

MÔ HÌNH TRUY TÌM THÔNG TIN HÌNH ẢNH DỰA VÀO NỘI DUNG BẰNG PHƯƠNG PHÁP GÁN NHÃN NGỮ NGHĨA CHO ẢNH

Lý Quốc Ngọc

Trường Đại Học Khoa Học Tự Nhiên – ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 21 tháng 11 năm 2003, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 08 tháng 01 năm 2004)

TÓM TẮT:

-Việc truy tìm dữ liệu hình ảnh dựa vào nội dung ảnh ngày càng phát triển mạnh mẽ cùng với sự tiến bộ vượt bậc của các thiết bị Điện tử, Tin học và Viễn thông, nó khắc phục khuyết điểm của việc truy tìm dữ liệu hình ảnh dựa vào văn bản kí tự.

-Nằm trong xu hướng đó, trong bài báo này chúng tôi trình bày một mô hình truy tìm thông tin hình ảnh dựa vào nội dung. Nó có thể được sử dụng bởi các tổ chức sở hữu tư liệu ảnh và video, thư viện số, ảnh vệ tinh, ảnh y học, giáo dục từ xa, ...

-Cách tiếp cận dựa vào việc sử dụng các đặc trưng của ảnh như màu sắc, vân ảnh, hình dạng các đối tượng trong ảnh, mối quan hệ về vị trí của các đối tượng trong ảnh để phân lớp cơ sở dữ liệu ảnh, gán nhãn ngữ nghĩa vào ảnh giúp cho việc truy tìm được hiệu quả hơn. Bài toán truy tìm được qui về bài toán phân lớp.

- Mục đích của bài báo là trình bày các phương pháp tự động rút trích đặc trưng cấp thấp và ứng dụng phân lớp Bayes dựa trên phương pháp định lượng vector để ước lượng hàm mật độ xác suất với điều kiện lớp từ tập mẫu luyện.

- Việc rút trích các đặc trưng cấp cao từ đặc trưng cấp thấp là bài toán khó. Không thể tự động hóa rút trích tất cả các thông tin cấp cao cần thiết. Tuy nhiên một số ngữ nghĩa có thể được xác định trong điều kiện nhất định.

I. Giới thiệu:

- Người sử dụng thường muốn tìm kiếm điều gì trong cơ sở dữ liệu ảnh.

- Có 2 dạng tìm kiếm chính thường gặp là người sử dụng xác định rõ đối tượng cần tìm (ví dụ như họ cần tìm các bức ảnh có hình con mèo) hoặc có ý niệm káo đồng rõ về ảnh cần tìm (ví dụ cần tìm bức ảnh mang dáng vẻ “cỏ non xanh tận chân trời, cảnh lê trắng điểm một vài bông hoa” để gợi nhớ lại nơi mình đã qua).

- Ở dạng thứ hai, cần có sự phân lớp cơ sở dữ liệu ảnh dựa trên ngữ nghĩa để giúp kết quả truy vấn được hữu dụng hơn. Một ảnh có thể thuộc về nhiều lớp ngữ nghĩa (ví dụ một ảnh vừa thuộc lớp cảnh thành phố vừa thuộc lớp cảnh thiên nhiên). Để đơn giản hóa bài toán chúng tôi chưa khảo sát phân lớp mờ (fuzzy classification) mà giả sử rằng mỗi ảnh chỉ thuộc về một lớp.

Mỗi ảnh nhập được gán xác suất thuộc về mỗi lớp đang xét và lớp được chọn tương ứng với tiêu chuẩn cực đại xác suất hậu nghiệm (Maximum A Posteriori).

Qui trình truy tìm thông tin hình ảnh dựa vào nội dung gồm các giai đoạn cơ bản sau :

Giai đoạn 1 : Chuyển đổi cơ sở dữ liệu ảnh sang cơ sở dữ liệu gồm các đặc trưng cấp thấp và cấp cao của ảnh. Giai đoạn này còn được gọi là giai đoạn học mẫu.

Giai đoạn này gồm 3 bước cơ bản sau :

Bước 1 : Chọn tập mẫu luyện và gán nhãn cho mỗi ảnh.

Bước 2 : Xác lập hàm mật độ xác suất cho mỗi lớp bằng phương pháp định lượng vector dựa vào các đặc trưng cấp thấp có tính phân lớp cao.

Bước 3 : Phân lớp các ảnh còn lại trong cơ sở dữ liệu ảnh để chuẩn bị hoàn tất một cơ sở dữ liệu ảnh được phân lớp theo ngữ nghĩa, sẵn sàng cho giai đoạn truy vấn từ người sử dụng.

-Trong gian đoạn một, việc quan trọng là rút trích đặc trưng có tính phân lớp cao và ước lượng được tập vector đại diện bằng phương pháp định lượng vector nhằm đưa ra qui tắc mô tả sự tương ứng giữa mẫu và lớp.

Giai đoạn 2 : Truy vấn trên cơ sở dữ liệu ảnh

Giai đoạn này gồm 3 bước cơ bản sau :

Bước 1 : Rút trích đặc trưng cấp thấp của ảnh nhập để phân lớp .

Bước 2 : Truy tìm các ảnh tương tự dựa vào lớp của ảnh nhập được rút trích.

Bước 3 : Phản hồi từ người sử dụng. Nếu muốn tinh lọc lại kết quả thì trở lại bước 1.

II. Phân lớp cơ sở dữ liệu ảnh dựa vào ngữ nghĩa:

II.1 .Phương pháp phân lớp:

-Độc lập với kỹ thuật phân lớp, việc phân lớp được thực hiện trong 2 bước :

Bước 1 :

Thực hiện việc học phân lớp từ các mẫu luyện, được đại diện bởi tập các đặc trưng và được gán nhãn với lớp tương ứng. Giải thuật học cố gắng thích nghi với mô hình sao cho với mỗi mẫu luyện , lớp được tiên đoán khớp với lớp được gán nhãn trước.Nói cách khác, giải thuật học thử đưa ra qui tắc mô tả sự tương ứng giữa mẫu và lớp.

Bước 2:

Gán mẫu thử cho lớp thích hợp nhất tương ứng với luật học.

Cu thể hóa bước 1 :

- Mỗi ảnh x thuộc tập ảnh I.
- Tập I được phân hoạch thành K lớp, $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$.
- Mỗi ảnh x có thể được thay thế bởi việc khảo sát biến ngẫu nhiên X.
- Hàm mật độ xác suất với điều kiện lớp ω_i : $p(x | \omega_i)$.
- Xác suất tiên nghiệm liên quan đến các lớp :

$$\{P(\omega_1), P(\omega_2), \dots, P(\omega_k)\} \text{ với } \sum_{i=1}^k P(\omega_i) = 1$$

- Ánh xạ phân lớp :

$$C: I \rightarrow \Omega$$

- Giả sử $y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ biểu thị m đặc trưng dựa trên đó việc phân lớp được tiến hành.

- Khi đó hàm mật độ xác suất với điều kiện lớp ω_i :

$$p(x | \omega_i) = p(y | \omega_i) .$$

- Việc còn lại là xác lập hàm mật độ xác suất với điều kiện lớp dựa trên mẫu thử : $p(y | \omega_i)$

- Chọn phương pháp định lượng vector để ước lượng hàm mật độ xác suất.

- Giả sử từ n mẫu luyện của lớp ω , chọn được q vector đại diện $v_j (1 \leq j \leq q)$ đặc trưng cho phân bố dữ liệu. Hàm mật độ xác suất có thể được ước lượng:

$$p(y|\omega) \approx \sum_{j=1}^q m_j * \exp\left(-\frac{\|y - v_j\|^2}{2}\right)$$

Trong đó m_j là số mẫu trong vùng S_j với vector đại diện v_j .

Cụ thể hóa bước 2:

- Để phân lớp ta dựa trên xác suất hậu nghiệm theo luật Bayes:

$$P(\omega_i | y) = \frac{p(y|\omega_i)P(\omega_i)}{p(y)}$$

- Theo luật phân lớp Bayes:

Nếu $P(\omega_i | y) > P(\omega_j | y) \forall j \neq i$ thì x được phân vào lớp ω_i .

Luật phân lớp Bayes làm cực tiểu hóa lỗi phân lớp.

- Giải thuật học phân lớp:

B1. Sưu tập các ảnh từ các lớp khác nhau và chia thành 2 tập:

Tập luyện và tập kiểm tra

B2. Xác định tập đặc trưng thích hợp đối với bài toán đã cho

B3. Rút trích đặc trưng từ tập luyện

B4. Dùng phương pháp định lượng vector để rút trích một tập q vector đại diện cho lớp.

B5. Với q cho trước, xác định trọng số của mỗi nhân có phân bố Gauss từ mẫu luyện (được xác định bởi số mẫu luyện được gán cho mỗi vector đại diện).

B6. Tính hàm mật độ xác suất với điều kiện lớp.

- Xác định các lớp ngữ nghĩa của cơ sở dữ liệu ảnh:

- Chúng tôi chọn phân lớp cơ sở dữ liệu ảnh theo ngữ nghĩa với sơ đồ phân cấp sau:

* Cảnh ngoại thất và ảnh nội thất.

* Cảnh ngoại thất được chia thành: cảnh thiên nhiên và cảnh thành phố.

* Cảnh thiên nhiên được chia thành: cảnh núi, rừng, bãi biển, hoành hôn, bình minh.

- Điều này phù hợp với cảm nhận trực quan của người.

- Vấn đề được đặc ra là chọn đặc trưng thích hợp cho phân lớp trên.

II.2. Đặc trưng màu sắc:

- Đặc trưng màu là một trong những đặc trưng thị giác được sử dụng rộng rãi trong truy tìm ảnh, nó độc lập với kích thước và hướng quay ảnh, các kỹ thuật có thể phân thành 2 nhóm chính:

Phân bố màu toàn cục và Phân bố màu có xét đến yếu tố vị trí.

- Về đặc trưng màu, để phù hợp với bài toán phân lớp được đặt ra, chúng tôi chọn các đặc trưng:

Lượng đồ màu, Mômen màu cục bộ, Vector liên kết màu, Lượng đồ hệ số góc, Vector liên kết hệ số góc.

- Bài báo chú trọng vào yếu tố vị trí của đặc trưng màu để đáp ứng bài toán phân lớp đã đặt ra.

- Mô hình màu HSI được chọn để lưu giữ giá trị màu của các điểm ảnh trong quá trình tìm kiếm nhằm đáp ứng cảm nhận thị giác của người.

1. Lược đồ màu

- Là đại lượng đặc trưng cho phân bố màu toàn cục của ảnh.

- Được định lượng :

$$H(I_D, c_i) = \frac{m(I_D, c_i)}{n(I_D)},$$

c_i là màu của điểm ảnh,

$n(I_D)$ là tổng số điểm ảnh trong ảnh,

$m(I_D, c_i)$ thể hiện số điểm ảnh có giá trị màu c_i .

- Mặc dù lượng màu cần tính là rất lớn (2^{24} màu), tuy nhiên do mức độ cảm nhận của mắt người còn hạn chế nên thật sự chúng ta không thể phân biệt được một lượng màu lớn như vậy. Do đó chúng tôi đề nghị phép lượng hóa gồm 18 H, 3 S, 3 I. Vì vậy chúng ta có 162 màu đại diện cho 2^{24} màu trong việc tìm kiếm.

- Lược đồ màu bất biến đối với phép quay và tịnh tiến ảnh, và nếu chuẩn hóa lược đồ màu sẽ đưa đến bất biến đối với phép co giãn.

- Độ đo tính tương tự về màu sắc giữa lược đồ màu của ảnh truy vấn $H(I_Q)$ và lược đồ màu của ảnh trong cơ sở dữ liệu ảnh $H(I_D)$:

$$D_H(I_Q, I_D) = \sum_{j=1}^M \min(H(I_Q, j), H(I_D, j)) / \sum_{l=1}^M H(I_D, j)$$

- Tuy nhiên vì lược đồ màu chỉ thể hiện tính phân bố màu toàn cục của ảnh mà không xét đến phân bố vị trí của điểm ảnh (có thể có 2 ảnh trông rất khác nhau nhưng lại có cùng lược đồ màu). Để khắc phục tình trạng này, chúng tôi dùng phân hoạch lưới ô vuông trên ảnh, tiến hành đối sánh trên từng ô ảnh.

$$D_{LVOI}(I_Q, I_D) = \sum_g D_H(C^Q(g), C^D(g))$$

trong đó $C^D(g)$ biểu thị màu trong lưới ô vuông g của ảnh I_D ,

$C^Q(g)$ biểu thị màu trong lưới ô vuông g của ảnh I_Q .

- Chúng tôi dùng 5 lược đồ màu cục bộ cho mỗi ảnh (với các vị trí nằm ở 4 góc $\frac{1}{4}$ và ở giữa) nhằm xét thêm yếu tố không gian của phân bố màu của histogram ($162 \times 5 = 810$ đặc trưng cho mỗi ảnh).

2. Vector liên kết màu (Color coherence vector) :

- Là lược đồ tinh chế lược đồ màu, chia mỗi ô màu (bin) thành 2 nhóm điểm ảnh :

Nhóm điểm liên kết màu (coherent pixels) và nhóm điểm không liên kết màu (non-coherence pixels).

- Một pixel trong một ô màu (bin) được gọi là điểm liên kết màu (coherent) nếu nó thuộc vùng gồm các màu tương tự với kích thước lớn (thường bằng khoảng 1% kích thước ảnh).

- Với mỗi ô màu (bin) giả sử số điểm liên kết màu là α và số điểm không liên kết màu là β thì vector liên kết màu được xác định :

$$V_C = [(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_n, \beta_n)], n \text{ là số ô màu (bin)}$$

- Độ đo tính tương tự giữa 2 ảnh dựa trên đặc trưng vector liên kết màu:

$$D_C(I_D, I_D) = \sum_{j=1}^n (|\alpha_{D_j} - \alpha_{D_j}| + |\beta_{D_j} - \beta_{D_j}|)$$

- Dẫn đến cần 1620 đặc trưng cho một ảnh (810 x 2).

- Phân biệt cảnh thiên nhiên và cảnh thành phố :

- . Chỉ dùng đặc trưng lược đồ màu khó phân biệt cảnh thiên nhiên với cảnh thành phố.
- . Cảnh thiên nhiên (núi, cảnh bình minh, hoàng hôn) có khuynh hướng có số điểm liên kết màu nhiều hơn số điểm không liên kết màu. Còn cảnh thành phố có khuynh hướng có số điểm liên kết màu và số điểm không liên kết màu gần như nhau. Vì vậy có thể dùng vector liên kết màu làm đặc trưng phân biệt cảnh thiên nhiên và cảnh thành phố.

3. Vector mômen màu cục bộ:

- Ảnh được chia thành n các khối con, mỗi khối con được rút trích 6 đặc trưng gồm 3 đặc trưng kỳ vọng và 3 đặc trưng phương sai cho các thành phần h,s,i :

$$m_h = E[h] = \sum_h h \times H(h), m_s = E[s] = \sum_s s \times H(s), m_i = E[i] = \sum_i i \times H(i)$$

$$\sigma_h = E[(h - E[h])^2] = \sum_h (h - m_h)^2 \times H(h), \sigma_s = E[(s - E[s])^2] = \sum_s (s - m_s)^2 \times H(s),$$

$$\sigma_i = E[(i - E[i])^2] = \sum_i (i - m_i)^2 \times H(i)$$

- Với $n = 10^2$, mỗi ảnh có 600 vector đặc trưng.

- Đối với cảnh nội thất :

Cường độ sáng có khuynh hướng biến thiên chậm, sắc độ biến thiên nhanh.

- Đối với cảnh ngoại thất :

Cường độ sáng có khuynh hướng biến thiên nhanh, sắc độ biến thiên chậm.

- Vì vậy dùng đặc trưng vector mômen màu cục bộ để phân biệt cảnh nội thất và ngoại thất.

4. Lược đồ hệ số góc (Edge Direction Histogram):

- Lược đồ gồm 73 phần tử trong đó :

. 72 phần tử đầu chứa số điểm ảnh có hệ số góc từ 0-355 độ, các hệ số góc này cách nhau 5 độ.

. Phần tử cuối chứa số điểm ảnh không nằm trên biên cạnh.

- Cần chuẩn hóa đặc trưng này để thích hợp với kích thước khác nhau của ảnh :

$$H(I_D, i) = \frac{m(I_D, i)}{n_E(I_D)}, i \in [0, 1, \dots, 71]$$

$$H(72) = \frac{H(72)}{n(I_D)}$$

$m(I_D, i)$ là số điểm ảnh thuộc biên cạnh có hệ số góc là $\alpha_i = i * 5$.

$n_E(I_D)$ là tổng số các điểm ảnh thuộc biên cạnh.

$n(I_D)$ là tổng số điểm ảnh của ảnh I_D .

5. Vector liên kết hệ số góc (Edge Direction Coherence Vector) :

- Là lược đồ tinh chế lược đồ hệ số góc, chia mỗi ô chứa (bin) thành 2 nhóm điểm ảnh :

Nhóm điểm liên kết hệ số góc (coherent pixels) và nhóm điểm không liên kết hệ số góc (non-coherence pixels).

- Một pixel trong một ô chứa (bin) được gọi là điểm liên kết hệ số góc (coherent) nếu nó thuộc vùng gồm các điểm thuộc cạnh có hệ số góc tương tự với kích thước lớn (thường vào khoảng 0.1% kích thước ảnh).

- Với mỗi ô chứa (bin) giả sử số điểm liên kết hệ số góc là α và số điểm không liên kết hệ số góc là β thì vector liên kết hệ số góc được xác định :

$$V_E = [(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_n, \beta_n)], n \text{ là số ô màu (bin)}$$

- Độ đo tính tương tự giữa 2 ảnh dựa trên đặc trưng vector liên kết hệ số góc:

$$D_E(I_a, I_b) = \sum_{j=1}^n (|\alpha_{a_j} - \alpha_{b_j}| + |\beta_{a_j} - \beta_{b_j}|)$$

- Cần dùng 145 đặc trưng cho mỗi ảnh (72x2 + 1).

- Cảnh thành phố có khuynh hướng tạo các điểm liên kết hệ số góc theo hướng ngang, dọc.

- Cảnh thiên nhiên có khuynh hướng ít tạo các điểm liên kết hệ số góc theo hướng ngang, dọc.

- Vì vậy nó là đặc trưng có ưu điểm hơn lược đồ hệ số góc đối với việc phân lớp cảnh thành phố và cảnh thiên nhiên.

6. Chọn đặc trưng thích hợp :

- Độ chính xác của việc phân lớp phụ thuộc vào việc chọn đặc trưng thích hợp.

- Các đặc trưng có khả năng phân lớp càng cao, độ chính xác khi phân lớp càng cao.

- Đặc trưng được gọi là có khả năng phân lớp cao nếu S_w bé và S_m lớn.

- Ma trận phân bố trong lớp (Within-class scatter matrix):

$$S_w = \sum_{i=1}^M P_i S_i, \quad S_i = E[(x - \mu_i)(x - \mu_i)^T], P_i \text{ là xác suất tiên nghiệm của lớp } \omega_i.$$

.trace $\{S_w\}$ là độ đo trung bình phương sai của đặc trưng tính trên toàn bộ các lớp.

- Ma trận phân bố hỗn hợp giữa các lớp (Mixture scatter matrix) :

$$S_m = E[(x - \mu_0)(x - \mu_0)^T], \quad \mu_0 = \sum_{i=1}^M P_i \mu_i$$

.Vết S_m là tổng phương sai của đặc trưng quanh giá trị trung bình toàn cục.

- Xét đại lượng :

$$J_1 = \frac{\text{Vết } \{S_m\}}{\text{Vết } \{S_w\}}$$

$$J_2 = \frac{|S_m|}{|S_w|} = |S_w^{-1} S_m|$$

$$J_3 = \text{Vết } \{S_w^{-1} S_m\}$$

đại lượng J_2, J_3 bất biến dưới phép biến đổi tuyến tính.

Có thể dùng đại lượng J_1 hoặc J_2, J_3 để xác định khả năng phân lớp của đặc trưng.

- Dựa vào các đại lượng này, thử nghiệm cho thấy vector liên kết hệ số góc có đặc tính phân lớp tốt hơn vector liên kết màu trong việc phân lớp cảnh thiên nhiên và thành phố.

7. Thử nghiệm :

- Chọn cơ sở dữ liệu ảnh gồm 2500 ảnh :

Lớp 1 : Cảnh thiên nhiên (núi, rừng, hoàng hôn).

Lớp 2 : Cảnh thành phố.

- Rút trích đặc trưng vector liên kết hệ số góc của cơ sở dữ liệu ảnh

- Xác định tập vector đại diện (codebook vectors) cho lớp 1 và lớp 2.
 - Xác định hàm xác suất có điều kiện lớp cho lớp 1 và lớp 2.
 - Trong lớp 1 chia làm 3 lớp con :
 - . Lớp núi
 - . Lớp rừng
 - . Lớp cảnh hoàng hôn
 - Rút trích tiếp đặc trưng lược đồ màu và lược đồ liên kết màu trong các lớp con.
 - Xác định tập vector đại diện cho các lớp con của lớp 1.
 - Xác định hàm xác suất có điều kiện lớp cho các lớp con của lớp 1 .
 - Khi bổ sung thêm cơ sở dữ liệu, giả sử cần đưa thêm ảnh A vào, rút trích đặc trưng vector liên kết hệ số góc của A rồi tính xác suất hậu nghiệm đối với lớp 1 và lớp 2 để gán nhãn cảnh thiên nhiên hoặc nhãn thành phố cho ảnh.
 - Sau đó tiếp tục rút trích đặc trưng lược đồ màu và lược đồ liên kết màu rồi tính xác suất hậu nghiệm đối với các lớp con để gán tiếp nhãn cảnh núi hoặc cảnh rừng hoặc cảnh hoàng hôn, bình minh cho ảnh.
 - Sau một thời gian nếu số ảnh đưa thêm vào đủ lớn thì thực hiện bước làm tươi để tạo sinh lại tập vector đại diện và hàm mật độ xác suất
 - Khi trong chế độ truy vấn, người sử dụng có thể nhập ảnh hoặc câu truy vấn (chỉ xét các ngữ nghĩa đơn, chưa xét ngữ nghĩa phức).
- (Các câu đại loại như cảnh thành phố lúc hoàng hôn chưa được xét đến)

-Bảng tổng kết các đặc trưng được sử dụng cho bài toán phân lớp :

Bài toán phân lớp	Thuộc tính định tính	Đặc trưng cấp thấp
Nội thất Ngoại thất	Sắc màu và độ sáng cục bộ	Mômen màu cục bộ dựa trên các khối con với kích thước 10x10
Thành phố Cảnh thiên nhiên	Phân bố cạnh	Lược đồ hệ số góc và vector liên kết hệ số góc
Hoàng hôn Rừng Núi	Phân bố màu toàn cục	Lược đồ màu và vector liên kết màu

-Bảng thống kê vector đại diện được dùng cho các phân lớp khác nhau :

Bài toán phân lớp	Số vector đại diện / lớp	Số chiều vector đặc trưng
Nội thất Ngoại thất	17	600
Thành phố Cảnh thiên nhiên	23	145
Hoàng hôn Rừng Núi	5	1620

- Bảng kết quả phân lớp:

Bài toán phân lớp	Phương pháp phân lớp	Kích thước dữ liệu	Độ chính xác
Nội thất Ngoại thất	Bayes + Định lượng vector	2500	91 %
Thành phố Cảnh thiên nhiên	Bayes + Định lượng vector	1890	93.5 %
Hoàng hôn Rừng Núi	Bayes + Định lượng vector	967	95 %

III. Kết luận và hướng phát triển :

- Ưu điểm chính của phân lớp Bayes là việc sử dụng một tập bé vector đại diện cho tập ảnh luyện phù hợp với yêu cầu cần tăng tốc độ truy tìm trên cơ sở dữ liệu ảnh lớn.
- Có thể mở rộng việc gán nhãn ngữ nghĩa cho ảnh theo hướng:
 - . Kết hợp thêm các đặc trưng cấp thấp như màu sắc, vân, hình dáng các đối tượng trong ảnh, mối quan hệ vị trí giữa các đối tượng trong ảnh cho các bài toán phân lớp phức tạp hơn.
 - . Khảo sát bài toán phân lớp mờ, một ảnh có thể mang nhiều ngữ nghĩa.
 - . Tự động hóa việc chọn đặc trưng thích hợp cho bài toán phân lớp.
 - . Điều chỉnh lại hệ thống thích nghi với các kết quả phản hồi từ người sử dụng.
- Phương pháp vừa trình bày có thể áp dụng vào nhiều ứng dụng trong đời sống.

CONTENT-BASED IMAGE RETRIEVAL BY ATTACHING SEMANTIC TAG TO IMAGE

Ly Quoc Ngoc

ABSTRACT:

-Content based image retrieval upgrading more rapidly with increasing of Electronics, Informatics and Telecommunications equipments, it can overcome the drawback of image retrieval based on text symbols.

-In this trend, we represent one model to retrieve image based on content. It can be used by the committee having own image and video collections, digital libraries, satellite video, medical imaging, education and distance learning.

- Methodology based on using image features as color, textures, shape, spatial relationships , to classifying image databse, attaching semantic tags to image for efficiently retrieving. Retrieving is really changing to classification.

- The main purpose of this paper is to represent the automatically low-level features extracting, using Bayesian classification based on vector quantization to estimate unknown probability density function from the training data.

- Extracting high-level conceptual information from low-level images features is a challenging problem. Automatically extracting all such relevant information may not be possible. Hower certain semantic concepts can be identified in a constrained environment.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Linda G. Shapiro & George C. Stockman, Computer Vision, Prentice-Hall, Inc 2001.
2. Harry Wechsler, Face Recognition, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 1998.
3. Sergios Theodoridis Konstantinos Koutroumbas, Pattern Recognition, Academic Press 1999.