



# 行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

## 自組紋理辨識技術在遙測影像處理之應用

### Self-organized Texture Identification for Remote Sensing Images

計畫編號：NSC 89-2213-E-034-005

執行期限：89年8月1日至90年7月31日

主持人：戴文彬 中國文化大學資訊科學系助理教授

#### 一、中文摘要

本計畫針對紋理辨識問題，提出一個新的自組類神經網路模式(Self-Organizing Network)，研究紋理特徵的選取、與歸類辨識模型的設計等主題，做相關理論推導以及技術發展之研究，以實際建立有效之應用系統。

在這個新推導的自組類神經網路模式中，有效地同時解決了紋理辨識所涉主要兩種技術：影像中紋理的特徵值的擷取(Feature Extraction)、以及紋理特徵的歸類辨識模型(Texture Identification)。這一新模式能依照資料特性，讓選取特徵向量的選取隨主要的資料分佈自適調整，使得紋理特徵具有代表性，並讓紋理特徵得以作適當的維度縮減(Dimension Reduction)。透過這個自組學習模型找出取樣特徵間的關係，將紋理特徵作歸類分析(Clustering)，可以計算輸入向量與紋理特徵間相像表示度之度量函數。這個度量函數讓不同類型的紋理具有可區隔性，顯示著歸類的有效結果，使得辨識方法能根據此，找到與輸入向量最相像的紋理特徵代表值，讓紋理辨識時達到最好的效果以及效率。

本計畫中特別以遙測(Remote Sensing)影像資料為應用的研究重點，建立其中的相關的實際應用。

**關鍵詞：**紋理辨識、類神經網路、自我組織、遙測

#### Abstract

In this project, we propose a new neural network model for the texture identification.

We focus on investigation of the texture features and exploration the relationships among the features. A novel self-organizing network model is devised and developed to solve the problems. This model utilizes weight adaptation and self-organization to find the clustering components as the texture features. The learned clustering components correspond to the distribution of the texture vectors. With them, the problem of texture description and classification can be solved.

Based on the model, applications for texture identification are established. The problems for remote-sensing applications, such as classification and segmentation, are solved. We simulate texture analysis tasks with remote-sensing images of Taipei region. The simulation results have show that the proposed model improves the effectiveness for texture identification.

**Keywords:** Texture Identification, Neural Networks, Self-Organization, Remote Sensing.

#### 二、計劃緣由與目的

紋理(Texture)在影像處理上，是個重要的資訊，代表著物件所表現出的視覺特徵，類似的物件會具有相似紋理，且具有不變易的特性。運用紋理分析便能分出不同的物件特徵，在配合紋理辨識(Texture Identification)處理後，便能了解影像中所含的資訊。因此紋理辨別在各領域，包含遙測影像、醫學影像、生物特徵影像以及多媒體影像，都有著極廣泛的應用。紋理辨識技術主要包括兩方面：一為影像中紋理

的特徵值的擷取；一為紋理特徵的歸類辨識模型。

紋理特徵值的擷取，是用來得到代表紋理間相似、相異特性的適當表示值。有關影像中紋理的特徵值擷取的研究，部分研究方法是由影像處理方式計算出紋理特徵[1][2]；部分研究方法利用高階統計的方式，如[3][4][5]；目前大部分研究利用碎形理論來擷取紋理的碎形維數(由 Pattland [6] 所提出)，作為紋理特徵的代表值。

在紋理辨識模型的設計研究方面，如 [7]~[11]，各種方法不同，所得的分析結果也各有不同。

然而，有關紋理特徵的選取，特定的特徵選取方式會導致紋理特徵代表性降低，使得歸類辨識也會失去功效。如何隨資料特性讓特徵選取結果也隨之自適調整，使得紋理特徵具有代表性，將是一研究重點。另一方面，如何設計辨識模型，結合紋理特徵選取與歸類辨識處理，使得紋理特徵辨識更具效力，也是研究的重點。這些問題(紋理特徵的選取、與歸類辨識模型的設計研究)對於紋理辨識結果有著重要的影響。在本計畫中，針對這兩個重要的主題進行研究，提出一個新的類神經網路模式(Neural Networks)，並實際建立有效之應用系統。

以往類神經網路學習模式在遙測影像紋理辨識的研究，則是主要分為 Supervised Learning 與 Unsupervised Learning 兩類，如 [11]~[16] 等。其中以 Unsupervised Learning 方法較適合來做紋理辨識應用。

### 三、研究方法與結果

本計畫之研究主題與結果，主要包括三方面，分別為：1. 影像中紋理的特徵值的擷取。2. 紋理特徵的自組歸類辨識模型。3. 自組辨識技術在遙測影像處理之應用。

針對前兩類問題，本計劃提出一個新的自組類神經網路模式(Self-Organizing Network)，使得特徵選取透過自適調整的方式，找到最合適的紋理特徵值，並能依據這些歸類特徵值做出歸類分析，以解決特徵辨識問題。結果顯示此一模型有效解決紋理特徵辨識問題。

### 3.1 紋理特徵擷取

針對不同型態的紋理，我們提出綜合的特徵值擷取方法：考量資料分佈等特性，找出主要的叢集成分，使得不同的紋理特徵值可以得到有效計算度量。因此在應用時就能用這些紋理特徵值來描述紋理資料。此外，也要考慮當此紋理特徵值能讓不同類型的紋理具有可區隔性，如此才能在辨識時達到最好的效果。

紋理特徵擷取的方式如下：假設原始的紋理資料向量，為一  $n$  維分佈的向量  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]'$ ，主要的叢集成分為  $m$  個  $n$  維向量  $\{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m\}$ ，則我們可以計算紋理資料分別與這些成分的內積結果  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_m]'$ ，其中

$$u_i = \mathbf{w}_i' \mathbf{x} = \sum_j w_{ij} x_j$$

作為紋理資料向量  $\mathbf{x}$  與主要叢集成分向量  $\{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m\}$  間的相像結果之計算。

我們導入一個相像結果的轉換計算向量  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]'$ ，其中

$$y_i = u_i / r_i$$

而  $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_m]'$

$$r_i = \frac{u_i^2}{\sum_j u_j^2}$$

也就是  $\mathbf{y} = \mathbf{u}' \mathbf{r}$ 。

在此我們設計一計算輸入紋理向量與主要叢集成分向量間相像表示度之度量函數  $E$ ，

$$E = \sum_x \mathbf{x}' \sum_i y_i \mathbf{w}_i$$

這個度量函數能計算顯示出各類型的紋理資料的總體歸類結果。因此針對不同類型的紋理資料，我們找到與輸入向量最相像的紋理特徵代表值，讓這個度量函數值降低，便能做到有效的紋理辨識。

### 3.2 自組類神經網路學習模式

當計算出紋理特徵後，如何建立一個分類模型，以分析出紋理特徵之間的群集特性與差異性關係，是一重要的研究重點。由於特徵值擷取隨著影像紋理分佈不同也有所變化，採用學習模型來求得資料

的歸類結果，會是很好的解法。

針對在大量紋理特徵資料下，如何採用非監督式學習法來解決特徵歸類問題，本計劃提出一個新推導的自組網路學習模式(Self-Organizing Network, 見圖 1)，透過自組學習方法找出取樣特徵間的關係。

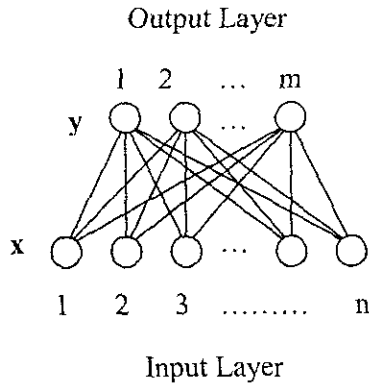


圖 1. The model.

這個學習模式先計算出紋理資料向量  $x$  在各參考叢集成分向量  $\{w_1, w_2, \dots, w_m\}$  間的內積結果  $u$ ，以及轉換結果  $y$ 。這個對應轉換結果包含著紋理向量在資料分佈的有效成分表示。由於成分表示結果能表現原本資料特性，因此能做為紋理特徵值。此外，由於轉換向量  $y$  的維度較紋理資料向量  $x$  的維度低，因而能讓紋理特徵得以作適當的維度縮減(Dimension Reduction)效果。

為使紋理特徵值的運算結果，具有分佈代表性，叢集成分向量  $\{w_1, w_2, \dots, w_m\}$  必須要能夠反映紋理資料的分佈特性，作適當自組調適(Self-Organizing Adaptation)。自組調適的方式如下：

$$w_i = w_i + \Delta w_i$$

其中

$$\Delta w_{ij} \propto \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

而

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = 4y_i x_j - \frac{2Eu_i x_j}{\|u\|^2}$$

經整理後

$$\Delta w_i \propto 2r_i u_i x - \|r\|^2 u_i x$$

因此，導出叢集成分向量  $\{w_1, w_2, \dots, w_m\}$  的自組調適演算法如下

$$w_i = w_i + \dot{a}(2r_i - \|r\|^2)u_i x$$

利用這一自組調適的計算方式，找出具代表性的叢集成分向量，在不失一般性的情況下，我們可以設定其正規化結果，以計算最佳的結果。

求出最適叢集成分向量  $\{w_1, w_2, \dots, w_m\}$  後，針對未知紋理資料向量  $x$ ，可以設計出資料的 encode/decode 轉換處理，encode 方法為

$$y = u' r$$

$$u_i = w_i' x = \sum_j w_{ij} x_j$$

$$r_i = \frac{u_i^2}{\sum_j u_j^2}$$

結果為一個  $m$  維向量。另一方面，相對應的 encode 方法則為

$$x' = \sum_i y_i w_i$$

利用此一資料 encode/decode 轉換處理，能擷取得到資料特徵值，資料的分類以及辨識等問題，將能得以有效解決。

### 3.3 遙測影像紋理辨識之應用

為了實際建立有效之應用系統，展現此一模型的效能，本計畫以遙測影像資料為研究重點，發展其中的相關技術，以作為其他應用的基礎(如：Classification、Spatial Segmentation 等)。遙測影像資料的為 SPOT 4 台北區域單波段(Mono-spectral)衛星影像[17]，如圖 2。最後所得的結果，能作為研究遙測影像紋理辨識的參考。

在本報告中，我們呈現遙測影像紋理特徵擷取以及識別的模擬範例。對於衛星影像圖 2，我們每次從 360 x 360 的 8-bit 灰階圖中，均等取樣出 8 x 8 的遙測影像區塊，作為 8 個神經元的自組演算模式的輸入向量，用以作為叢集成分向量的調適訓練輸入。

經過自組學習演算後，所得到的結果為 8 個 64 維的叢集成分向量。將這 8 個向量以 8 x 8 的單位影像圖繪出，其結果顯示如圖 3。

最後我們用這 8 個學習到的叢集成分向量，計算輸入向量與其間之轉換結果，便能擷取到 8 維的輸入特徵值。利用特徵值轉換結果，便能計算相近資料向量，重建出影像圖，其結果顯示在圖 4。

利用此一特徵擷取方法，讓相關的紋理處理應用達到最好的效果。

#### 四、結論與討論

在這個新模型中，我們定義資料代表的有效度，設定其度量函數，推導最佳化模型。如此，結合紋理特徵選取與歸類辨識處理在同一模型運算之中，解決了大部分方法中的缺點，將使得紋理特徵辨識更具效能。

#### 五、計畫成果自評

本計畫完成推導新的自組類神經網路模型解決紋理辨識問題，並建立遙測影像之紋理辨識技術及應用，相關的結果顯示其效能得到驗證。對學術研究之貢獻包括：1. 推導新的類神經網路學習模型。2. 紋理特徵擷取、紋理辨識的研究。3. 遙測影像之紋理辨識的研究。計畫的結果具有實際價值，可提供相關學術研究參考。

有關後續研究方面，這個新模型能擴展至其他的問題的解決，有進一步探討的必要。其分析方法與類神經網路模型中的 [18][19] 等模型較相近，將作為本計畫日後的延續研究。

總體而言，本計畫完成一定的研究成果，相關成果已在(或即將在)研討會或期刊上發表。

#### 六、參考文獻

- [1] Fogel, I. and Sagi, D., "Gabor Filters as Texture Discriminator," *Biological Cybernetics*, vol.61, pp.103-113, 1989.
- [2] Mallat, S.G., "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.11, pp.674-693, 1989.
- [3] Haralick, R.M., "Statistical and Structural Approaches to Texture," *Proc. Of the IEEE*, vol. 67, pp.786-804, 1979.
- [4] Chellappa, R. and Chatterjee, S., "Classification of Texture using Gaussian Markov Random Fields," *IEEE Trans. Acoustics Speech and Signal Processing*, vol.33, pp.959-963, 1985.
- [5] Derin, H. and Elliot, H., "Modelling and Segmentation of Noisy and Textured Images Using Gibbs Random Fields," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.9, pp.39-55, 1987.
- [6] Pentland, A., "Fractal-based Description of Natural Scenes," *Proc. of IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition '83*, Arlington, VA, July 1983.
- [7] Haralick, R.M., Shanmugan, K., and Dinstein, I., "Texture for Image Classification," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol.3, pp.610-621, 1973.
- [8] Lu, S.Y., and Fu, K.S., "A syntactic Approach to Texture Analysis," *Comp. Graph. And Image Proc.*, vol.7, pp.303-330, 1978.
- [9] Yamazaki, T., and Gingras, D., "Image Classification Using Spectral and Spatial Information on MRF Models," *IEEE Trans. Image and Processing*. Vol.4, pp.1333-1339, 1995.
- [10] Farhoosh, H. and Schrack, G., "Cns-hls Mapping Using Fuzzy Sets," *Computer Graphics and Applications*, vol.6, pp.28-35, 1986.
- [11] Campbell, N.W., Thomas, B.T., and Troscianko, T., "Segmentation of Natural Images Using Self-Organizing Feature Maps," *Proc. 7th British Machine Vision Conf.*, pp. 223-229, Edinburgh, 1997.
- [12] Yoshida, T., Omatu, S., and Teranisi, M., "Pattern Classification for Remote Sensing Data Using Neural Network," *Trans. Ins. Syst. Cont. Inform. Eng.*, vol.4, pp.11-20, 1991.
- [13] Heermann, P.D. and Khazenie, N., "Classification of Multispectral Remote Sensing Data Using A Back-propagation Neural Network," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol.30, pp.81-88, 1992.
- [14] Kanelopoulos, I., Varfis, A., Wilkinson, G.G., and Megier, J., "Landcover Discrimination in SPOT HRV Imagery Using an Artificial Neural Network," *Int. J. Remote Sensing*, vol.13, pp.917-924, 1992.
- [15] Tian, B., Shaikh, M.A. Azimi-Sadjadi, M.R., Haar, T.H.V., and Reinke, D.L.A., "Study of Cloud Classification with Neural Networks Using Spectral and Textural Features," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 10, pp.138-151, 1999.
- [16] Bischof, H., Schneider, W., and Pinz, A.J., "Multispectral Classification of Landsat-Images Using Neural Networks," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.30, pp.482-490, 1992.
- [17] <http://www.csrnr.ncu.edu.tw>
- [18] Oja, E., "Principal Components, Minor Components, and Linear Neural Networks," *Neural Networks*, vol.5, pp.927-935, 1992.
- [19] Sanger, T.D., "Optimal Unsupervised Learning in a Single-Layer Linear Feedforward Neural Network," *Neural Networks*, vol.2, pp.459-473, 1989.



圖 2. 原始灰階衛星影像圖。

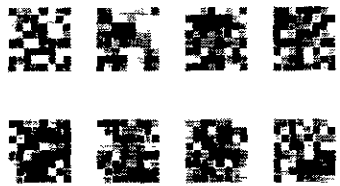


圖 3. 學習後的 8 x 8 單位影像圖。



圖 4. 重建後的灰階影像圖。