

CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÂN LOẠI MỀM TRONG PHÂN LOẠI ẢNH VIỄN THÁM

ThS. ĐỖ VĂN DƯƠNG

Trường ĐH Tài nguyên và Môi trường HN

Tóm tắt:

Hiện nay, ảnh viễn thám đang và sẽ được sử dụng cho nhiều mục đích khác nhau. Một trong những ứng dụng chủ yếu của ảnh viễn thám là lập các bản đồ lớp phủ trên mặt đất thông qua các phương pháp phân loại. Những phương pháp phân loại truyền thống (gọi là phân loại cứng) với giả thiết nhận dạng mỗi pixel (điểm ảnh) chỉ cho phép thuộc về một lớp phủ. Trong thời gian gần đây, phân loại mềm bắt đầu được thực hiện và ứng dụng cho thành lập bản đồ lớp phủ. Trong phân loại mềm, có thể xác định thành phần phần trăm lớp phủ trong mỗi pixel. Như vậy, phân loại mềm cho phép thực hiện bài toán phân loại ở mức độ chi tiết cao hơn 1 pixel ảnh. Mục đích chính của bài báo này là giới thiệu về phân loại ảnh viễn thám, các phương pháp phân loại ảnh viễn thám, khái niệm phân loại mềm và bản chất thuật toán của các phương pháp sử dụng trong phân loại mềm ảnh viễn thám được sử dụng hiện nay.

1. Giới thiệu



Phân loại ảnh viễn thám là xác định thông tin lớp phủ cho từng điểm trên ảnh viễn thám dựa vào giá trị độ xám của pixel trên các kênh ảnh khác nhau. Có hai phương pháp phân loại:

+ Phân loại theo phương pháp giải đoán bằng mắt.

+ Phân loại nhờ sự trợ giúp của máy tính

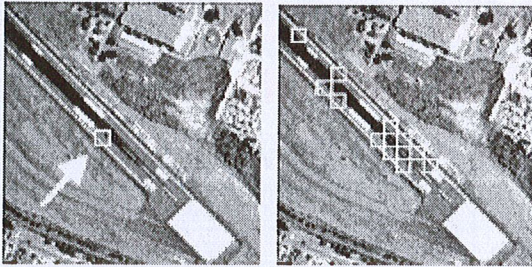
Kỹ thuật phân loại nhờ sự trợ giúp của máy tính ngày càng được áp dụng trong thực tế với hai phương pháp cơ bản là phân loại có giám định (Supervised Classification) và phân loại không giám định (Unsupervised Classification).

- Phân loại có giám định (Supervised Classification) là hình thức kết hợp giữa giải đoán nhờ sự trợ giúp của máy tính với kết quả (mẫu) điều tra thực địa.

- Phân loại không giám định (Unsupervised Classification) là phương

pháp phân loại ban đầu chỉ sử dụng thuần túy thông tin trên ảnh, xử lý hoàn toàn trong phòng dựa vào đặc điểm và tính chất phổ của tấm ảnh. Các điểm ảnh có giá trị phổ giống nhau được hợp thành nhóm và được xác định dựa vào kinh nghiệm của người giải đoán.

Trong kỹ thuật phân loại nhờ sự trợ giúp của máy tính, trước đây người ta sử dụng các phương pháp phân loại cứng, dựa trên giả thiết rằng mỗi pixel chỉ có thể thuộc về một lớp phủ. Tuy nhiên, trên thực tế thì trong cùng một pixel có thể chứa nhiều lớp phủ khác nhau. Trong mỗi tấm ảnh viễn thám, số lượng các pixel chứa nhiều lớp phủ khác nhau sẽ chiếm đa số, ví dụ: các pixel nằm trên đường biên của hai lớp đối tượng khác nhau hay các pixel chứa các đối tượng hình tuyến có kích thước nhỏ hơn 1 pixel, ta tạm gọi các pixel này là các pixel pha trộn. Và do vậy, việc phân loại dựa trên nguyên tắc mỗi pixel chỉ thuộc về một lớp phủ sẽ dẫn đến sai số nhất định và không thỏa mãn các yêu cầu thực tế về độ chính xác.



Hình 1: Mô tả hình ảnh các pixel pha trộn (nguồn từ [1])

Để khắc phục nhược điểm này các tác giả trên thế giới đã đưa ra khái niệm phân loại mềm là một giải pháp thay thế hữu hiệu.

1.1. Khái niệm phân loại mềm

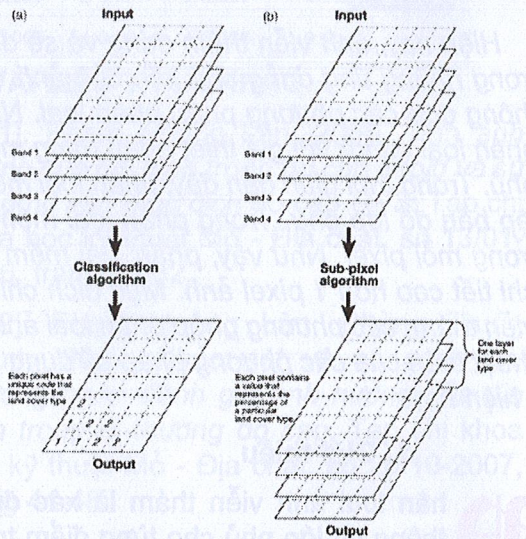
Phương pháp phân loại mềm dựa trên nguyên tắc mỗi pixel có thể thuộc về nhiều lớp phủ và mỗi lớp phủ sẽ chiếm tỷ lệ phần trăm tương ứng trong mỗi pixel.

Phương pháp này được chứng minh là cho độ chính xác cao hơn các phương pháp phân loại cứng (Foody [2]; Bastin [3]). Có nhiều phương pháp phân loại mềm đã được các nhà khoa học trên thế giới đề xuất như: phương pháp phân loại dựa vào phân tích pha trộn phổ, phương pháp phân loại dựa vào mạng neuron, phương pháp phân loại tập mờ, phương pháp phân loại dựa vào xác suất v.v. [4].

1.2. Kết quả của phân loại mềm

Kết quả của phân loại mềm nói một cách đơn giản là sản xuất ra một loạt các lớp ảnh raster, mỗi lớp ảnh raster là một lớp phủ. Giá trị phần trăm của các lớp phủ được xác định thông qua việc sử dụng công nghệ như mô hình pha trộn các kênh phổ (linear mixture model) [5], mạng neuron [6] và thuật toán phân loại tập mờ C-mean [7], hoặc có thể sử dụng ngay dữ liệu của phương pháp phân loại cứng theo xác suất cực đại. Các cách tiếp cận này cho phép từng pixel trong mỗi một lớp phủ sẽ mang một giá trị thành phần giữa 0 và 1 thay vì chỉ mang các giá trị 0 hoặc 1 như trong phân loại cứng.

Như vậy đầu ra của phân loại mềm là một tập các lớp ảnh raster khác nhau, mỗi lớp đại diện cho một lớp phủ và giá trị của lớp thể hiện diện tích (hoặc phần trăm) của lớp phủ đó trong mỗi pixel (Hình 2). Các kết quả này hiển thị phù hợp hơn và đầy đủ thông tin hơn so với kết quả của phân loại cứng.



Hình 2: (a) Kết quả của phân loại cứng, (b) Kết quả của phân loại mềm (nguồn từ [6])

2. Các phương pháp sử dụng trong phân loại mềm

2.1. Phương pháp phân loại c-means

Thuật toán này là chia nhỏ một tập hợp dữ liệu rồi đặt vào trong những cụm hoặc những lớp của C (Foody [2]). Quá trình phân loại bắt đầu bởi một số pixel được gán ngẫu nhiên cho các lớp, các pixel khác được xác định thuộc một lớp nào đó theo nguyên lý bình phương nhỏ nhất về khoảng từ pixel đó tới trung tâm của cụm (lớp), khoảng cách tới véc tơ trung tâm của mỗi lớp được tính theo phương pháp lặp như sau:

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_k)^m \|y_k - v_i\|_A^2 \quad (2.1)$$

Trong đó: U là một phần tập mờ C của dữ liệu Y chứa đựng n những pixel, C là số

lượng các lớp

$\|y_k - v_i\|_A$ là một véc tơ khoảng cách

v là một véc tơ của cụm trung tâm,

v_i là véc tơ trung tâm của cụm thứ i

y_k là véctơ của pixel k tới cụm (lớp) i .

m là một thành phần phụ thêm đặc biệt và nằm trong phạm vi $1 \leq m \leq \infty$ nó quyết định đến độ mờ.

u_k là giá trị độ mờ của pixel k trong cụm (lớp) i .

n là số lượng các pixel.

Khoảng cách được bắt nguồn từ:

$$\|y_k - v_i\|_A^2 = (y_k - v_i)^T A (y_k - v_i) \quad (2.2)$$

Có thể sử dụng nhiều cách tính khoảng cách khác nhau trong hệ tọa độ không gian vật, ví dụ như khoảng cách Mahalanobis, $A = C_y^{-1}$ trong đó C_y là ma trận hiệp phương sai của tập hợp dữ liệu Y .

Để thực hiện giải thuật phân loại mờ C-mean, những tham số bổ sung được quy định tới quá trình cách thức phân chia vùng. Phạm vi của những giá trị hữu ích cho m là $1.5 < m < 3.0$.

Bằng phương pháp xác định như trên, giá trị của các lớp tại mỗi điểm ảnh sẽ nằm trong khoảng từ 0 đến 1, và tổng giá trị của các lớp sẽ bằng hoặc lớn hơn 1. [8].

2.2. Phương pháp xác suất Bayes

Phương pháp xác suất Bayes được ứng dụng để thực hiện bài toán phân loại với giả thiết rằng các đối tượng được nhận dạng tuân theo luật phân bố Gauss.

Giả định biến số X là độ xám của pixel trên một kênh ảnh và với k kênh ảnh chúng ta sẽ có véctơ X_k là véc tơ độ xám. Việc phân loại sẽ được thực hiện dựa vào xác suất của điểm ảnh X thuộc về lớp k . Xác suất này được định nghĩa như sau (Công thức Bayes):

$$L_k = P(k / X) = P(k) * P(X / k) / \sum P(i) * P(X / i) \quad (2.3)$$

Trong đó:

$P(k)$ - Xác suất tiên định của lớp k

$P(X/k)$ - Xác suất điều kiện có thể thấy được X thuộc vào lớp k

Thông thường người ta coi $P(k)$ là hằng số cho tất cả các lớp và $\sum P(i) * P(X/i)$ cũng được coi như vậy cho nên thực chất xác suất L_k chỉ phụ thuộc vào $P(X/k)$.

Trong trường hợp các quan trắc có hàm phân bố là chuẩn theo Gauss thì đại lượng L_k có thể được viết như sau:

$$L_k(X) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\sum k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu_k) \sum_i^{-1} (X-\mu_k)} \quad (2.4)$$

Trong đó:

n ...số kênh phổ

X ...véc tơ ảnh

$L_k(X)$...xác suất mà X thuộc vào lớp k

μ_k ...véc tơ trung bình của lớp k

$\sum k$...ma trận phương sai-hiệp phương sai
 $|\sum k|$...định thức của ma trận phương sai-hiệp phương sai

Đối với phương pháp phân loại cứng, giá trị lớp phủ của mỗi pixel được xác định theo giá trị xác suất lớn nhất. Như vậy, trong n lớp phủ, lớp nào có giá trị $L_k(X)$ lớn nhất thì điểm ảnh sẽ được xác định là thuộc về lớp đó. Tuy nhiên trong phân loại mềm, điểm ảnh sẽ không thuộc về một lớp duy nhất mà mỗi lớp sẽ chiếm một phần tùy thuộc vào giá trị xác suất $L_k(X)$.

2.3. Phương pháp phân loại mềm sử dụng feed-forward neuron network

Feed-forward neuron network là một cấu trúc mạng thần kinh nhân tạo được huấn

luyện theo hình thức cung cấp dữ liệu nguồn (hình 3). Phương pháp phân loại mềm sử dụng feed-forward neuron network với dữ liệu lớp đầu vào (input layer) là những giá trị độ xám của các kênh ảnh, các giá trị đầu ra của lớp đầu ra (output layer) sẽ chính là phần trăm của các lớp phủ trong mỗi pixel (Foody [2]). Giá trị trong mỗi nút của lớp ẩn (hidden layer) là tổng những giá trị của những thành phần tích véctơ đầu vào với các giá trị trọng số tương ứng của nó.

$$input_j = \sum_i w_{ji} out_i \quad (2.5)$$

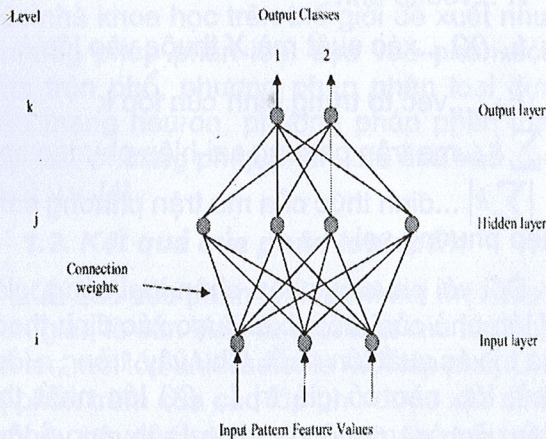
Trong đó w_{ji} là trọng số kết nối nút i tới nút j và out_i đầu ra từ nút i .

Đầu ra của một nút j có giá trị là

$$out_j = f(input_j) \quad (2.6)$$

Hàm f biểu thị hàm kích hoạt của mỗi nút. Hàm f được sử dụng thường xuyên nhất như là hàm kích hoạt Sigmoid.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2.8)$$



Hình 3: Cấu trúc của mạng Neuron nhiều lớp (dựa vào Kanellopoulos 1997)

Trong đó $x = input_j$ điều này đảm bảo rằng những nút ẩn hoạt động giống như thiết bị của một điểm bắt đầu. Thuật toán được dùng trong mạng là thuật toán lan truyền ngược (back-propagation). Thuật toán này giảm tối thiểu những lỗi thông dụng trực tiếp

giữa mạng của đầu vào và lệnh đầu ra.

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p \sum_k (d_k - out_k)^2 \quad (2.9)$$

Trong đó P là tổng các giá trị đầu vào và d_k là lệnh ra.

Thuật toán này so sánh tính toán đầu ra bằng một lệnh và điều chỉnh những trọng số gắn liền với những kết nối, cho đến khi sự khác nhau giữa những đầu ra được giảm bớt tới một mức chấp nhận được và tập hợp những trọng số là ổn định.

Những trọng số từ giá trị bắt đầu nhỏ và ngẫu nhiên và sau đó được điều chỉnh bởi quy tắc Delta,

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta(\delta_k out_k) \quad (2.10)$$

Ở đây: $w_{kj}(t+1)$ và $w_{kj}(t)$ là những trọng số kết nối nút k và nút j tại vòng lặp $(t+1)$ và t ; η là một loại tham số học.

Những nút trong lớp đầu ra,

$$\delta_k = (d_k - out_k) f'(input_k) \quad (2.11)$$

và những nút trong lớp ẩn,

$$\delta_j = f'(input_k) \sum \delta_k w_{kj} \quad (2.12)$$

Sự bất lợi khác của phương pháp lan truyền ngược là rất chậm, cần phải thực hiện hàng nghìn vòng lặp trước khi mạng hội tụ tới một kết quả. Đôi khi không có đáp án nào được tìm thấy [1].

2.4. Phương pháp phân loại mềm sử dụng mạng neuron fuzzy ARTMAP

Một cấu trúc của mạng neuron khác được sử dụng trong phân loại bề mặt lớp phủ là mạng fuzzy ARTMAP (Gopal [9]; Mannan et al.[10]). ARTMAP đạt được một sự kết hợp giữa logic mờ và những mạng ART. ART đại diện cho lý thuyết cộng hưởng tương ứng. Cấu trúc của fuzzy ARTMAP gồm có bốn lớp neuron: lớp đầu vào, lớp ẩn thứ nhất, lớp ẩn thứ hai và lớp đầu ra. Những giá trị của những kênh phổ và phần bổ sung của chúng với kích cỡ n là đầu vào cho lớp đầu tiên mà

gồm có $2n$ neuron. Lớp ẩn thứ nhất bắt đầu với một neuron, nhưng tăng lên về số lượng như thu nhận được từ quá trình huấn luyện. Lớp đầu ra và những lớp ẩn thứ hai gồm nhiều neuron. Có hai tham số thường xuyên p_1 và p_2 điều khiển sự hoạt động trong quá trình huấn luyện và những giai đoạn hoạt động của mạng.

Giai đoạn huấn luyện là một quá trình xử lý vòng lặp, ở đó sự lựa chọn một loại cho mỗi đầu vào được tính theo,

$$S = \frac{|A \wedge W_1|}{\alpha + |W_1|} \quad (2.13)$$

Ở đây A là véc tơ đặc tính đầu vào, W_1 là véc tơ trọng số giữa lớp đầu vào và một nút trong lớp ẩn thứ nhất.

Nút mà có giá trị lớn nhất của S (S -tỷ lệ so sánh) ở lớp ẩn thứ hai được tính bởi,

$$R_m = \frac{|B \wedge W_2^*|}{|B|} \quad (2.14)$$

Ở đây B là véc tơ lớp đầu vào, W_2^* là véc tơ trọng số giữa một nút được chọn của lớp ẩn thứ nhất và lớp ẩn thứ hai.

Nếu giá trị $R_m > p_2$, trọng số được thay đổi và một giá trị đầu vào mới sẽ được quản lý. Quá trình huấn luyện những trọng số của lớp ẩn thứ hai và lớp ẩn thứ nhất được gọi là cộng hưởng, và những trọng số được tính bởi,

$$\left. \begin{aligned} W_1^{(new)} &= \beta_1 (A \wedge W_1^{(old)}) + (1 - \beta_1) W_1^{(old)} \\ W_2^{(new)} &= \beta_2 (A \wedge W_2^{(old)}) + (1 - \beta_2) W_2^{(old)} \end{aligned} \right\} (2.15)$$

Nếu không, $p_1 = R_c$ sẽ được đặt cho lớp đầu vào, Nút có giá trị lớn nhất của S ở lớp ẩn thứ hai được tính bởi R_c theo công thức,

$$R_c = \frac{|A \wedge W_1|}{|A|} \quad (2.16)$$

Những nút mà có $R_c \geq p_1$ sẽ được kiểm tra nếu bất kỳ nút nào có $R_m \geq p_2$, và nếu là trường hợp như vậy thì trọng số sẽ được

thay đổi và một đầu vào mới được quản lý, nói một cách khác là sẽ có một nút khác được đưa vào. Điều này tiếp tục cho đến khi tất cả các mẫu huấn luyện cạn kiệt và những nút trong lớp phân loại ngừng gia tăng hoặc số lần vòng lặp lớn hơn T , (T là một hằng số dương được chọn).

Sau quá trình này, tỷ số S được tính cho mỗi nút đầu vào ở trên. Nút trong lớp đầu ra tương ứng với giá trị lớn nhất của S , biểu thị cho nhóm của các pixel đầu vào, tham số α có thể được chọn quanh giá trị 0.01, β có thể được đặt là 1.0 trong sự bắt đầu của giai đoạn huấn luyện và đạt tới một giá trị nhỏ hơn sau đó. Các thành phần p_1 và p_2 đạt tới giá trị 0.1 sẽ cho những kết quả phân loại chính xác nhất.

2.5. Phương pháp phân loại mềm sử dụng K nearest Neighbors (K-nn)

Thuật toán K-Nearest Neighbors (K-nn) được sử dụng rất phổ biến trong lĩnh vực khai thác dữ liệu. K-nn là phương pháp để phân lớp các đối tượng dựa vào khoảng cách gần nhất giữa đối tượng cần xếp lớp (Query point) và tất cả các đối tượng trong dữ liệu huấn luyện.

Một đối tượng được phân lớp dựa vào K láng giềng của nó. K là số nguyên dương được xác định trước khi thực hiện thuật toán. Người ta thường dùng khoảng cách Euclidean để tính khoảng cách giữa các đối tượng.

Trong phân loại mềm ảnh viễn thám theo thuật toán K-nn được Lewis và Brown đề xuất năm 1998 là một trong những thuật toán thuộc nhóm phương pháp Machine learning. Thuật toán này xác định phần trăm các lớp phủ của các pixel cần xác định dựa vào k pixel mẫu đã biết sử dụng để phân loại (các pixel đã biết còn gọi là training data). Các pixel được chọn lựa dựa theo các thuật toán Kernel. Giá trị phần trăm các lớp phủ P_c của lớp c của một điểm ảnh chưa xác

định lớp phủ có thể xác định bằng công thức:

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^k w_c^i \mu_c^i}{\sum_{i=1}^k w_c^i} \quad (2.17)$$

Trong đó:

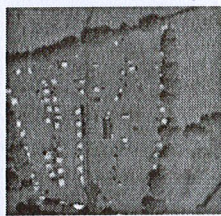
$$w_c^i = 1 - \frac{D_i}{\max_{j=1}^k [D_j] + 0.0001} \quad (2.18)$$

và μ_c^i là phần trăm lớp phủ c của pixel mẫu i , w_c^i là trọng số và D_i là khoảng cách Euclidean từ pixel cần xác định lớp phủ cho đến pixel mẫu i trong hệ tọa độ độ xám [11].

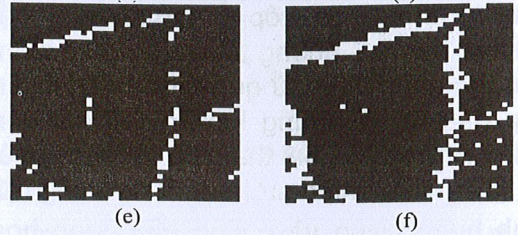
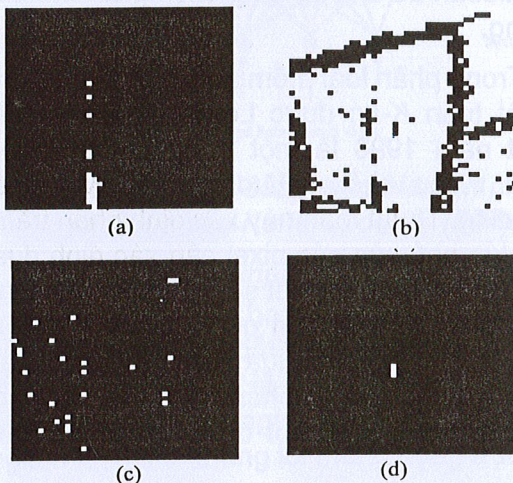
3. Thục nghiệm và kết luận

3.1. Thục nghiệm

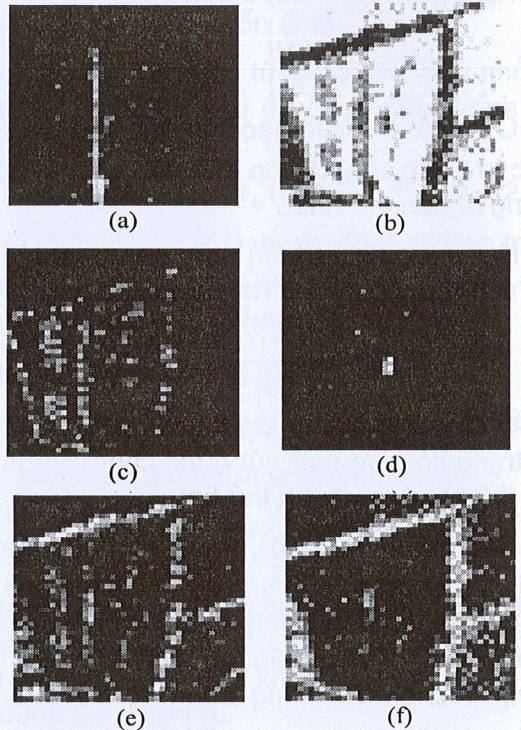
Dữ liệu thực nghiệm được thực hiện trên ảnh QuickBird đa phổ với độ phân giải không gian 5.2m tại khu vực Christchurh, miền nam nước Anh. Khu vực có diện tích 42 x 44 pixel (hình 4). Tác giả tiến hành hai phương pháp phân loại cứng và phân loại mềm (sử dụng thuật toán K -nn) [12]. Kết quả thu nhận được là các lớp phủ của khu vực trên bao gồm nhựa đường, cỏ, nhà 1, nhà 2, bóng của đối tượng và cây .



(Hình 4).



Hình 5: Kết quả của phân loại cứng
(a) Nhựa đường, (b) Cỏ, (c) Nhà 1,
(d) Nhà 2, (e) Bóng đối tượng, (f) Cây



Hình 6: Kết quả phân loại mềm
(a) Nhựa đường, (b) Cỏ, (c) Nhà 1,
(d) Nhà 2, (e) Bóng đối tượng, (f) Cây
(Xem bảng 1)

3.2. Đánh giá kết quả

* Đánh giá trực quan

Quan sát các kết quả của (hình 5) và (hình 6) ta thấy rõ kết quả của phân loại mềm được cải thiện đáng kể so với kết quả của phân loại cứng, rõ rệt nhất có thể nhìn thấy khi so sánh hình ảnh lớp nhựa đường trong phân loại mềm đã dần hình thành

Bảng 1

Kết quả phân loại (theo số lượng pixel) và sai số phân loại						
	Nhựa đường	Cỏ	Nhà 1	Nhà 2	Bóng đối tượng	Cây
Phân loại cứng	914	80697	960	192	4580	12521
Sai số bỏ sót	0.5022	0.0386	0.7634	0.4839	0.5495	0.3005
Phân loại mềm	1066	79841	1483	292	5511	13177
Sai số bỏ sót	0.4194	0.0488	0.6345	0.2151	0.4579	0.2639

dạng tuyến và có độ rộng nhỏ hơn không bị đứt quãng như hình ảnh trong phân loại cứng.

*** Đánh giá định lượng**

Kết quả số liệu trong (bảng 1) trên cho thấy số lượng pixel nhận dạng trong mỗi lớp phủ đã tăng lên và sai số bỏ sót (omission errors) đã được giảm xuống đáng kể khi sử dụng phương pháp phân loại mềm, cụ thể sai số bỏ sót của lớp nhựa đường giảm từ 50.22% trong ảnh phân loại cứng xuống còn 41.94% trong phân loại mềm. Tương tự là các lớp nhà 1, nhà 2, lớp bóng đối tượng và lớp cây.

3.3. Kết luận

Vì phương pháp phân loại mềm dựa trên nguyên tắc mỗi pixel sẽ không chỉ thuộc về một lớp phủ mà có thể thuộc về nhiều lớp phủ và mỗi lớp phủ sẽ chiếm tỷ lệ phần trăm tương ứng trong mỗi pixel. Kết quả của phân loại mềm là các dữ liệu raster chứa các thông tin về lớp phủ trên mặt đất. Trong đó, mỗi pixel trong một lớp sẽ chứa thông tin về lớp phủ tương ứng.

Với kết quả phân loại (hình ảnh và số liệu) theo hai phương pháp trên ta nhận thấy kết quả của phân loại mềm cao hơn hẳn so với kết quả phân loại cứng, nên phương pháp phân loại mềm đã và đang sử dụng rộng rãi trong phân loại ảnh viễn thám. ○

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Anna Haglund (200), *Towards soft*

classification of satellite data, Sweden.

[2]. Foody, G. M (1996), *Relating the land cover composition of mixed pixels to artificial neural network classification output*, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol 62, pp 491-499.

[3]. Bastin, L (1997), *Comparison of fuzzy c-means classification, linear mixture modeling and MLC probabilities as tools for unmixing coarse pixels*, International Journal of Remote Sensing, Vol 18, pp 3629-3648.

[4]. Rahel Hailu Kassaye (2006), *Suitability of Markov Random Field-based Method for Super-Resolution Land Cover Mapping*, The Netherlands.

[5]. F. J. Garcia-Haro, M. M., and Melia, J (1996), *Linear spectral mixture modelling to estimate vegetation amount from optical spectral data*, International Journal of Remote Sensing, pp. 3373-3400.

[6]. Atkinson, P. M., Cutler, M. E. J., and Lewis, H (1997), *Mapping sub-pixel proportional land cover with AVHRR imagery*, International Journal of Remote Sensing 18, pp. 917-935.

[7]. Foody, G. M., and Cox, D. P (1994), *Sub-pixel land cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions*, International Journal of Remote Sensing 15, pp. 619-631.

(Xem tiếp trang 42)

[3]. Hà Minh Hòa, 2008. Bàn về việc xây dựng một số tiêu chuẩn kỹ thuật đo đạc địa chính bằng máy toàn đạc điện tử - Tạp chí Địa chính số 4 tháng 8/2008. Viện Nghiên cứu Địa chính (nay là Viện khoa học đo đạc và bản đồ).

[4]. Trịnh Hữu Liên, 2009. Đề tài khoa học cấp Bộ "Nghiên cứu cơ sở khoa học và phương pháp xây dựng vùng giá trị đất đai". Viện khoa học đo đạc và bản đồ.○

Summary

ACCURACY REQUIREMENTS GEODESIC PARCEL OF LAND EFFECTS OF THE PROPERTIES TO USE VALUE

MSc. Nguyen Phi Son

Viet Nam Institute of Geodesy and Cartography

The article refers to the defined precision in the measurement of position on the boundary by land today has yet to be calculated to the extent of the influence of shape and land values. Each land which require different management, economic value of different uses, groups, etc. are also split up many areas that required tasks of the management of land, land values are different... This paper studies the problems related to obtaining full information, application of the theory of the value and use of GIS technology to analyze, calculate the relationship and the degree of influence over the aforesaid to precision measurements by ground to meet the requirements of the land.○

CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÂN LOẠI...

(Tiếp theo trang 19)

[8]. Dungan, J. L (1998), *Spatial prediction of vegetation quantities using ground and image data*, International Journal of Remote Sensing, Vol 91, pp 267-285.

[9]. Gopal, S., Woodcock, C. E., and Strahler, A. H. (1998), *Fuzzy neural network classification of global land cover from a 10 AVHRR data set*, Remote sensing of Environment, Vol 67, pp 230-243.

[10]. Mannan, B. J. and Ray, A. K. (1998),

Fuzzy ARTMAP supervised classification of multi-spectral remotely sensed images, International Journal of Remote Sensing, Vol 19, pp 767-774.

[11]. Nguyen Quang Minh (2006), *Super-resolution mapping using hopfield neural network with supplementary data*, University of Southampton.

[12]. Đỗ Văn Dương, luận văn thạc sĩ Kỹ thuật trắc địa, *Ứng dụng mạng Neuron Hopfield giải quyết một số vấn đề trong phân tích ảnh viễn thám*, Hà nội-2009.○