

Tổng quan về Bài toán Phân lớp Ảnh Đa Đặc trưng

Trần Sơn Hải

Khoa Công Nghệ Thông Tin, Đại học Sư Phạm, Tp Hồ Chí Minh, Việt Nam,
haits@hcmup.edu.vn

Tóm tắt. Bài toán phân lớp ảnh đã và đang được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm và có nhiều phương pháp được đề xuất để giải quyết bài toán này với mục tiêu nâng cao hiệu quả phân lớp. Một trong những cách tiếp cận phổ biến hiện nay cho bài toán này là phân lớp ảnh dựa trên đa đặc trưng ảnh. Trước tiên, chiều mẫu cần phân lớp về nhiều không gian biểu diễn khác nhau. Trong giai đoạn này vấn đề đặt ra cần lựa chọn phép biến đổi ảnh thích hợp để trích chọn đặc trưng ảnh phù hợp với mục tiêu ứng dụng. Sau đó, sử dụng các kỹ thuật tính toán thông minh đánh giá phân loại ảnh theo các không gian này về các lớp tương ứng. Cuối cùng, hợp nhất các kết quả đánh giá để đưa ra kết luận. Cách tiếp cận này phản ánh đầy đủ tính đa dạng của mẫu cần phân lớp. Từ đó, đảm bảo nâng cao độ chính xác của hệ thống phân lớp.

1 Giới thiệu

Cùng với sự phát triển của phần mềm và phần cứng khối lượng ảnh phát triển không ngừng và ngày càng lớn. Một số lượng lớn các ảnh đang được sử dụng ở trong thư viện ảnh số và trên web. Vì vậy nhu cầu gom nhóm và phân lớp ảnh là một nhu cầu tất yếu. Phân lớp ảnh là lĩnh vực đòi hỏi sự nghiên cứu tổng hợp: nghiên cứu xử lý ảnh để rút trích các đặc trưng trong ảnh, áp dụng các tính toán toán học cao cấp, các công cụ trong cơ sở tri thức để phân loại ảnh về lớp tương ứng dựa trên các đặc trưng đã rút trích. Việc phân lớp ảnh chính xác có thể áp dụng vào nhiều ứng dụng thực tế, ví dụ: áp dụng vào hệ thống phân lớp các biểu lộ cảm xúc (vui, buồn, giận, ngạc nhiên, hạnh phúc ...) trên ảnh gương mặt để nâng cấp các hệ thống tương tác giữa người – máy.

Để có thể áp dụng bài toán phân lớp ảnh vào các ứng dụng thực tế trong lĩnh vực xử lý ảnh, không những đòi hỏi phải phân lớp với độ chính xác mà chi phí tính toán phải thấp. Chính vì vậy mà đã có rất nhiều kết quả đã được công bố trong thời gian qua trên các tạp chí và hội nghị chuyên ngành có uy tín. Các nghiên cứu nhằm đề xây dựng, phát triển, hay cải tiến các kỹ thuật tính toán toán học cao cấp nhằm nâng cao độ chính xác của quá trình phân lớp, cũng như giảm độ phức tạp của thuật toán trong cả quá trình huấn luyện lẫn phân lớp để có thể đáp ứng yêu cầu tốc độ ngày càng cao của người sử dụng.

Bài toán phân lớp ảnh là lĩnh vực nghiên cứu được sự quan tâm của các nhà khoa học trong và ngoài nước, vì thế có nhiều hướng tiếp cận để giải quyết bài toán này. Các hướng tiếp cận phổ biến hiện nay cho việc giải quyết bài toán phân lớp là: sử

dùng K-NN và K-Mean với các độ đo khác nhau, Support Vector Machine (SVM) và mạng Noron nhân tạo (ANN) ...

Phương pháp phân lớp bằng K-NN và K-Mean rất phổ cập hiện nay thích hợp với lớp bài toán, trong đó không gian biểu diễn mẫu nhỏ. Tuy nhiên, trong trường hợp không gian biểu diễn mẫu có kích thước lớn thì chi phí tính toán của hai phương pháp này cao.

Phương pháp Support Vector Machine (SVM) áp dụng khá tốt cho các bài toán phân lớp mẫu ngay cả khi không gian biểu diễn mẫu lớn. Với cách tiếp cận của phương pháp này, cần thiết phải xác định các siêu phẳng để phân lớp mẫu, và số lượng siêu phẳng cần xác định tăng tỷ lệ với số lượng lớp cần phân loại. Điều này dẫn đến: thời gian tạo các siêu phẳng phân lớp thường cao trong trường hợp số lượng lớp lớn (tốn kém chi phí tính toán). Mặt khác, trường hợp mẫu cần phân loại không thuộc L lớp cho trước, phương pháp SVM không xác định được (cụ thể, SVM sẽ phân loại mẫu đó về một trong L lớp cho trước dựa theo hệ số tính toán, điều này cho một kết quả phân lớp sai).

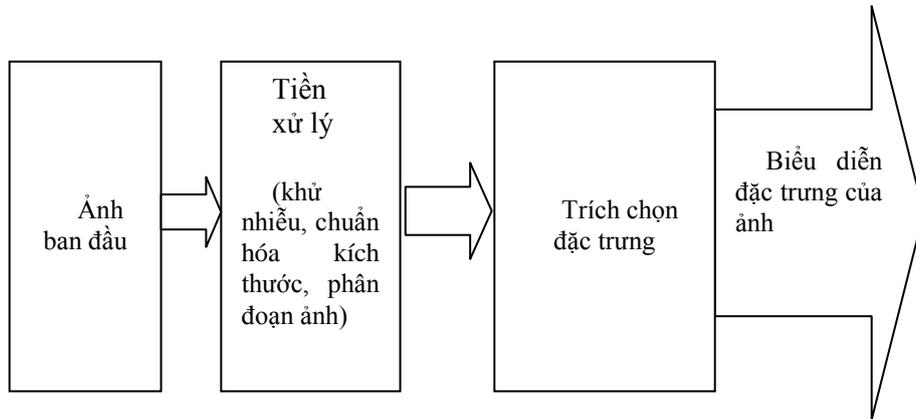
Một cách tiếp cận khác khá phổ biến hiện nay là dùng mạng Noron nhân tạo cho bài toán phân lớp mẫu. Với cách tiếp cận này một mạng Noron nhân tạo sẽ được huấn luyện với tập mẫu để tìm ra bộ trọng số phục vụ cho quá trình phân lớp. Cách tiếp cận này khắc phục được nhược điểm của SVM nhờ sử dụng hệ số ngưỡng trong quá trình phân loại mẫu. Cụ thể, nếu mẫu cần phân loại không thuộc L lớp cho trước, mạng Noron nhân tạo xác định được và thông báo kết quả đối tượng đó nằm ngoài cơ sở dữ liệu các lớp đã có.

Với bài toán phân lớp ảnh, kích thước của ảnh lớn (không gian biểu diễn của ảnh lớn), do đó các phương pháp truyền thống K-NN, K-Mean là không thích hợp. Hơn nữa, ảnh đầu vào của hệ thống phân lớp có thể thuộc hoặc không thuộc L lớp đối tượng cho trước. Trong trường hợp ảnh đầu vào nằm ngoài L lớp cho trước, phương pháp SVM sẽ cho kết quả sai (tự động phân loại ảnh về lớp gần nhất). Trong trường hợp này sử dụng hệ số ngưỡng thích hợp của mạng Noron, một ảnh không nằm trong cơ sở dữ liệu sẽ không được phân loại về một lớp nào.

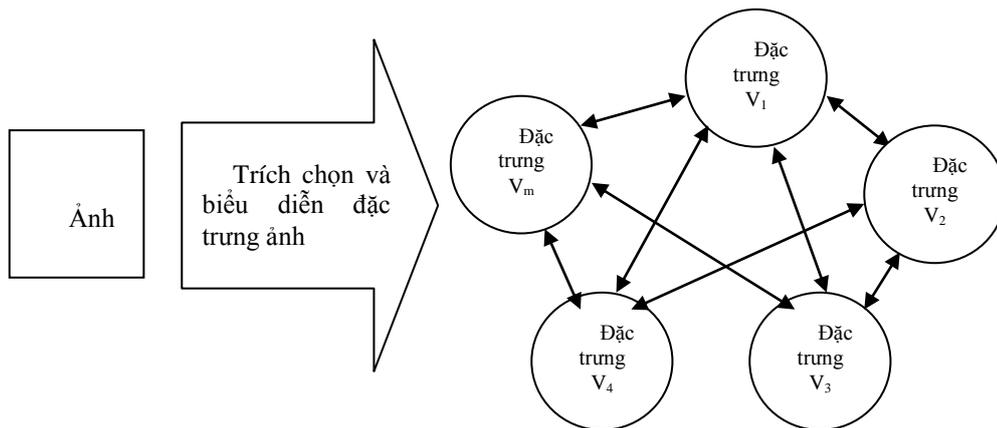
Trong phạm vi nghiên cứu này, quá trình toán phân lớp ảnh sẽ chia ra làm 2 giai đoạn: (1) biểu diễn đặc trưng ảnh; (2) áp dụng công cụ cơ sở tri thức phân lớp ảnh.

Giai đoạn (1): Biểu diễn đặc trưng ảnh. Một ảnh ban đầu sẽ được tách thành m ảnh con. Mỗi ảnh con sẽ trích chọn ra một vector đặc trưng tương ứng bằng cách sử dụng các phép biến đổi trên ảnh như: Fourier, Wavelet [1,2], Hough [3], Principal Component Analysis (PCA) [4], Independent Component Analysis (ICA) [5], curvelet and ridgelet [6]. Mỗi ảnh con sẽ trích chọn ra một vector đặc trưng tương ứng. Các vector này đại diện cho ảnh ban đầu. Như vậy, ảnh ban đầu sẽ được biểu diễn trong các không gian con tương ứng với m vector đặc trưng. Các đặc trưng này cần được thể hiện trong mô hình biểu diễn đa đặc trưng của ảnh để không những phản ánh các đặc điểm riêng lẻ của ảnh mà còn thể hiện mối tương quan giữa các đặc điểm này.

Trong giai đoạn này, nghiên cứu này sẽ áp dụng các phép biến đổi trên ảnh đã có để rút trích đặc trưng và tập trung phát triển mô hình biểu diễn đa đặc trưng trên ảnh. Mô hình không chỉ thể hiện từng đặc điểm riêng lẻ của ảnh (biểu diễn bằng vector đặc trưng tương ứng như các cách biểu diễn đặc trưng ảnh truyền thống, mà còn thể hiện mối quan hệ giữa các đặc trưng với nhau trong ảnh.



Hình 1. Giai đoạn biểu diễn đặc trưng ảnh



Hình 2. Biểu diễn đa đặc trưng ảnh

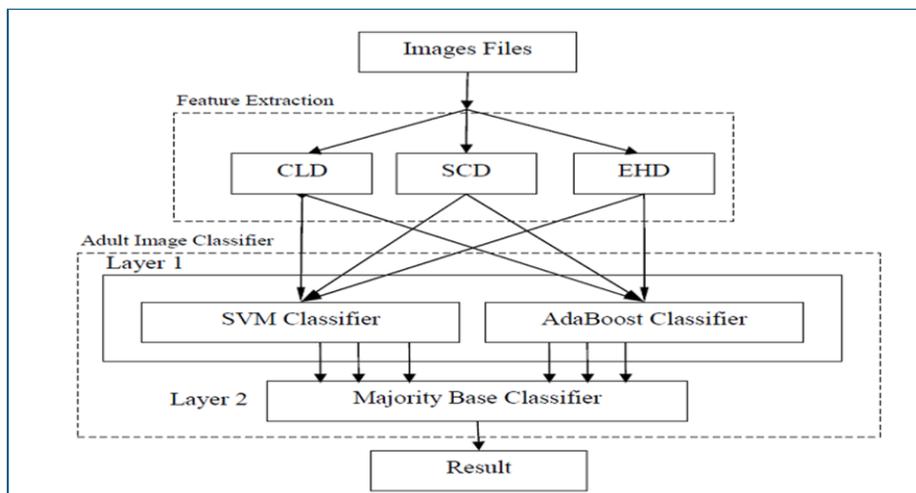
Giai đoạn (2): Áp dụng công cụ cơ sở tri thức phân lớp ảnh. Áp dụng một công cụ cơ sở tri thức phân loại ảnh về một lớp tương ứng theo từng tiêu chí trong mô hình biểu diễn đặc trưng của ảnh. Sau đó, hợp nhất các kết quả phân lớp của từng công cụ cơ sở tri thức riêng lẻ để đưa ra kết luận. Việc biểu diễn ảnh theo nhiều tiêu chí khác nhau phản ánh đầy đủ tính đa dạng của ảnh cần phân lớp. Từ đó, đảm bảo nâng cao độ chính xác của hệ thống phân lớp.

Trong giai đoạn phân lớp, ngoài các mô hình chỉ sử dụng một công cụ cơ sở tri thức duy nhất để phân lớp như Support Vector Machine (SVM), mạng Noron, Adaboost, K-NN, Kmean với các độ đo khác nhau hay giải thuật di truyền..., một số nghiên cứu trong và ngoài nước gần đây đã đề xuất một số mô hình kết hợp các kỹ thuật tính toán thông minh nhằm kết hợp ưu điểm của nhiều kỹ thuật để mạng lại kết quả phân lớp chính xác hơn. Một số mô hình lai kết hợp giữa mạng Noron với các kỹ

thuật khác khác như thuật giải di truyền hay SVM hay kết hợp bộ phân lớp yếu AdaBoost với các kỹ thuật khác như SVM hay mạng Nơron. Ví dụ mô hình kết hợp thuật giải di truyền và mạng Nơron [7].

2 Các Nghiên cứu Liên quan

Bài toán phân lớp mẫu nói chung cũng như bài toán phân lớp ảnh nói riêng đã và đang được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm. Từ xưa đến nay, nhiều phương pháp được đề xuất để giải quyết bài toán này với mục tiêu nâng cao hiệu quả phân lớp. Một trong những cách tiếp cận phổ biến như sau: trước tiên, chiếu mẫu cần phân lớp về nhiều không gian biểu diễn khác nhau. Sau đó, đánh giá phân loại mẫu theo các không gian này về các lớp tương ứng. Cuối cùng, hợp nhất các kết quả đánh giá để đưa ra kết luận. Cách tiếp cận này phản ánh đầy đủ tính đa dạng của mẫu cần phân lớp. Từ đó, đảm bảo nâng cao độ chính xác của hệ thống phân lớp. Trên cơ sở cách tiếp cận này, bài báo đề xuất mô hình kết hợp nhiều mạng Nơron nhằm giải quyết giai đoạn hợp nhất các kết quả đánh giá. Mô hình đề xuất đánh giá mức độ tin cậy của từng không gian biểu diễn mẫu và hợp nhất các kết quả đưa ra kết luận dựa theo độ tin cậy đã đánh giá. Đây là mô hình liên kết nhiều mạng Nơron, tạm gọi là mô hình đa liên kết mạng Nơron. Việc so sánh kết quả thực nghiệm của mô hình đề xuất với các mô hình đã có được thực hiện trên bài toán phân lớp ảnh phong cảnh cho thấy tính khả thi của mô hình đề xuất [8].

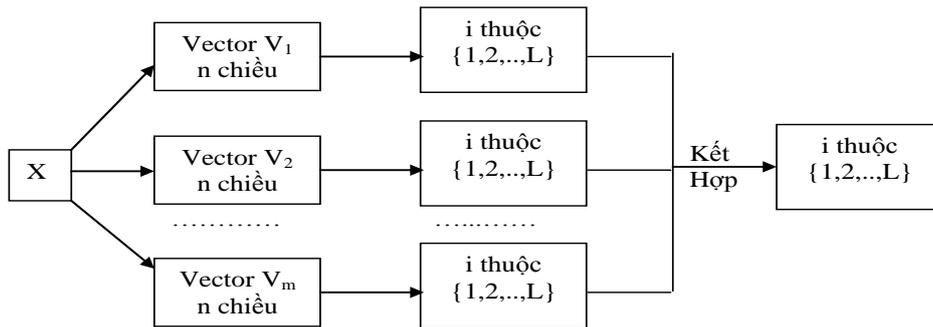


Hình 3. Multi-classifier Scheme with Low-Level Visual Feature for Adult Image Classification [9]

Vào năm 2011, Mohammadmehdi Bozorgi, Mohd Aizaini Maarof, and Lee Zhi Sam đề xuất bộ phân lớp đa tầng trên các đặc trưng cấp thấp và thử nghiệm với Adult Image Classification đạt độ chính xác 91.9% [9].

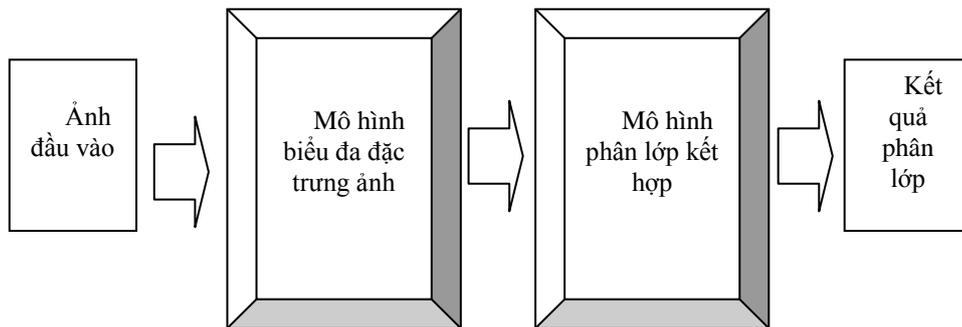
3 Phân lớp Ảnh Dựa trên Đa Đặc trưng

Các mô hình kết hợp đã được phát triển cho thấy việc kết hợp nhiều kỹ thuật tính toán thông minh là khả thi và cần thiết để nâng cao hiệu quả cho hệ thống phân lớp. Bài toán phân lớp ảnh dựa trên các không gian con biểu diễn ảnh là một dạng của bài toán phân lớp mẫu m vector, phân vào L lớp $\Omega = \{\Omega_i \mid 1 \leq i \leq L\}$:



Hình 4. Phân lớp ảnh với m vector đặc trưng

Trên cơ sở cách tiếp cận đa đặc trưng và phân lớp dựa vào cơ sở tri thức (Knowledge based classification), đề tài nghiên cứu đề xuất một mô hình biểu diễn các đặc trưng của ảnh. Mỗi ảnh có nhiều đặc trưng được trích chọn và biểu diễn, tuy nhiên thay vì ảnh được đặc trưng bởi m vector độc lập theo cách tiếp cận truyền thống, đề tài sẽ nghiên cứu xây dựng một mô hình biểu diễn nhiều đặc trưng của ảnh và mối tương quan giữa các đặc trưng này. Đồng thời đề tài sẽ nghiên cứu đề xuất mô hình kết hợp nhiều công cụ cơ sở tri thức nhằm giải quyết giai đoạn hợp nhất các kết quả đánh giá. Mô hình đề xuất đánh giá mức độ tin cậy của từng không gian biểu diễn ảnh và hợp nhất các kết quả đưa ra kết luận dựa theo độ tin cậy đã đánh giá.



Hình 5. Hệ thống phân lớp ảnh đề xuất

Tóm lại, nghiên cứu này sẽ tập trung phát triển đề xuất một hình biểu diễn đa đặc trưng ảnh (một dạng mô hình biểu diễn tri thức đơn giản của ảnh) và một mô hình kết

hợp các kỹ thuật tính toán thông minh áp dụng giải quyết bài toán phân lớp ảnh. Mô hình phân lớp kết hợp đề xuất cần tận dụng các ưu điểm của nhiều kỹ thuật phân lớp và thích hợp với mô hình biểu diễn đa đặc trưng ảnh đề xuất. Sau đó xây dựng hệ thống phân lớp ảnh theo phương pháp đề xuất áp dụng vào một số ứng dụng phân lớp ảnh cụ thể như phân lớp biểu lộ cảm xúc trên ảnh gương mặt.

Nghiên cứu này sẽ áp dụng nhiều phương pháp nghiên cứu khoa học khác nhau, tuy nhiên, chủ yếu là các phương pháp sau: Phân tích tổng hợp; Thử và sai; Quan sát thử nghiệm; Mô hình hóa.

Bảng 1. Nội dung và phương pháp nghiên cứu sử dụng

Nội dung nghiên cứu	Phương pháp nghiên cứu
<p>Tìm hiểu các nghiên cứu liên quan đến bài toán phân lớp ảnh tổng quát: mô hình thực hiện qua các bước, các kỹ thuật đã nghiên cứu và áp dụng.</p>	<p>Tìm tài liệu, tổng hợp, so sánh</p>
<p>Giai đoạn trích chọn và biểu diễn đặc trưng ảnh: Khảo sát các mô hình tính toán liên quan, tìm mô hình tính toán thích hợp cho giai đoạn này.</p>	<p>Tìm tài liệu, phân tích tổng hợp và mô hình hóa. Đồng thời thử nghiệm kết quả để đánh giá mô hình</p>
<p>Giai đoạn phân lớp ảnh: Tìm hiểu các nghiên cứu liên quan đến giai đoạn này, từ đó chọn lựa và phát triển các mô hình sao cho đạt hiệu suất cao nhất.</p>	<p>Tìm tài liệu, phân tích tổng hợp và mô hình hóa, và thử nghiệm kết quả</p>
<p>Xây dựng mô hình tính toán tổng hợp cho bài toán phân lớp ảnh.</p>	<p>Tìm tài liệu, phân tích tổng hợp, mô hình hóa</p>
<p>Xây dựng chương trình ứng dụng thể hiện các mô hình tính toán để giải quyết bài toán phân lớp ảnh</p>	<p>Mô hình hóa, tổng hợp</p>
<p>So sánh đối chiếu các mô hình, ứng dụng đã có thông qua thực nghiệm để chứng minh tính ưu việt của mô hình đề xuất.</p>	<p>Phân tích tổng hợp</p>

Các phép biến đổi, phương pháp rút trích đặc trưng trên ảnh để thu thập, phân tích ý nghĩa các đặc điểm của ảnh sẽ được sử dụng trong nghiên cứu này. Cũng từ các đặc điểm đó sẽ khảo sát các phương pháp biểu diễn đặc điểm ảnh thích hợp. Dựa trên đó xây dựng mô hình biểu diễn đặc trưng của ảnh. Như vậy mô hình biểu diễn đa đặc trưng ảnh là một dạng mô hình biểu diễn các tri thức liên quan đến ảnh trong từng dạng ảnh. Tiếp theo, nghiên cứu kết hợp các kỹ thuật tính toán thông minh (mạng Noron, SVM, K-Mean, K-NN, Adaboost...) và đề xuất mô hình phân lớp kết hợp các kỹ thuật tính toán thông minh này thích hợp với cách biểu diễn đặc trưng trên.

Nhằm mục tiêu xây dựng phát triển một phương pháp mới giải quyết bài toán phân lớp ảnh đã đề ra, các vấn đề sau cần được tập trung nghiên cứu: Nghiên cứu các phương pháp trích chọn và biểu diễn đặc trưng ảnh. Từ đó xây dựng mô hình biểu diễn đa đặc trưng của ảnh; Nghiên cứu kỹ các dạng mô hình kết hợp kỹ thuật tính toán thông minh áp dụng cho bài toán phân lớp ảnh; Xây dựng hệ thống phân lớp ảnh theo các mô hình đề xuất và thực nghiệm trên một số cơ sở dữ liệu ảnh để chứng minh tính khả thi của phương pháp đề xuất; Xây dựng ứng dụng cụ thể phân lớp biểu lộ cảm xúc gương mặt áp dụng phương pháp phân lớp đề xuất.

4 Kết quả Nghiên cứu Đã Công bố

Đầu tiên, chúng tôi đề xuất mô hình đa mạng Neural nhân tạo (Multi Artificial Neural Network (MANN) với 3 tham số m , n , L) áp dụng cho bài toán phân lớp 6 biểu lộ cảm xúc của ảnh gương mặt. Trong đó, L là số lớp cần phân loại, m là số vector đặc trưng của ảnh, n là số chiều của một vector đặc trưng. Theo hướng tiếp cận này, mỗi ảnh sẽ được đặc trưng bởi nhiều vector. Mỗi đặc trưng sẽ là đầu vào cho một mạng Neural thành phần của mô hình MANN. Sau đó, sử dụng mạng Neural toàn cục để hợp nhất các kết quả phân lớp của tất cả các mạng Neural thành phần. Kết quả thực nghiệm trên tập ảnh JAFEE gồm hình 213 ảnh gương mặt của 10 cô gái Nhật phân lớp trên 6 cảm xúc cơ bản (vui, buồn, giận dữ, hạnh phúc, ngạc nhiên, sợ hãi) đạt độ chính xác 83% cho thấy tính khả thi của mô hình đề xuất [10].

Sau đó, cải tiến số lượng tham số của mô hình MANN và tiến hành song song hóa giải thuật huấn luyện của các mạng Neural thành phần áp dụng vào bài toán phân lớp ảnh phong cảnh của 3 vùng Hà Nội, Hạ Long và Nha Trang. Kết quả này cho thấy khả năng ứng dụng rộng rãi của mô hình MANN [11].

Nhằm nâng cao độ chính xác phân lớp của mạng Neural cho bài toán phân lớp biểu lộ cảm xúc của ảnh gương mặt cần phải trích chọn các đặc trưng cục bộ trên gương mặt: đặc trưng của mắt trái, đặc trưng của mắt phải, đặc trưng của mũi và đặc trưng của chân mày. Vì sự biến đổi các đặc trưng cục bộ giúp xác định chính xác cảm xúc trên gương mặt như vui, buồn, giận dữ, hạnh phúc, ngạc nhiên hay sợ hãi. Vì vậy, chúng tôi đề xuất dùng thuật toán tách biên Canny để trích ra các vùng cục bộ trong ảnh gương mặt, sau đó sử dụng Principal Component Analysis (PCA) để rút trích các đặc trưng cục bộ làm đầu vào cho mạng Neural nhân tạo phân lớp. Tiến hành thực nghiệm trên cùng tập ảnh JAFEE, độ chính xác của phương pháp này nâng cao hơn so phương pháp dùng MANN với các đặc trưng đơn giản màu sắc. Như vậy, việc trích chọn đặc trưng cũng đóng vai trò nhất định trong độ chính xác của hệ thống phân lớp ảnh [12]. Kết quả nghiên cứu này không chỉ được đăng trong hội nghị kỹ yếu hội nghị International Conference on Machine Learning and Computing (ICMLC) mà còn được chọn đăng tại tạp chí International Journal of Machine Learning and Computing (IJMLC) của hội nghị này [13].

Cải tiến phương pháp trên, thay vì dùng PCA truyền thống, chúng tôi sử dụng 2D-PCA, một phương pháp trích chọn đặc trưng rất hiệu quả trên ảnh 2 chiều, để trích chọn đặc trưng ảnh gương mặt làm đầu vào cho mô hình phân lớp đa mạng Neural (MANN) cho kết quả hết sức khả quan 93% trong bài toán phân lớp biểu lộ 6 cảm xúc cơ bản trên gương mặt [14].

Gần đây nhất, chúng tôi xây dựng hệ thống nhận dạng chữ số La Mã (I – X) kết hợp giữa Support Vector Machine (SVM) và Mạng Neural nhân tạo (ANN) tỷ lệ nhận dạng chính xác 86% cho thấy tính khả thi của mô hình kết hợp này. Tuy nhiên, độ phức tạp của giải thuật này khá cao so với phương chỉ dùng mạng Neural [15].

5 Kết luận và Nghiên cứu Tiếp theo

Nhóm nghiên cứu đã khảo sát và thử nghiệm bài toán phân lớp ảnh trên một số loại ảnh như: ảnh mặt người, ảnh phong cảnh và ảnh chữ số. Đồng thời đã thử nghiệm một số phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh, cũng như thử nghiệm một số mô hình phân lớp kết hợp. Bài toán phân lớp ảnh nhóm đang nghiên cứu yêu cầu số lượng lớp cần phân loại phải xác định trước, ví dụ phân lớp ảnh 3 vùng phong cảnh, 6 loại cảm xúc cơ bản của gương mặt hay 10 lớp chữ số La Mã (I-X). Các kết quả thực nghiệm cho thấy để đạt độ chính xác cao cần phải rút trích các đặc trưng chính xác và lựa chọn đặc trưng phù hợp với bài toán thực tế. Ngoài ra, cần kết hợp nhiều kỹ thuật tính toán thông minh để nâng cao hiệu quả phân lớp.

Trong giai đoạn trích chọn đặc trưng, cần phát triển một phương pháp trích chọn và biểu diễn đa đặc trưng nhằm phản ánh tính đa dạng của ảnh. Đồng thời phát triển mô hình biểu diễn đặc trưng có thể hiện mối tương quan giữa các đặc trưng, bởi vì mối quan hệ tương quan giữa các đặc trưng trong ảnh đóng vai trò quan trọng trong kết quả phân lớp. Đây là điểm chưa được khai thác triệt để trong các giải pháp cho bài toán phân lớp gần đây.

Trong giai đoạn phân lớp, việc sử dụng một kỹ thuật tính toán thông minh riêng lẻ như: k-NN, K-Mean, mạng Bayesian, mạng Neural, Adaboost, hay Support Vector Machine (SVM) đều có những ưu và khuyết điểm nhất định. Vì vậy, kết hợp nhiều kỹ thuật này sẽ giúp tận dụng ưu điểm của nhiều kỹ thuật một lúc và bổ khuyết các khuyết điểm cho nhau. Tuy nhiên, việc sử dụng các mô hình kết hợp nhiều kỹ thuật sẽ dẫn đến độ phức tạp của thuật toán thường tăng cao. Do đó, cần kết hợp các kỹ thuật với nhau một cách thích hợp để vừa nâng độ chính xác phân lớp mà độ phức tạp của thuật toán vẫn chấp nhận được.

Tài liệu Tham khảo

1. Yang, Z., Rongyi, H., Muwei J.: Comparison of Two Methods for Texture Image Classification. Computer Science and Engineering WCSE '09. Second International Workshop, vol. 1, pp. 65--68. IEEE Press (2009).
2. Linlin, S. Li, B. Picton, P.: Facial recognition/verification using Gabor wavelets and kernel methods. Image Processing ICIP '04. International Conference, vol. 3, pp. 1433—1436. IEEE Press (2004).
3. White, K.P., Kundu, B., Mastrangelo, C.M.: Classification of Defect Clusters on Semiconductor Wafers Via the Hough Transformation. Semiconductor Manufacturing. IEEE Transactions, vol. 21, No. 2, pp 272—278. IEEE Press (2008).
4. Zhao, L. Guo, Z.: Face Recognition Method Based on Adaptively Weighted Block-Two Dimensional Principal Component Analysis. Computational Intelligence, Communication

- Systems and Networks (CICSyN), Third International Conference, pp. 22—25. IEEE Press (2011).
5. Xingfu, Z., Xiangmin, R.: Two Dimensional Principal Component Analysis based Independent Component Analysis for face recognition”, Multimedia Technology (ICMT), International Conference, pp. 934—936. IEEE Press (2011).
 6. Wakin, M.B.: Sparse Image and Signal Processing: Wavelets, Curvelets, Morphological Diversity, Signal Processing Magazine, vol. 28, No. 5, pp. 144-146. IEEE Press (2011).
 7. Hoàng Kiếm, Lê Hoài Bắc, Lê Hoàng Thái: Mạng Noron và thuật giải di truyền: ứng dụng cho nhận dạng chữ viết tay. Hội nghị khoa học lần thứ hai: Báo cáo khoa học Công Nghệ Thông Tin, Trường Đại học Khoa Học Tự Nhiên, Tp. Hồ Chí Minh (2000).
 8. Lê Hoàng Thái, Trần Sơn Hải: Phát Triển Mô Hình Liên Kết Mạng Áp Dụng Cho Bài Toán Phân Lớp Ảnh. Kỳ yếu hội thảo @ Một số vấn đề chọn lọc về Công Nghệ Thông Tin Quốc Gia, pp. 327-340. Biên Hòa (2009).
 9. Mohammadmehdi Bozorgi, Mohd Aizaini Maarof, Lee Zhi Sam: Multi-classifier Scheme with Low-Level Visual Feature for Adult Image Classification. Communications in Computer and Information Science, 2011, Vol 181, No 6, pp. 793-802. Springer Press (2011).
 10. Lê Hoàng Thái, Trần Sơn Hải: Facial Expression Classification Based on Multi Artificial Neural Network. Volume of Extended Abstract, International conference on Advance Computing and Applications, pp. 125-133. Hồ Chí Minh (2010).
 11. Thái Hoàng Le, Nguyen Do Thai Nguyen, Hai Son Tran: Landscape Image of Regional Tourism Classification using Neural Network. 3rd International Conference on Communications and Electronics, ICCE 2010. Proceedings. Nha Trang (2010).
 12. Thái Hoàng Le, Nguyen Thai Do Nguyen, Hai Son Tran: Facial Expression Classification System Integrating Canny, Principal Component Analysis and Artificial Neural Network. 3rd International Conference on Machine Learning and Computing, ICMLC Proceedings, Vol 4, pp. 306-309. Singapore (2011).
 13. Le Hoang Thai, Nguyen Do Thai Nguyen and Tran Son Hai (Oct 2011), “A Facial Expression Classification System Integrating Canny, Principal Component Analysis and Artificial Neural Network”, International Journal of Machine Learning and Computing, Vol. 1, No. 4, pp 388-393 (2011).
 14. Thái Le, Phat Tat, Hai Tran: Facial Expression Classification based on Multi Artificial Neural Network and Two Dimensional Principal Component Analysis, International Journal of Computer Science Issue (IJCSI), Vol 8, No 3, pp.19-26 (2011).
 15. Le Hoang Thai, Tran Son Hai, Nguyen Thanh Thuy: Image Classification using Support Vector Machine and Artificial Neural Network, I.J. Information Technology and Computer Science, Vol. 5, pp. 32-38, DOI: 10.5815/ijitcs.2012.05.05. MECS Press (2012).