置、多目標問題、自我學習神經網路

一、前言

建築機能配置計畫在建築設計過程中，長久以來扮演著建築規劃重要的一環，但如何在滿足設計者目標及限制條件的需求下，配置適當的方案，一直困擾著規劃人員，因此建築機能配置的問題是一項不容忽視的建築規劃課題。傳統規劃人員涉及建築機能配置問題，常會依以往經驗進行建築機能配置或利用近似鄰近搜索程序逐一配置建築機能，然而隨配置之機能數目的增加，配置過程難度亦相對提高。以醫院診療機能配置的問題爲例，由於機能配置可能受限於空間使用，而面臨配置的抉擇，如小兒科空間需求大，故須較大的空間；或考量建築機能相互間之應關係，如神經科與小兒科間應儘量遠離；甚至考量動線的距離，如復健科須盡量靠近低層出口等，由此瞭解，建築機能配置可視爲一連串需求考量的組構過程。

自到電腦的發明，上述問題得以透過電腦輔助設計，解決部分以往人力無法處理的建築機能配置的問題，自此有效的演算技術相繼被提出，如排列組合法、整數規劃法、限制邏輯程式、ε限制法等[1、2、3、7、15、13、14、12]，然而上述演算技術在面對大尺度問題時，仍面臨難以處理的現象。一直到近代由於人工智慧的發展，相關的演算技術相繼被提出以解決大尺度

組合最適化的問題，其中類神經網路被視爲未來較有希望的方法。以類神經網路作避難設計，有 Kosko 以 Hopfield 網路爲理論基礎，提出記憶聯想之避難設計問題[18]，之後相關應用陸續被提出 Kohonen`s Model、Backpropagation Model、 Gounterpropagation Model 等[1]，上述研究大多基於以原始個案爲基礎，透過關係對方，進一步產生新個案，因此多數僅適用於單純類別（如住宅與醫院避難機能即不相同）避難機能配置問題。1994 年黎怡成以醫院診療機能配置問題，將避難機能配置問題公式化爲單目標組合最佳化問題，並以退火神經網路(Annealed neural network）解此問題，此模式應用時，只需將問題需求避方量化資料，再以有效演算工具處理問題即可，這較傳統透過設計者主觀的配置方式較具可信力，雖然問題公式化具有上述的優點，但應用發現避難設計的決策往往是由一連串的目標需求組構而成，因此單目標求得的解答會顯得較無說服力。就個人而言，通常人們會認爲決策就是由許多可行的方案中，挑選其中一項以滿足某一目標，然而這些單一目標的背後，事實上隱含著不只一個真正想決策的目標，且這些目標可能互相衝突並無法同時達成，然傳統決策者會使用綜合目標的概念來涵蓋這些彼此權衡的目標，或者只選取其中一個目標來代表所有的目標，由這種綜合化、單一化的目標下，卻往往使決策者喪失影響決策的關鍵訊息。由此瞭解多目標的考量是一種明確，且可同時考量多個決策目標的方式，所以可透過多目標規劃，協助決策者於有限資源及目標衝突的限制下，尋求一個或數個較佳的替選方案[4]。所以多目標規劃的結果，會較單目標規劃來的周延，而多目標避難機能的需求特性，可由上述醫院避難機能需求例子中，一窺端倪。多目標規劃應用上，較單目標規劃有下列優點[5]：

1. 多目標規劃能使計畫參與者分析決策過程中，扮演著積極的角色；
2. 其替選方案的範圍很廣，而且替選對象是相同的；
3. 若許多目標被考慮或分析者欲更正確地理解問題性質時，可提供較詳盡的分析。

由上述得知，避難機能配置問題若以多目標考量所得結果應較合宜周詳，因此避難機能配置問題，可視爲一多目標組合最適化之決策過程[2、16、19]。爲瞭解多目標規劃問題於避難機能配置問題的應用，本此以醫院診療大樓避難機能配置問題爲例，將問題公式化爲多目標組合最佳化問題，本演算工具乃由由於問題數學模型屬 NP-Complete 的問題（求解時間隨著問題尺度增大，呈非多項式遞增的現象的問題），且具多目標的特性，故不適合傳統數學解析工具求解（如線性規劃、整數規劃等），因此需借助特殊演算技術（如類神經網路、基因演算法、限制邏輯程式等）求解此一問題，本此本研究擬以可同時解決上述兩種問題的新類神經網路模型「自我學習神經網路」解本研究探討的問題。爲使解答有比較依據，故與隨機合法方案作相關解答性質比較。

本文第二節說明問題數學模型避難方，第三節說明自我學習神經網路於避難機能配置問題應用，第四節爲個案測試結果與網路參數設定，第五節爲結論與建議。

二、問題數學模型建立

本節以醫院診療大樓避難機能配置問題爲例，說明問題數學模式基本假設下的目標及限制條件。問題基本假設，如下所示：

1.以既有診療空間，進行診療機能配置。

2.面對 n 個診療機能的問題，需有 n 個診療空間可供配置（機能與空間爲一對一的關係）；
3.每個診療機能，需要一個診療空間供配置；
4.每個診療空間，僅供一個診療機能配置。

問題目標需求方面，由於問題診療空間大小爲固定情形下，不同診療機能可能會有不同空間的需求（例如小兒科病號多，因此需要較大的診療空間），因此可用整體之機能增額期望成本表示（目標 Z1），當增額期望成本越低，表示越能滿足機能之空間需求；另外，受限於各機能本身的特性需求，因此各機能間會有相鄰或相斥的目標需求（例如神經外科與神經內科機能性質較爲接近，故兩者具有相鄰關係；而小兒科與神經科機能性質差異較大，因此兩者具有相斥關係），而相鄰與相斥可用機能交互期望指標表示（目標 Z2），當交互期望指標越大，表示越能滿足機能間的關聯需求；另外，爲滿足機能對於動線的需求（例如復健科以服務殘障者爲對象，因此需求上，會要求盡量靠近低層出入口），故可以出入口動線距離表示（目標 Z3），當動線總距離越短，表示越能滿足問題的需求；綜合上述得到本研究之問題模式有三個目標。將上述問題假設條件及問題需求目標公式化轉換爲問題數學模型，如下所示：

$$\text{Min } Z1=\sum_{x=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} X_{xi}C_{xi} \tag{1}$$

$$\text{Max } Z2=\sum_{x=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\sum_{y=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} X_{xi}X_{yj}A_{ij}B_{xy} \tag{2}$$

$$\text{Min } Z3=\sum_{x=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} X_{xi}R_xD_i \tag{3}$$

subject to：

$$\sum_{j=1}^{n} X_{xj} = 1 \text{ , } x=1\sim n \tag{4}$$

$$\sum_{y=1}^{n} X_{yi} = 1 \text{ , } i=1\sim n \tag{5}$$

$$X_{yi}=0 \text{ if } X_{xi}=1 \text{ and } y\neq x \tag{6}$$

$$X_{xj}=0 \text{ if } X_{xi}=1 \text{ and } j\neq i \tag{7}$$

其中：

Z1 ＝目標函數一。尋求最低診療機能增額期望成本（單位：萬元）。

Z2 ＝目標函數二。尋求最高診療機能交互期望指標（單位：指標）。

Z3 ＝目標函數三。尋求最短診療機能動線距離（單位：公尺）。

X_{xi} ＝問題決策變數。若 $X_{xi}=1$，表示診療機能 x，配置於診療空間 i；反之，$X_{xi}=0$。

C_{xi} ＝診療機能增額期望成本矩陣。表示診療機能 x 被指定於診療空間 i 時，不當配置額外增加的成本，C_{xi} 越大，表示診療機能越不適合配置於診療空間(單位：萬元)。

A_{ij} ＝診療空間關連矩陣。表示診療空間 i 與診療空間 j 相鄰之關連性，A_{ij} 越大，表示診療空間關連越強。

B_{xy} ＝診療機能交互關係矩陣。表示診療機能 x 與診療機能 y 相鄰交互關係指標，B_{xy} 越大，表示診療機能 x 與 y 越需相鄰。

D_i ＝診療空間 i 與大樓出口動線距離(單位：公尺)。

R_x ＝診療機能與大樓出入口動線關係，若診療機能 x 設置位置需鄰近出入口時，R_x=1；反之，R_x=0。

n ＝表示診療機能或診療空間的數目。

i，j ＝表示診療空間指標。

x，y ＝表示診療機能指標。

上述問題之數學模型公式，其問題決策變數以二元值表示，由問題數學模型得到問題決策變數有 n^2 個（n：問題尺度），問題限制條件有 2n 式，由於問題限制條件為一對一的關係，因此問題有效合法解答有 n!種組合方式（n=28 解答組合有 28!種（10^{29}）合法組合方案），若以窮近搜索的方式逐一求得所有解答，可能需花費數十年的時間，方能求得所有解答，為有效處理此一問題，本研究擬以新穎類神經網路模型「自我學習神經網路」解此問題。本法應用上，具有在短時間求得最適解答的能力；且亦可同時處理多目標的問題，相較它法（如 Hopfield-Tank 神經網路、退火神經網路、基因演算法等）應用上更具通用性。

三、類神經網路模式應用

類神經網路 (Artificial Neural Network) 是利用大量簡單神經元所組合而成之複雜可計算的網路，用以模擬人腦思維過程的一種計算工具。目前類神經網路應用上，大致可分為四類型合監督式網路（Supervised learning network）、非監督式網路（Unsupervised learning network）、聯想式學習網路（Associate learning network）、最適化網路（Optimization application network）四種[6]；其中，最適化網路常用於求解組合最適化問題。以類神經網路解組合最適化問題最早由 Hopfield 和 Tank 於 1985 年共同提出的 Hopfield-Tank 神經網路（Hopfield, J. and Tank, D. W.），並有效運用在旅行推銷員問題（TSP）的求解，此網路的提出開啟類神經網路於組合最適化問題應用開端。此網路雖然具有收斂快速的特性，不過有時還是會使分析結果落入局部非法解；且應用上，仍僅侷限於單目標問題的探討，並無多目標組合最適化相關問題應用。

直到 1997 年楊淑舒提出自我學習神經網路 Self-Learning Neural Network：SLNN)，開啟最適化網路於多目標組合最適化問題一條新的途徑。其網路架構為兩階段式網路模式，透過有效的目標與限制條件分離，並結合神經元能量限制、能量壓縮及神經元修剪技術，使得以自最適化網路收斂率不佳的現象得以有效解決；而網路神經元的表達上，得以二維或多維的矩陣表示；而目標處理上，能處理單目標及多目標的問題。自我學習神經網路目前已開發出三種網路模型分別為二元型、實數型與混合型三種[7]，主要應用於組合最適化問題的求解。目前自我學習神經網路於組合最適化問題之應用，有營建工程物料配置最適化問題、山坡地開發決策問題、營建工程發包決策問題、營建工班配置問題、生力資源調配問題、人力資源指派問題、TSP 問題、N Queen 問題等[8、9、10、11]。

由於本文探討的醫院診療機能配置問題，其問題決策變數以二維矩陣構成，加上問題目標屬多目標型態，且問題數學模型屬於組合最適化問題，因此適合自我學習神經網路求解，但受制問題數學模型決策變數屬二元值（0 或 1），故建議以二元型自我學習神經網路解本研究探討

之「診療大樓多目標動態機能配置問題」。下列針對三個部分說明如何以元胞自我學習神經網路應用於本文探討的問題；

1.特徵能量運動方程建構；

2.演算流程建構；

3.範例演算說明。

3-1 特徵能量運動方程建構

問題特徵能量運動方程須滿足兩項要求：

1.目標方面：滿足目標 Z1、Z2、Z3。

2.限制條件方面：要求診療機能與診療空間爲一對一的關係。

爲滿足上述要求，必須建立四項特徵能量運動方程式。

特徵能量運動方程 E1：

$$E1_{xi}=\alpha\ (1-C^*_{xi}) \tag{8}$$

特徵能量運動方程 E2：

$$E2_{xi}=\beta\ (\sum_{y=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} V_{xi}V_{yj}A^*_{ij}B^*_{xy}) \tag{9}$$

特徵能量運動方程 E3：

$$E3_{xi}=\gamma\ (1-R^*_xD^*_i) \tag{10}$$

特徵能量運動方程 E4：

$$E4_{xi}=-\lambda\ [(\sum_{j=1}^{n} V_{xj}-1)+(\sum_{y=1}^{n} V_{yi}-1)] \tag{11}$$

將 $E1_{xi}$、$E2_{xi}$、$E3_{xi}$、$E4_{xi}$ 相加得到總特徵能量運動方程式 E_{xi}：

$$E_{xi}=\alpha\ (1-C^*_{xi})+\beta\ (\sum_{y=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} V_{xi}V_{yj}A^*_{ij}B^*_{xy})+$$

$$\gamma\ (1-R^*_xD^*_i)-\lambda\ [(\sum_{j=1}^{n} V_{xj}-1)+(\sum_{y=1}^{n} V_{yi}-1)] \tag{12}$$

其中：

V ＝表示神經元狀態變數。若 $V_{xi}=1$ 表示 x 機能配置於 i 的點；反之，$V_{xi}=0$ 則不配置。

C*、A*、B*、D*、R* ＝表示數值資料正規化處理，轉換爲 0.0~1.0 之間的數值。

α、β、γ、λ＝能量運動方程參數。

上述 E1 對應問題目標 Z1 爲一增益能量，E2 對應問題目標 Z2 爲一增益或抑制能量，E3 對應問題目標 Z3 爲一增益能量，E4 對應問題限制條件爲一增益或抑制能量。

3-2 演算流程建構

step(1.0)：資料轉換過程

step(1.1)：設定狀態變數矩陣 V 及能量矩陣 U

step(1.2)：非規化轉換數值資料

step(2.0)：網路學習過程

step(2.1)：設定網路參數 α_L、β_L、γ_L、λ_L、T_L(學習迭代次數)、U_{Lmax}(神經元能量上限)、U_{Lmin}(神經元能量下限)、U_{bound}(神經元臨界指標)

step(2.2)：計算能量運動方程式（t=0 ）

do until $t=T_L$

$t=t+1$ （x=1~n，i=1~n）

if $U_{xi}(t\text{-}1)\neq U_{bound}$ then $U_{xi}(t)=U_{xi}(t\text{-}1)+E_{xi}$

if $U_{xi}(t)>0$ then $V_{xi}(t)=1$ else $V_{xi}(t)=0$

if $U_{xi}(t)>U_{Lmax}$ then $U_{xi}(t)=U_{Lmax}$

if $U_{xi}(t)<U_{Lmin}$ then $U_{xi}(t)=U_{bound}$

loop

step(3.0)：網路回想過程

step(3.1)：設定網路參數 α_R、β_R、γ_R、λ_R、T_R(回想迭代次數)、U_{Rmax}(神經元能量上限)、U_{Rmin}(神經元能量下限)

step(3.2)：壓縮神經元能量值。

if $U_{xi}(t)\neq U_{bound}$ then （x=1~n，i=1~n）

if $U_{xi}(t)>0$ then $U_{xi}(t)=U_{xi}(t)\cdot(U_{Rmax}/U_{Lmax})$

if $U_{xi}(t)<0$ then $U_{xi}(t)=U_{xi}(t)\cdot(U_{Rmin}/U_{Lmin})$

end if

step(3.3)：計算能量運動方程式（t=0 ）

do until t=T_R

$t=t+1$ （x=1~n，i=1~n）

if $U_{xi}(t\text{-}1)\neq U_{bound}$ then $U_{xi}(t)=U_{xi}(t\text{-}1)+E_{xi}$

if $U_{xi}(t)>0$ then $V_{xi}(t)=1$ else $V_{xi}(t)=0$

if $U_{xi}(t)>U_{Rmax}$ then $U_{xi}(t)=U_{Rmax}$

if $U_{xi}(t)<U_{Rmin}$ then $U_{xi}(t)=U_{Rmin}$

判別合法解，儲存解答。

loop

step(4.0)：結束，並輸出解答。

以下針對網路演算過程，說明演算流程涵義：

1. step 1 主要功用在使問題量化資料非規化處理，使數值資料介於{0.0~1.0}之間，如此可控制網路參數設定的範圍。
2. 網路神經元狀態變數屬二元值（0或1），至於神經元狀態變數與能量值的改變，主要藉由階梯函數（step function）作爲兩者轉換的橋樑，亦即神經元能量值大於 0，則神經元狀態變數爲1；反之，爲0。
3. 網路執行採兩階段模式，網路學習與回想階段的差別，在於學習過程網路參數以目標參數爲

主，以建構最佳網路組態空間；而回想階段以限制條件爲主，使網路收斂，爲避免網路參數變換過程造成解答品質變差，因此網路學習階段有神經元修剪功能，如此即能控制解答搜索方向，並縮短網路回想迭代時間。

4.對於神經元能量計算，網路主要採非同步循序的方式改變，以加速網路學習。

3-3 範例演算說明

本範例爲單樓層診療機能配置問題，診療隔間分爲小型 3 間、中型 3 間及大型 1 間，如圖 1 所示。如今設計者配合業主需求，擬定 7 項診療機能，使得診療機能及診療空間爲一對一的關係，各機能之空間需求及機能相鄰需求，如表 1 所示，由於問題解析以數學模型爲主，因此需將問題相關資料予以量化處理。

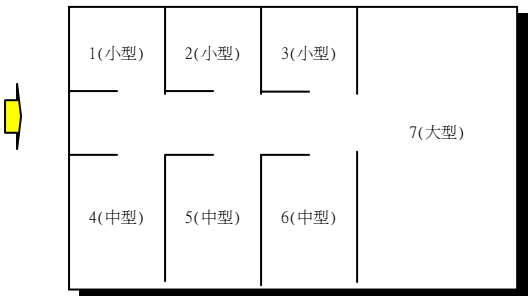

圖 1 診療空間平面配置圖

表 1 診療機能設計需求

編號	醫療科別（診療機能）	空間需求	必須鄰近某些機能編號	最好鄰近某些機能編號
1	內分泌及代謝科	小	---	2,5
2	胃腸內科	大	6	1,4,5
3	心臟內科	大	---	4,5,6
4	胸腔內科	中	---	2,3
5	腎臟內科	小	6	1,2,3
6	血液內科	小	2,5,7	3
7	免疫風濕科	小	6	---

對於目標 Z1 診療機能增額期望成本矩陣的建立，若空間需求屬小型，而面對小、中、大型空間時，其不當空間配置所引之增額成本設爲 0、25、50 萬元；若空間需求屬中型，而面對小、中、大型空間時，不當空間配置所引之增額成本分別爲 25、0、25 萬元；若空間需求屬大型，而面對小、中、大型空間時，不當空間配置所引之增額成本分別爲 50、25、0 萬元。例如內分泌及代謝科需要小型診療室，因此對應至各空間其不當配置所引之增額成本分別爲 0、0、0、25、25、25、50 萬元，如表 2 所示。

對於目標 Z2 診療空間關連矩陣之建立，若某空間與其它空間相鄰，則其關聯指標定爲 1.0；其餘關聯指標定爲 0.5。例如診療空間 1 與空間 2 爲牆線關聯，關聯指標可設爲 1.0；與空間 4 爲動線關聯，關聯指標亦設爲 1.0；其餘，次要關聯關聯強度設爲 0.5，如表 3 所示。

表 2 診療機能增額期望成本矩陣 C

機能＼空間	1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	25	25	25	50
2	50	50	50	25	25	25	0
3	50	50	50	25	25	25	0
4	25	25	25	0	0	0	25
5	0	0	0	25	25	25	50
6	0	0	0	25	25	25	50
7	0	0	0	25	25	25	50

表 3 診療空間關連矩陣 A

空間＼空間	1	2	3	4	5	6	7
1	0.0	1.0	0.5	1.0	0.5	0.5	0.5
2	1.0	0.0	1.0	0.5	1.0	0.5	0.5
3	0.5	1.0	0.0	0.5	0.5	1.0	1.0
4	1.0	0.5	0.5	0.0	1.0	0.5	0.5
5	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	1.0	0.5
6	0.5	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	1.0
7	0.5	0.5	1.0	0.5	0.5	1.0	0.0

對於目標 Z2 診療機能交互關係矩陣建立，若機能間為必要鄰近則機能間的關聯指標設為 10；若為儘量鄰近則關聯指標設為 5。例如胃腸內科與血液內科為必要相鄰，則指標設為 10，對於內分泌及代謝科、胸腔內科及腎臟內科為儘量鄰近，則指標設為 5；其餘，關聯指標設為 0，如表 4 所示。

對於目標 Z3 診療空間與出入口的動線距離以公尺表示，其中診療空間 1 及 4，距離出入口設為 10 公尺；診療空間 2 及 5 距離出入口設為 20 公尺；診療空間 3、6 及 7 距離出入口設為 30 公尺。另外，診療機能與出入口的關係為若機能需儘量靠近出入口，則出入口關聯指標設為 1（權重相同）；反之，設為 0。例如心臟內科需要儘量靠近出入口，因此關聯指標設為 1，如表 5 所示。

表 4 診療機能交互關係矩陣 B

機能＼機能	1	2	3	4	5	6	7
1	0	5	0	0	5	0	0
2	5	0	0	5	5	10	0
3	0	0	0	5	5	5	0
4	0	5	5	0	0	0	0
5	5	5	5	0	0	10	0
6	0	10	5	0	10	0	10
7	0	0	0	0	0	10	0

表 5 出入口與診療空間距離及診療機能關係

診療空間編號	出入口距離（公尺）	診療機能編號	出入口關聯（指標）
1	10	1	0
2	20	2	0
3	30	3	1
4	10	4	0
5	20	5	0
6	30	6	0
7	30	7	0

問題在經過量化處理後，將上述量化資料代入網路執行，首先將基本量化資料正規化處理為 0.0~1.0 之間的值，並設定網路執行參數；

網路學習參數：

α_L=2.5、β_L=1.5、γ_L=0.2、λ_L=1.0、T_L=10、

U_{Lmax}=10、U_{Lmin}=-10、U_{bound}=-100

網路回想參數：

α_R=0.2、β_R=0.1、γ_R=0.05、λ_R=1.0、T_R=50、

U_{Rmax}=5、U_{Rmin}=-5

將上述參數資料代入網路執行，直到網路迭代結束為止。於網路在回想迭代為 29 次時，網路收斂（在 50 次網路回想迭代中，網路收斂 8 次）。此時網路神經元狀態變數矩陣及神經元能量矩陣如表 6、7 所示。

表 6 神經元狀態變數矩陣 *V*（T_R=29）

機能＼空間	1	2	3	4	5	6	7
1	0	1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	0
5	0	0	1	0	0	0	0
6	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	1	0	0

表 7 神經元能量矩陣 *U*（T_R=29）

機能＼空間	1	2	3	4	5	6	7
1	-1.1	1.1	-1.5	-100	-100	-100	-100
2	-100	-100	-100	-0.1	-1.4	-1.3	5.0
3	-100	-100	-100	1.1	-0.3	-100	-0.9
4	-100	-100	-4.9	-0.5	-3.6	2.8	-100
5	-3.8	-2.1	3.5	-100	-100	-100	-100
6	2.1	-4.2	-1.5	-100	-100	-2.5	-100
7	-4.8	-0.4	-4.8	-2.2	0.3	-4.4	-100

表 8 爲網路回想迭代 29 次收斂之問題合法解答，其中 Z1 及 Z3 得到最佳解，而 Z2 爲次佳解。診療機能最適配置方案如圖 2 所示，由圖 2 與表 1 相互比較，發現圖 2 的配置，大致能符合表 1 的需求。

表 8 合法解答之各目標值

診療機能編號	診療空間編號	目標 Z1 (萬元)	目標 Z2 (指標)	目標 Z3 (公尺)
1	2	0	7.5	0
2	7	0	17.5	0
3	4	25	10	10
4	6	0	7.5	0
5	3	0	17.5	0
6	1	0	20	0
7	5	25	5	0
總　和		50	85	10

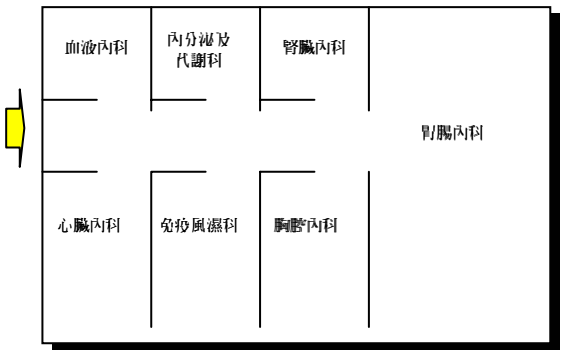

圖 2 診療機能平面配置圖（合法解）

四、個案測試結果與網路參數設定

本節以醫院診療大樓建築機能配置問題作爲個案探討。

4-1 個案應用

本案爲醫院診療大樓建築機能配置問題，今擬以現有大樓空間進行診療機能配置。診療大樓樓層數四層，各層空間配置格局相同，每層有三間小型診療室、三間中型診療室及一間大型診療室，計有二十八間診療空間，如圖 3 所示；爲滿足診療機能與診療空間爲一對一的關係，因此設計者配合業主需求擬定 28 項建築機能進行配置，各診療機能需求如表 9 所示，包含診療空間需求、樓層限制及機能關聯等。以下說明問題量化資料的建立：

1.診療機能增額期望成本矩陣建立（C）

如表 9 所示，當空間需求爲「小型」者，當空間爲小型、中型及大型之診療空間時，診療空間增額期望成本爲 0、25 及 50 萬元；空間需求爲「中型」者，當空間爲小型、中型及大型診療空間時，診療室增額期望成本爲 25、0 及 25 萬元；空間需求爲「大型」者，當空間爲小型、中型及大型診療空間時，診療空間增額期望成本爲 50、25 及 0 萬元；另外，當診療機能限制不得配置於某樓層時，該樓層增額期望成本設爲 50 萬。

2.診療空間關聯矩陣建立（A）

如表 10 所示，診療空間位於同樓層且與其它診療空間爲牆線或診療空間出入口關係，則指標設爲 1；其餘設爲 0.5；若爲不同樓層關係，則診療空間關聯指標設爲 0。

3.診療機能交互關係矩陣建立（B）

如表 9 所示，若二個診療機能關係爲「必須鄰近」時，診療機能指標設爲 10；爲「最好鄰近」時，指標設爲 5；爲「無關係」時，指標爲 0；爲「必須遠離」時，指標爲-10。

4.診療空間與大樓出口動線距離建立（D）

表 9 綜合醫院診療大樓診療機能設計需求

編號	醫療科別（診療機能）	空間需求	樓層限制	心須鄰近某些機能編號	盡量鄰近某些機能編號	心須遠離某些機能編號
1	內分泌及代謝科	小	---	14	2,5,15,16	---
2	胃腸內科	大	---	6,9	1,4,5,11,16,27	---
3	心臟內科	大	---	19	4,5,6,10	---
4	胸腔內科	中	---	19	2,3,9	---
5	腎臟內科	小	---	6,23	1,2,3,8,9,15,16,19	---
6	血液內科	小	---	2,5,7,19	3,8	---
7	免疫風濕科	小	---	6,8	10,21,28	---
8	感染病學科	小	1~3 樓	7	5,6,10,16,23,24	11,17,21
9	一般內科	小	2~4 樓	2,27	4,5,23,24	---
10	復健科	小	2~4 樓	20	3,7,8,12,18,21,26,27	11,17
11	小兒科	大	3~4 樓	15,17	2,24,25,27	8,10,18
12	骨科	大	---	20	10,21,25,26	20,28
13	眼科	中	---	---	20,26	---
14	神經內科	中	---	1,18,26	---	---
15	婦產科	中	2~4 樓	11,17	1,5,23,27	28
16	皮膚科	中	---	20	1,2,5,8,23,24,26	---
17	小兒外科	小	---	11,15	21,27	8,10,20,28
18	神經科	小	1~3 樓	14,26	10,27	11,20
19	胸腔心臟血管外科	小	---	3,4,6	5,21	---
20	整型外科	中	1~2 樓	10,12,16	13,21,25	11,17,18,27
21	一般外科	小	---	---	7,10,12,17,19,20,22,23,24,26,27	8
22	直腸外科	小	---	---	21,23	---
23	泌尿科	小	---	5	8,9,15,16,21,22,27	---
24	耳鼻喉科	中	---	---	8,9,11,16,21,27	---
25	牙科	小	3~4 樓	---	11,12,20,26	---
26	神經外科	小	---	14,18	10,12,13,16,21,25	---
27	家庭醫學科	小	2~4 樓	9	18,21,23,24	20
28	放射腫瘤科	小	1~3 樓	---	7	11,15,17

表 10 醫院大樓診療空間關連指標（以一樓爲例）

	1(小型)	2(小型)	3(小型)	4(中型)	5(中型)	6(中型)	7(大型)
1(小型)	0.0	1.0	0.5	1.0	0.5	0.5	0.5
2(小型)	1.0	0.0	1.0	0.5	1.0	0.5	0.5
3(小型)	0.5	1.0	0.0	0.5	0.5	1.0	1.0
4(中型)	1.0	0.5	0.5	0.0	1.0	0.5	0.5
5(中型)	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	1.0	0.5
6(中型)	0.5	0.5	1.0	0.5	1.0	0.0	1.0
7(大型)	0.5	0.5	1.0	0.5	0.5	1.0	0.0

由表 11 得到同樓層診療空間對於入樓出入口的動線距離分為 3 種，其間差異為 10 公尺，離入樓出入口越遠，則距離愈大；對於入樓層間距離的擬定方面，為有效突顯層間移動的不便性，故本文設單樓層之最大距離值為 30 公尺，以突顯層間差異性。

表 11 診療空間與動線距離及診療機能與出入口關聯指標

診療編號	出入口距離	出入口關聯性	診療編號	出入口距離	出入口關聯性	診療編號	出入口距離	出入口關聯性	診療編號	出入口距離	出入口關聯性
1	10	0	8	40	0	15	70	1	22	100	0
2	20	0	9	50	1	16	80	0	23	110	0
3	30	1	10	60	1	17	90	1	24	120	0
4	10	0	11	40	1	18	70	0	25	100	0
5	20	0	12	50	1	19	80	0	26	110	0
6	30	0	13	60	0	20	90	0	27	120	1
7	30	0	14	60	0	21	90	0	28	120	0

註：1.診療編號：係指診療空間或診療機能編號。

2.出入口距離：表示診療空間離出入口動線距離(單位：公尺)。

3.機能對於出入口的關連性，若有相關則設為 1；反之，設為 0(單位：無)。

5.診療機能與入樓出入口動線關係建立（R）

如表 11 所示，若診療機能希望接近入樓出入口，則關聯值設為 1（設機能對低層出入口的關連權重為定值）；反之，若無此需求關聯值設為 0。

由問題量化資料建立完成後，將資料代入網路執行，網路基本參數設定建議如下。

網路學習參數：α_L=1.5、β_L=2.5、γ_L=1.0、λ_L=1.0、T_L=10、U_{Lmax}=10、U_{Lmin}=-10、U_{bound}=-100

網路回想參數：

α_R=0.05、β_R=0.1、γ_R=0.2、λ_R=1.0、T_R=500、

U_{Rmax}=5、U_{Rmin}=-5

表 12 之網路不同參數模擬，表示由固定基本參數條件下，個別調整不同參數的值，藉以判別參數對解答的影響，各目標解答以平均值表示。為使解答有比較的依據，由此本文以隨機方式（透過隨機亂數選取，依序產生滿足問題數學模型之限制條件公式（4）~（7）的合法解答稱之。），產生 100、1,000、10,000 組三種合法解作比較，結果如表 13 所示，其中目標 Z1 解答平均值改善幅度為 78.8%~78.9%之間；目標 Z2 解答平均值改善幅度為 31.9%~50.6%之間；目標 Z3 解答平均值改善幅度為 46.1%~47.0%之間。由上述數據證明本法具解決多目標機能配置問題的能力；另一方面也瞭解藉由高效率演算工具進行問題解析，所得結果經由使用者進行決策時，相對產生或取決策的機會也會大幅降低。

表 14 為表 12 所有合法解答中，最適解答之一。其中目標 Z1 為 125 萬元、目標 Z2 為 280、目標 Z3 為 280 公尺，圖 4 為上述最適診療機能平面配置圖，將表 9 與表 14 及圖 4 作比較得到以下結果。目標 Z1 因業主需求小型空間 17 間、中型空間 7 間及大型空間 4 間，但實際提供之小型空間 12 間、中型空間 12 間及大型空間 4 間，因此兩者比較下，業主需求多出不平衡的 5 間小型空間，勢必放置於中型空間，就量化資料而言，目標 Z1 所產之最低期望增額成本總計算為 125 萬元，而表 14 的解答，目標 Z1 為 125 萬元，因此配置方案滿足問題配置需求；目標

Z2 因診療機能交互指標及診療空間關聯指標兩者交互關係複雜，因此無法以計算方式確定可能之最大指標值，但仍可由表 9 的染色體需求與圖 4 診療機能最適配置方案作比較，大致能滿足問題關連需求；目標 Z3 因染色體對於鄰靠近大樓低層出入口需求的診療機能計有 8 項，若與診療空間相對應，總計算總體最短診療機能動線距離爲 160 公尺（有動線需求之機能最短應爲 40 公尺），但表 14 的解答，目標 Z3 爲 280 公尺，除小兒科（60 公尺>40 公尺）與骨科（90 公尺>40 公尺）配置的位置離大樓低層出入口較遠外，其餘滿足問題動線需求。由上述結果得到，當問題同時面臨多個目標時，會有目標間衝突的現象發生，但很明顯的本法能有效降低目標間的衝突現象。

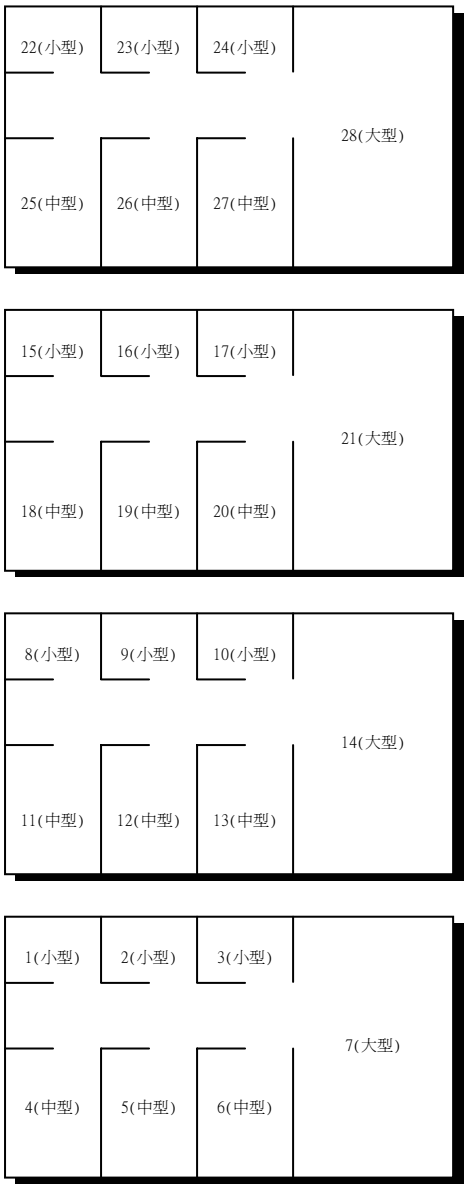

圖 3 醫院診療大樓診療空間圖（含編號、型式）

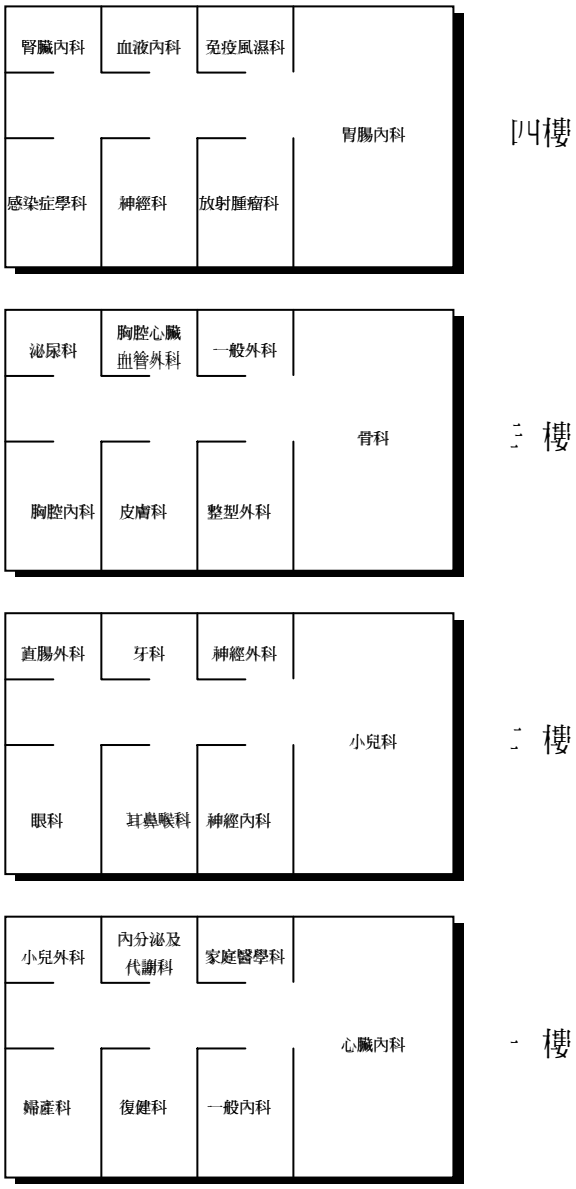

圖 4 醫院診療大樓最適空間圖配置（含法解）

4-2 網路參數設定

以上九型自我學習神經網路解多目標診療機能配置問題時，由於網路參數設定爲隨問題不同變化，因此並無系統化依據可供參考，通常以試誤法求得一組最適解答，再以此參數作爲基本參數，求取更好的解答（然因問題量化資料已被作規化處理，因此最適參數組合不難求得），以下針對表 12 說明參數設定對解答品質的影響：

1.網路學習過程著重於目標參數設定，因此 α_L、β_L 及 γ_L 應設爲較大的值，由此建議 α_L 設爲 1.5、β_L 設爲 2.5、γ_L 設爲 1.0。

2.網路回想過程著重於限制條件參數設定，因此 α_R、β_R 及 γ_R 應設爲較小的值，由此建議 α_R 設爲 0.05、β_R 設爲 0.1、γ_R 設爲 0.2。

3.爲避免過多參數設定，本研究將限制條件參數 λ_L、λ_R 設爲 1.0，此舉並不影響網路收斂。

4.網路學習迭代次數（T_L）過多，會因神經元修剪過多會造成無解，由此建議爲 10 次。

5.網路回想迭代次數（T_R）設定過少，會造成網路無法收斂，回想次數過多會造成時間的浪費，但相對可能求得更好的解答。

6.至於參數 U_{Lmax} 及 U_{Lmin} 對解答影響不大，但有助於網路神經元修剪，加速網路執行，建議設爲±10；U_{Rmax} 及 U_{Rmin} 對網路收斂具有一定功能，由此建議設爲±5。

表 12 不同參數組合下醫院診療大樓診療機能配置解答

α_L	α_R	β_L	β_R	γ_L	γ_R	T_L（次）	T_R（次）	合法解數	Z1 解答平均值	Z2 解答平均值	Z3 解答平均值	執行時間
1.0	0.05	2.5	0.1	1.0	0.2	10	500	37	175 萬元	251	257 公尺	81 秒
1.5								3	125 萬元	280	280 公尺	81 秒
2.0								16	175 萬元	310	270 公尺	81 秒
1.5	0.1	2.5	0.1	1.0	0.2	10	500	17	125 萬元	235	320 公尺	81 秒
	0.15							1	125 萬元	240	310 公尺	81 秒
	0.2							N.A	N.A	N.A	N.A	81 秒
1.5	0.05	1.5	0.1	1.0	0.2	10	500	15	172 萬元	234	245 公尺	81 秒
		2.0						28	147 萬元	221	286 公尺	81 秒
		3.0						20	125 萬元	215	280 公尺	81 秒
1.5	0.05	2.5	0.05	1.0	0.2	10	500	66	173 萬元	204	224 公尺	81 秒
			0.15					1	125 萬元	195	320 公尺	81 秒
			0.2					53	175 萬元	290	240 公尺	81 秒
1.5	0.05	2.5	0.1	0.5	0.2	10	500	42	175 萬元	220	270 公尺	81 秒
				1.5				63	175 萬元	220	310 公尺	81 秒
				2.0				55	175 萬元	280	350 公尺	81 秒
1.5	0.05	2.5	0.1	1.0	0.1	10	500	98	125 萬元	225	320 公尺	81 秒
					0.15			37	132 萬元	213	300 公尺	81 秒
					0.2			3	125 萬元	280	280 公尺	81 秒
1.5	0.05	2.5	0.1	1.0	0.2	20	500	19	125 萬元	215	280 公尺	78 秒
						30		44	125 萬元	240	290 公尺	76 秒
						50		N.A	N.A	N.A	N.A	73 秒
1.5	0.05	2.5	0.1	1.0	0.2	10	100	1	125 萬元	280	280 公尺	30 秒
							300	3	125 萬元	280	280 公尺	57 秒
							1000	25	169 萬元	324	244 公尺	131 秒

註：1.合法解數表示該組參數組合下總體解答數目，即含重覆解答。

2.N.A：表示網路無法收斂（無解）。

3.網路收斂率爲 91.6%。

表 13 醫院診療大樓避難機能配置問題方法比較

方法 / 解答	隨機搜索 (1)	隨機搜索 (2)	隨機搜索 (3)	自我學習神經網路 (4)	相對誤差 |【(1)-(4)】/(1)|*100%	相對誤差 |【(2)-(4)】/(2)|*100%	相對誤差 |【(3)-(4)】/(3)|*100%
Z1 解答平均值	738 萬元	734 萬元	732 萬元	155 萬元	78.9%	78.8%	78.8%
Z1 標準差	86 萬元	85 萬元	86 萬元	24 萬元	72.0%	71.7%	72.0%
Z2 解答平均值	158	161	162	238	50.6%	32.3%	31.9%
Z2 標準差	36	34	34	34	5.5%	0%	0%
Z3 解答平均值	524 公尺	528 公尺	532 公尺	282 公尺	46.1%	46.5%	47.0%
Z3 標準差	84 公尺	85 公尺	84 公尺	45 公尺	46.4%	47.0%	46.4%
執行時間	6 秒	50 秒	505 秒	N.A	N.A		

註：1.隨機搜索(1)：爲隨機選取 100 個合法方案的解答。

2.隨機搜索(2)：爲隨機選取 1,000 個合法方案的解答。

3.隨機搜索(3)：爲隨機選取 10,000 個合法方案的解答。

4.自我學習神經網路爲表 12 所有解答(共 647 組合法解)之平均值及標準差。

表 14 醫院診療大樓診療機能最適配置解答之一 (Z1：125 萬元、Z2：280、Z3：280 公尺)

診療機能編號	診療空間編號	目標 Z1 (萬元)	目標 Z2 (指標)	目標 Z3 (公尺)	診療機能編號	診療空間編號	目標 Z1 (萬元)	目標 Z2 (指標)	目標 Z3 (公尺)
1	2	0	2.5	0	15	4	0	15	10
2	28	0	7.5	0	16	19	0	12.5	0
3	7	0	2.5	30	17	1	0	7.5	10
4	18	0	5	0	18	26	25	0	0
5	22	0	17.5	0	19	16	0	10	0
6	23	0	27.5	0	20	20	0	25	0
7	24	0	20	0	21	17	0	17.5	0
8	25	25	12.5	0	22	8	0	0	0
9	6	25	10	30	23	15	0	5	0
10	5	25	0	20	24	12	0	2.5	0
11	14	0	5	60	25	9	0	7.5	0
12	21	0	15	90	26	10	0	17.5	0
13	11	0	2.5	0	27	3	0	17.5	0
14	13	0	10	0	28	27	25	5	30

五、結論與建議

本研究以類神經網路解「醫院診療大樓多目標避難機能配置問題」，透過驗證得到本方法能處理本研究探討的問題，以提出未來設計者進行避難規劃過程，一項新的電腦輔助規劃工具。此外，本研究嘗試將部份硬性限制條件（例如避難機能面對空間需求，若空間數量限制下，並不一定能滿足所有空間需求，若執意要滿足問題限制條件，則會造成無解現象，因此將問題轉換爲懲罰之最佳化目標），轉換爲軟性目標，如此可避免求解過程出現無解的現象發生，這是在最適化問題應用過程，相當重要的資訊轉換觀念。未來應用上，對於各項機能指標權重的設定，應視使用者的需求，逐一反覆調整，以達到實際使用者之需求。

本研究雖然僅以醫院避難機能作爲探討對象，但由於問題模型具有通用性質，因此未來應用上，並不侷限於醫院避難機能配置問題。近年來，由於社會快速成長避難型態逐漸邁向大型化，相對所需配置避難機能也明顯增加，由於考慮大型避難機能配置問題，並不太合適腦力激盪的方式處理，故本研究提出的模式，未來可於大型空間住宅設計、辦公室機能配置、大型量販市場規劃、都市更新避難機能配置、坡地社區開發決策、新市鎮鎮規劃等大型避難機能配置問題運用，作一輔助參考之用。

參考文獻

1.邱茂林，1996、03，"電腦輔助建築設計之研究探討"，建築學報 16 期，pp. 115~128，台北。

2.王敏順，1997、06，"多目標規劃方法對建築平面之分析"，建築學報 21 期，pp. 91~100，台北。

3.葉怡成，1994、11，"以類神經網路方法作建築設計"，第七屆建築研究成果發表會論文集，pp. 275~280，文化大學，台北。

4.許志義，1994，多目標決策，五南圖書出版公司，台北。

5.謝潮儀，1983，計量方法與都市土地使用模型，茂榮圖書公司，台北。

6.葉怡成，1993，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司，台北。

7.楊斯舊，1997、06，"類神經網路在營建管理科學上的應用"，中華大學土木工程研究所碩士論文，新竹。

8.楊斯舊、葉怡成，1997、10，"以類神經網路作營建工程物料配置最適化之研究"，八十六年電子計算機於土木水利工程應用研討會論文集，pp. 319-330，交通大學，新竹。

9.楊斯舊、葉怡成，1998、01，"類神經網路於多目標山坡地開發決策之研究-以大學校園規劃系統為例"，第八屆都市發展與管理研討會論文集，第四組 B 篇，中山大學，高雄。

10.楊斯舊、呂淑鈴，1999、11，"以類神經網路解 N 點旅行問題"，第四屆人工智慧研討會論文集，pp. 214~219，大葉大學，彰化。

11.楊斯舊、呂淑鈴，1999、11，"類神經網路於最佳 N 點旅行問題應用之研究"，第四屆人工智慧研討會論文集，pp. 220~225，大葉大學，彰化。

12.Bammi, D., 1979, "Development of comprehensive land use plan by mean of a multiple objective mathematical programming model"，Interfaces，Vol. 9, No. 2, pp. 50~63.

13.Barber, G. M., 1976, "Land-use plan design via interactive multiple-objective programming"，Environment and Planning, Vol. 8, pp. 625 ~636.

14.Brotchie, J. F., 1978, "A new approach to urban modeling"，Management Science, Vol. 24, No. 16, pp. 1753~1758.

15.Brotchie, J. F., J. W. Dickey, and R. Sharpe, 1980, TOPAZ-General planning technique and its applications at the regional, urban, and facility planning levels.

16.Goicoechea, A. et al., "Multi-objective Decision Analysis with Engineering and Business Applications", 1982.

17.Hopfield, J. and Tank, D. W., "Neural Computations of Decisions in Optimization Problem", *Biological Cybernetics*, Vol. 51, 1985, pp. 141-152.

18.Kosko, B., 1988, "Bidirectional Associative Memories"，IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol. 18, pp. 49~60.

19.Stein, J. & Cohen, C., 1976, "Multi-purpose Optimization System User's Guide" ，Version 3, Northwestern University, Evanston, IL.

The Optimal Study of Using Self-Learning Neural Network in Multi-Objective Architectural Function Layout

Ping-Tsang Yang* Ming-Yang Shan** I-Cheng Yeh***

* Department of Civil Engineering, Cheng Shiu Institute of Technology.
e-mail:yanglu@cc.csit.edu.tw

** Department of Civil Engineering, Cheng Shiu Institute of Technology.
e-mail:smy@civil.csit.edu.tw

*** Department of Civil Engineering, Chung-Hua University
e-mail:icyeh@chu.edu.tw

(Date Received : April 27,2001 ; Date Accepted : August 26,2002)

Abstract

This research is intended to formulate the problem of architectural function layout on the optimal problem of multi-objective combination and takes “Multi-Objective Architectural Function Layout of Comprehensive Hospital Building” as a case study. Because of its multi-objective and combining explosive characteristics, the problem is solved by using 2-type self-learning neural network in this study. The random researching method is applied in resolving the problem and the results are also made comparison with the solution-quality and solving-efficiency. It is found that the testing results of self-learning neural network are superior to those of random researching method. The proposed result is useful for its application on architectural planning in the further.

Keywords:Architectural Function Layout, Multi-Objective Problem, Self-Learning Neural Network