

# ẢNH HƯỞNG CỦA DỮ LIỆU HUẤN LUYỆN TRONG CÁC THUẬT TOÁN PHÂN LOẠI ẢNH VIỄN THÁM

Lê Văn Trung

Trường Đại Học Bách Khoa, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 16 tháng 11 năm 2006, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 30 tháng 05 năm 2007)

**TÓM TẮT:** Trong phân loại giám định, thuật toán phân loại gần đúng nhất MLC (Maximum Likelihood Classification) được xem là phương pháp chuẩn dựa trên cơ sở giả thuyết hàm mật độ xác suất tuân theo luật phân bố chuẩn. Hiện nay thuật toán này đang được áp dụng khá phổ biến trong phân ảnh vệ tinh. Tuy nhiên, khi dữ liệu ảnh không tuân theo luật phân bố chuẩn, kết quả phân loại của thuật toán sẽ tạo ra kết quả sai lệch đáng kể. Để khắc phục nhược điểm của MLC, mạng thần kinh đa lớp LNN (Layered Neural Network) đã được áp dụng và đem lại kết quả đáng tin cậy. Mối quan hệ lý thuyết giữa LNN và MLC đã được làm sáng tỏ với kết luận là giá trị xuất của LNN, khi đã được huấn luyện với bộ dữ liệu mẫu đầy đủ, được xem như là giá trị ước tính của xác suất sau trong phân loại MLC.

Nội dung bài báo nhằm khảo sát ảnh hưởng của bộ dữ liệu mẫu đến kết quả phân loại của 2 thuật toán và giới thiệu kết quả thực nghiệm đạt được, đồng thời cho thấy ưu thế của LNN so với thuật toán phân loại MLC khi sử dụng trên cùng bộ dữ liệu huấn luyện.

## 1. GIỚI THIỆU

Phương pháp phân loại gần đúng nhất MLC (Maximum Likelihood Classification) dựa trên cơ sở giả thuyết hàm mật độ xác suất tuân theo luật phân bố chuẩn, đã được áp dụng khá phổ biến trong phân loại ảnh viễn thám và được xem như là thuật toán chuẩn để so sánh với các thuật toán khác. Bằng thuật toán MLC, chúng ta có thể nhận một kết quả phân loại sai lệch nếu như dữ liệu ảnh vệ tinh được tiến hành phân loại không tuân theo luật phân bố chuẩn. Để khắc phục nhược điểm của MLC, mạng thần kinh đa lớp LNN (Layered Neural Networks) đã được áp dụng và đem lại kết quả rất đáng tin cậy. Mối quan hệ lý thuyết giữa LNN và MLC đã được làm sáng tỏ bởi Wan (1990) và Ruck et al. (1990) với kết luận là giá trị xuất của LNN, khi đã được huấn luyện với bộ dữ liệu mẫu đầy đủ, được xem như là giá trị ước tính của xác suất sau trong phân loại MLC.

Để khảo sát ảnh hưởng của bộ dữ liệu huấn luyện đến kết quả phân loại của 2 phương pháp, bộ ảnh quang học đa phổ được sử dụng để phân thành 7 loại. Ba bộ dữ liệu mẫu có số pixels khác nhau (1000, 1500 và 2000 pixels) được thực nghiệm trên thuật toán phân loại gần đúng nhất (MLC) và mạng neural đa lớp (LNN), ưu thế của từng phương pháp phân loại trên cùng bộ dữ liệu huấn luyện sẽ được đánh giá bởi ma trận sai số trong phân loại.

## 2. DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

### 2.1 Dữ liệu

Để đánh giá độ chính xác phân loại bởi 2 thuật toán MLC và LNN, bộ ảnh số Airborne MSS gồm 12 kênh có kích thước 256\*256 pixels được sử dụng. Bằng biện pháp phân tích thống kê, ma trận hệ số tương quan cho thấy bộ ảnh gốc có chứa nhiều và tương quan cao giữa các kênh; để nâng cao độ chính xác phân loại, phép biến đổi ảnh thành phần chính (PCA - Principal Component Analysis) cần được thực hiện để tạo ảnh thành phần chính. Kết quả chuyển đổi dữ liệu ảnh gốc 12 kênh thành ảnh mới chỉ với 3 thành phần đầu tiên trong phép biến đổi PCA trước khi tiến hành phân loại được thể hiện ở Hình 1.

Trong thuật toán phân loại MLC và LNN, mỗi pixel trên ảnh được chỉ định vào một trong 7 loại tương ứng như sau: (1) Rừng; (2) Lúa; (3) Cỏ; (4) Đất trống; (5) Khu dân cư ; (6) Sông và (7) Nước. Bộ dữ liệu mẫu được xây dựng thành 3 bộ dữ liệu có số pixels khác nhau (1000, 1500 và 2000 pixels) và bộ dữ liệu thẩm tra gồm 3173 pixels dùng để đánh giá độ chính xác.

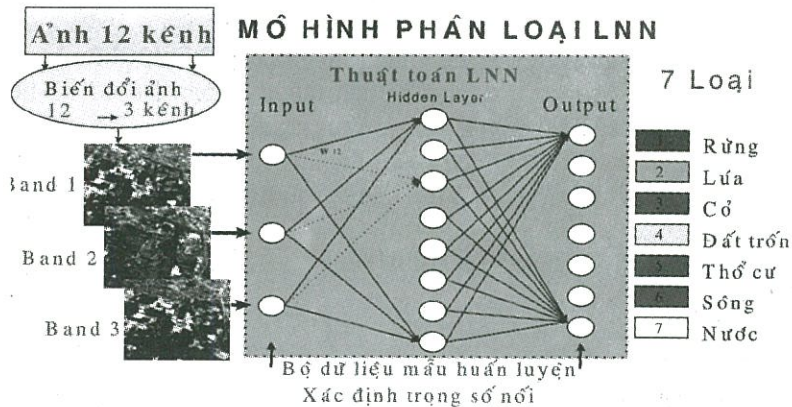


Hình 1

### 2.2 Phương pháp thực hiện

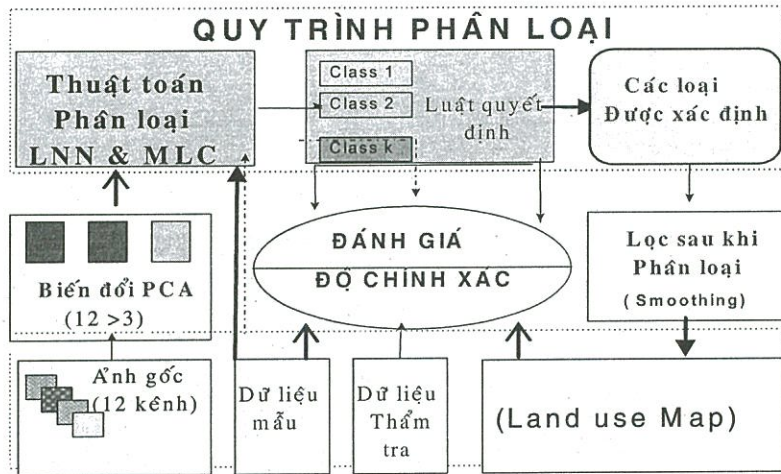
Phương pháp được sử dụng là phân loại gần đúng nhất (MLC) và mạng thần kinh đa lớp (LNN). Vì bộ ảnh gốc gồm 12 kênh có chứa nhiều và tương quan cao giữa các biến, nên phép biến đổi tạo ảnh thành phần chính cần được áp dụng để chuyển đổi dữ liệu ảnh gốc nhằm tạo thuận lợi và nâng cao độ chính xác. Do đó, ảnh biến đổi được dùng để phân loại bao gồm 3 thành phần chính

Vi ảnh phân loại chỉ có 3 giá trị đặc trưng, nên mô hình áp dụng phân loại của LNN sẽ bao gồm một lớp nhập với 3 neuron tương ứng 3 kênh phổ, một lớp xuất với 7 neuron tương ứng 7 loại cần xác định và một lớp trung gian. Mạng Neural 3 Lớp được áp dụng trong thực nghiệm thể hiện bởi hình 2



Hình 2

Quy trình tiến hành đánh giá độ chính xác phân loại bởi 2 thuật toán MLC và LNN dựa trên 3 bộ dữ liệu mẫu khác nhau có thể được minh họa bởi hình 3.



Hình 3

Trình tự phân loại gồm các bước cơ bản sau đây:

- *Bước 1:* Biến đổi tạo ảnh chỉ gồm 3 thành phần chính để loại trừ nhiễu và sự tương quan giữa các kênh trong ảnh gốc.
- *Bước 2:* Tuyển chọn các đặc trưng của vùng mẫu cho phép phân biệt giữa 7 loại trong khu vực. Từ đó xây dựng 3 bộ dữ liệu mẫu có ý nghĩa quyết định trong việc thành lập các chỉ tiêu và luật quyết định trong phân loại và một bộ dữ liệu thăm tra dùng để đánh giá độ chính xác phân loại của 2 thuật toán.
- *Bước 3:* áp dụng thuật toán phân loại LNN và MLC lần lượt đối với 3 bộ dữ liệu mẫu khác nhau và so sánh kết quả đạt được dựa vào ma trận sai số phân loại.
- *Bước 4:* Kết quả phân loại cuối cùng của 2 thuật toán được xử lý nâng cao chất lượng ảnh đã được giải đoán bằng cách áp dụng cùng một phép lọc với ma trận toán tử lọc (3X3).
- *Bước 5:* So sánh ảnh hưởng của bộ dữ liệu mẫu đến kết quả phân loại của 2 thuật toán MLC và LNN. Kết quả sau khi phân loại sẽ được thể hiện dưới dạng bản đồ gồm 7 loại hình sử dụng đất.

### 3.KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Ảnh đa phổ Airborne MSS đã biến đổi với 3 thành phần chính đầu tiên đã được sử dụng để xác định 7 loại theo 2 thuật toán phân loại MLC và LNN.

Để  $x_i$  ( $i=1,2,3$ ) thể hiện vector đặc trưng của pixel được phân loại và  $\omega_j$  ( $j=1,2,...,k,7$ ) thể hiện số loại cần xác định và Luật quyết định trong phân loại được thực hiện như sau:

- Thuật toán MLC nhằm xác định  $L_k$  (Likelihood) là *xác suất hậu định* (posterior probability) của pixel trực thuộc loại  $k$  nếu  $L_k$  là cực đại (maximum)

$$L_k = p(k / x) = p(k) \times p(x / k) / \sum p(i) \times p(x / i)$$

Trong đó: -  $P(k)$ : xác suất tiên định của loại  $k$

-  $P(x/k)$ : xác suất điều kiện có thể xem  $x$  thuộc loại  $k$  (hàm mật độ xác suất)

Thường  $P(k) \& \sum p(i) \times p(x / i)$  được xem bằng nhau cho tất cả các loại

⇒  $L_k$  phụ thuộc vào  $p(x/k)$

- Luật phân loại trong thuật toán LNN được tiến hành dựa trên giá trị xuất mong muốn  $d_j(x)$  của các neuron tại lớp xuất sau khi mạng đã được huấn luyện để xác định các trọng số nối tương ứng. Giá trị  $d_j(x)$  được thể hiện bằng những giá trị nhị phân 0 hoặc 1 với

$$d_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } x \in \omega_j \\ 0 & \text{tất cả neuron xuất còn lại} \end{cases}$$

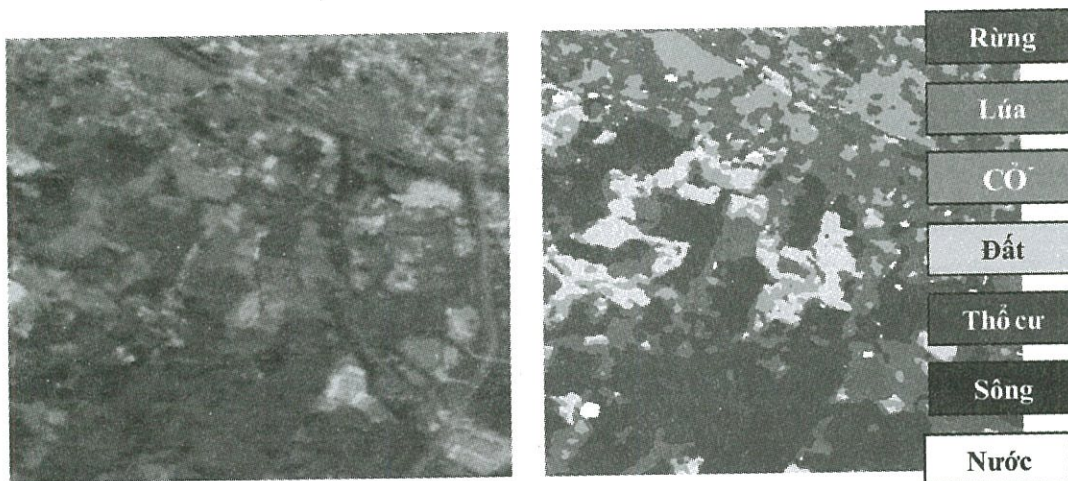
Như vậy LNN đóng vai trò là một hệ thống nhập-xuất (I/O) có các giá trị xuất tương ứng mong muốn  $d_j(x)$  khi đã được huấn luyện với bộ dữ liệu mẫu đầy đủ, được xem như là giá trị ước tính của xác suất sau  $L_k$  trong phân loại MLC.

Ma trận sai số được sử dụng để đánh giá độ chính xác phân loại, bảng dưới đây thể hiện độ chính xác toàn cục nhận được từ ma trận sai số khi sử dụng 2 thuật toán phân loại trên cùng bộ dữ liệu mẫu; ảnh hưởng của bộ dữ liệu mẫu đến kết quả phân loại và cho thấy ưu thế của LNN so với thuật toán MLC khi sử dụng cùng một bộ dữ liệu mẫu.

**Ảnh hưởng của bộ dữ liệu huấn luyện đến kết quả phân loại**

Dữ liệu mẫu	Thuật toán LNN Độ chính xác toàn cục (%)	Thuật toán MLC Độ chính xác toàn cục (%)
1000 (pixels)	84,4	78,8
2000 (pixels)	85,4	84,0
3000 (pixels)	84,9	81,3

- Kết quả: Ảnh đa phổ Airborne MSS sau khi phân loại và được lọc với ma trận toán tử lọc sẽ được thể hiện dưới dạng bản đồ lớp phủ mặt đất thể hiện trên hình 4 bao gồm 7 loại.



Ảnh đa phổ Airborne MSS

Bản đồ 7 loại hình sử dụng đất dưới dạng raster

#### 4. KẾT LUẬN

Kết quả đạt được cho thấy Mạng thần kinh đa lớp (LNN) có khả năng ứng dụng rất tốt trong phân loại ảnh viễn thám, nhằm khắc phục nhược điểm của thuật toán MLC khi dữ liệu được tiến hành phân loại không tuân theo luật phân bố chuẩn. Tuy nhiên, sự thành công của thuật toán phân loại ảnh viễn thám có giám định tùy thuộc nhiều vào khả năng khái quát hóa những thông tin từ bộ dữ liệu mẫu sẵn có để phân loại chính xác các dữ liệu chưa biết.

Bài báo đã chỉ ra kết quả thực nghiệm trên 2 thuật toán ứng với các bộ dữ liệu mẫu khác nhau và cho thấy ưu thế của LNN so với thuật toán MLC khi sử dụng cùng một bộ dữ liệu mẫu. Nhưng qua kết quả đạt được, cũng nêu bật vấn đề cần lưu ý khi sử dụng các thuật toán phân loại ảnh viễn thám, đó là cần xây dựng bộ dữ liệu mẫu như thế nào để thuật toán có khả năng khái quát cao trong quá trình tiến hành phân loại thực sự.

### EFFECTS OF TRAINING DATA ON THE CLASSIFICATION OF REMOTELY SENSED IMAGES

Le Van Trung

University of Technology, VNU-HCM

**ABSTRACT:** *The Maximum Likelihood Classification (MLC) is presently the most widely known and utilized. The MLC is often used as a standard classification due to the fact that MLC is the optimal classifier in the sense of minimizing Bayesian error. However, the MLC belongs to a parametric classification method where the underlying probability density function must be assumed a priori. We may obtain a poor MLC performance if the true probability density function is different from that assumed by the model. In recent years, the Layered Neural Networks (LNN) have been proposed as a method suitable for the efficient classification of remotely sensed images to overcome this disadvantage of the MLC. The relationship between MLC and LNN classifier has been already discussed and the conclusion is that the output of the LNN, when trained with a sufficient number of sample data by the least squares, approximates the Bayesian posterior probability.*

*This paper introduces the experimental results in the LNN and MLC classifiers and shows that the potential of the LNN approach to land cover mapping in comparison with the MLC on the same training data.*

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Conese, C., Maracchi, G., Miglietta, F., and Maselli. *Forest classification by Principal Component Analyses of TM Data*. I. Journal. Remote Sensing, (1988).
- [2]. Diamantaras, K.I. and Kung, S.Y. *Principal Component Neural Networks - Theory and applications*. John Wiley and Sons, Inc., (1996).
- [3]. Fuat Ince. *Maximum Likelihood Classification, optimal or Problematic? A comparison with the nearest neighbour classification*. Int. Jour. Remote Sensing, (1987).
- [4]. Ruck, D.W., Roger, S.K., Kabrisky, M., Oxley, M.E. and Suter, B.W, *The multiplayer perception as an approximation to a Bayes optimal discriminate function*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, No. 4, 296-298, (1990).
- [5]. Shimizu Eihan and Le Van Trung, *On the Architecture of layered Neural Network for Land use Classification of Satellite Remote Sensing Image*. The 17th Asian Conference on Remote Sensing, (1996).
- [6]. Shimizu Eihan, Le Van Trung; and Tsutsumi Morito, *Countermeasures Against the Generalization Problem of Neural Network in the Classification of Remotely Sensed Images*. Japan Society of Civil Engineers (JSCE), (1997).
- [7]. Wan, Eric A. *Neural network classification: A Bayes interpretation*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, No.4, 303-305, (1990).