

## NHẬN DẠNG CHỮ VIẾT TAY DÙNG RÚT TRÍCH THÔNG TIN THEO CHIỀU VÀ MẠNG NORON

Huỳnh Hữu Lộc, Lưu Quốc Hải, Đinh Đức Anh Vũ

Trường Đại học Bách Khoa, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 07 tháng 12 năm 2010, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 20 tháng 04 năm 2011)

**TÓM TẮT:** Nhận dạng chữ viết tay là một đề tài rất quan trọng, nó có những ứng dụng khác nhau trong tình báo, kỹ thuật robot,... Bài báo cáo này trình bày kỹ thuật nhận dạng ký tự viết tay dùng phương pháp nhận dạng dựa trên thông tin tĩnh. Phương pháp gồm hai bước: làm mỏng nét ký tự để giữ lại bộ khung của chúng và những thông tin đặc trưng được rút trích dựa trên bộ khung này bằng phương pháp rút trích thông tin theo chiều. Mặt khác, chúng ta xây dựng mạng nơ-ron nhân tạo nhằm tạo ra cơ sở dữ liệu tri thức cho quá trình nhận dạng. Trong thí nghiệm của mình, độ chính xác của giải thuật đạt trên 84% được ghi nhận dựa trên các mẫu thu được trong thực tế. Với kỹ thuật này, chúng ta có thể thay thế hoặc kết hợp với các phương pháp nhận dạng trực tuyến thường được dùng trên các thiết bị di động và mở rộng việc nhận dạng lên các bề mặt khác như giấy viết, bảng, biển số xe, cũng như khả năng đọc chữ cho robot.

**Từ khóa:** nhận dạng chữ viết tay, mạng nơron

### 1. GIỚI THIỆU

Nhận dạng chữ viết tay là một đề tài rất quan trọng, nó có những ứng dụng khác nhau trong tình báo, kỹ thuật robot,... Các nghiên cứu về nhận dạng chữ viết tay đã được phát triển từ hơn nửa thập kỷ qua và đạt được nhiều thành quả thiết thực.

Ở mức khái niệm, kỹ thuật nhận dạng chữ viết tay được chia thành hai phương pháp chính [1, 2]: nhận dạng chữ viết gián tiếp dựa trên thông tin tĩnh (off-line handwriting recognition)- chương trình sẽ thông dịch các ký tự, các chữ hay các đoạn văn được viết trên các mẫu giấy hoặc các bề mặt khác mà chúng ta có thể thu thập thông tin về chúng thông qua hình ảnh thu được từ các bề mặt bằng cách

chụp lại hình ảnh và nhận dạng chữ viết trực tiếp dựa trên thông tin động (online handwriting recognition)- nhận dạng ký tự hoặc chữ viết dựa trên thông tin thu được trong thời gian thực ngay lúc người dùng thực hiện hành động viết, những thông tin đó là tốc độ viết, áp lực khi viết và hướng viết.

Hướng tiếp cận của đề tài là nhận dạng dựa trên thông tin tĩnh. Mặc dù phương pháp nhận dạng trực tiếp đang được áp dụng rộng rãi trên các thiết bị di động, nhưng nhận dạng tĩnh lại có những ưu điểm khác. Phương pháp này không dừng lại ở việc ứng dụng và hoàn thiện trên các thiết bị di động, mà còn có khả năng mở rộng sang các ứng dụng khác như đọc các văn bản viết trên giấy cũng như ứng dụng vào khả năng đọc và hiểu chữ của robot.

Đầu tiên chúng ta dùng giải thuật làm mỏng nét ký tự để giữ lại bộ khung ký tự, loại bỏ các thông tin dư thừa về hình dạng của ký tự. Sau đó, những thông tin đặc trưng được rút trích dựa trên bộ khung này bằng phương pháp rút trích thông tin theo chiều và kết hợp những véctơ đặc điểm cục bộ với các thông tin về cấu trúc toàn cục sẽ nhận dạng chữ viết. Tiếp theo, chiều của các phần đoạn thẳng tạo nên các ký tự được dò tìm, các pixel được thay thế bằng các giá trị chiều thích hợp. Cuối cùng, các đặc điểm của ký tự được huấn luyện và phân loại bởi mạng nơ-ron. Các phần còn lại trong bài báo cáo được tổ chức như sau: phần hai, chúng ta khái quát một số bước thông thường của một hệ thống nhận dạng chữ viết tay. Thuật giải sẽ được thể hiện trong phần ba. Phần bốn trình bày những thí nghiệm và kết quả thu được. Những thảo luận và đánh giá hiệu quả của giải thuật sẽ được trình bày ở phần năm.

## 2. NHỮNG NÉT ĐẶC TRƯNG CỦA HỆ THỐNG NHẬN DẠNG CHỮ VIẾT TAY

Nhận dạng chữ viết tay thường bao gồm năm giai đoạn: tiền xử lý (preprocessing), phân mảnh (segmentation), biểu diễn (representation), huấn luyện và nhận dạng (training and recognition), hậu xử lý (postprocessing) [1, 3, 5].

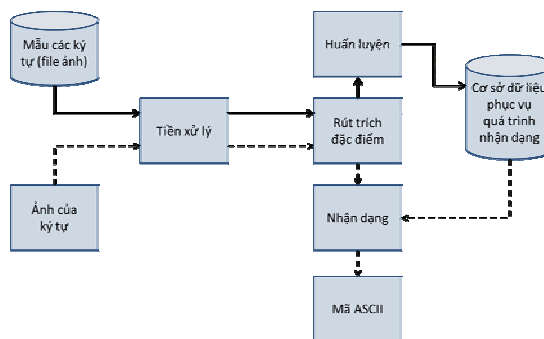
(i) Tiền xử lý: giảm nhiễu cho các lỗi trong quá trình quét ảnh, hoạt động viết của con người, chuẩn hóa dữ liệu và nén dữ liệu.

(ii) Phân mảnh: chia nhỏ văn bản thành những thành phần nhỏ hơn, phân mảnh các từ trong câu hay các ký tự trong từ.

(iii) Biểu diễn, rút trích đặc điểm: giai đoạn đóng vai trò quan trọng nhất trong nhận dạng chữ viết tay. Để tránh những phức tạp của chữ viết tay cũng như tăng cường độ chính xác, ta cần phải biểu diễn thông tin chữ viết dưới những dạng đặc biệt hơn và cô đọng hơn, rút trích các đặc điểm riêng nhằm phân biệt các ký tự khác nhau.

(iv) Huấn luyện và nhận dạng: phương pháp điển hình so trùng mẫu, dùng thống kê, mạng nơ-ron trí tuệ nhân tạo hay dùng phương pháp kết hợp các phương pháp trên.

(v) Hậu xử lý: sử dụng các thông tin về ngữ cảnh để giúp tăng cường độ chính xác, dùng từ điển dữ liệu.



Hình 2.1. Hệ thống nhận dạng



Hình 2.2. Làm mỏng hình ảnh

Hình 2.1 mô tả quá trình trong hệ thống nhận dạng. Sơ đồ gồm hai phần chính: đường liền nét mô tả các bước để huấn luyện cho máy

học, đường đứt nét mô tả các bước trong quá trình nhận dạng:

(i) Ban đầu các hình ảnh này đi qua giai đoạn chuyển ảnh về dạng ảnh nhị phân (giai đoạn tiền xử lý). Ảnh sẽ được lưu trữ dưới dạng ma trận điểm, vị trí pixel có nét vẽ sẽ mang giá trị 1, ngược lại có giá trị 0. Sau đó, ảnh được cắt xén để ký tự nằm trọn trong một khung chữ nhật, các vùng không gian không có nét vẽ được loại bỏ đi. Giải thuật cắt xén hiện thực đơn giản dựa trên ảnh nhị phân và thu giảm ảnh đã được cắt xén về một ảnh có kích thước chung đã được quy định trước.

(ii) Tiếp theo, ảnh đã được cắt xén và thu nhỏ được làm mỏng. Quá trình làm mỏng này giúp ta chỉ lấy những thông tin cần thiết về hình dạng của ký tự và loại bỏ các pixel dư thừa. Hình 2.2 minh họa cho kết quả làm mỏng của giải thuật. Các chấm nhỏ trên hình biểu thị các pixel có giá trị 1 ban đầu. Sau khi làm mỏng, chỉ những pixel có ý nghĩa được giữ lại, và chúng được biểu diễn bằng các chấm to trong hình.

(iii) Ảnh sau quá trình làm mỏng chứa hầu hết các thông tin về hình dạng của ký tự. Những thông tin này sẽ được phân tích để rút trích ra các đặc điểm giúp việc phân loại các ký tự với nhau. Phương thức này dựa trên thông tin về hình dạng của ký tự như sự chuyển vị trí và sự chuyển chiều. Kết quả quá trình này là các véc-tơ đặc điểm chứa thông tin về ký tự. Các thông tin này giúp máy lấy được các đặc điểm của từng ký tự, phân loại chúng và tạo ra các thông tin cần thiết để nhận dạng các ký tự có chung ý nghĩa. Do chữ viết mỗi người mỗi khác nên ta

không thể thu thập tất cả các nét chữ của từng người để máy học có thể nhận diện mà chỉ có thể dựa trên một số mẫu nào đó để nhận ra các nét chữ của những người viết khác nhau. Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial neural networks) có thể giải quyết vấn đề này.

(iv) Xây dựng mạng nơ-ron đồng nghĩa với việc thiết lập các thông số thích hợp trong mạng để giúp mạng có thể phân biệt được các ký tự có trong và ngoài mẫu. Các thông số của mạng nơ-ron sẽ được lưu lại và giúp cho quá trình nhận dạng. Sau một loạt các giai đoạn trên, chúng ta sẽ thu được những thông số cần thiết của mạng nơ-ron, và nó giúp hệ thống phân biệt được các ký tự viết tay. Và quá trình nhận dạng được trình bày phần sau sử dụng những kết quả từ quá trình máy học giúp hệ thống phân biệt các ký tự.

### 3. GIẢI THUẬT NHẬN DẠNG CHỮ VIẾT TAY

Trong khuôn khổ đề tài nghiên cứu này, thay vì sử dụng ảnh trong tập hợp mẫu cho trước, chúng ta sử dụng ảnh thu được từ người dùng chương trình vẽ. Ảnh này qua các bước tiền xử lý cũng như rút trích đặc điểm trong quá trình huấn luyện. Mặt khác, thay vì các véc-tơ đặc điểm được đưa vào giai đoạn huấn luyện, các véc-tơ này sẽ được đưa vào giai đoạn nhận dạng. Giai đoạn này sử dụng các thông số của mạng nơ-ron, các véc-tơ đặc điểm sẽ được đưa qua mạng nơ-ron và trả về véc-tơ xuất. Véc-tơ xuất chỉ ra bit ký tự vừa vẽ có ý nghĩa gì.

Trong phương pháp này, chúng ta chia cấu trúc của giải thuật thành hai quá trình với các giai đoạn theo trình tự sau:

- Quá trình huấn luyện: ảnh mẫu, ảnh nhị phân, cắt xét và thu nhỏ, làm mỏng ảnh, rút trích đặc điểm, xây dựng mạng nơ-ron.

- Quá trình nhận dạng: ảnh ký tự, ảnh nhị phân, cắt xét và thu nhỏ, làm mỏng ảnh, rút trích đặc điểm, nhận dạng.

### 3.1. Giải Thuật Làm Mỏng Nét Vẽ Của Ký Tự

Như đã trình bày ở phần 2, giải thuật làm mỏng nằm trong giai đoạn tiền xử lý với mục đích loại bỏ các thông tin dư thừa về hình dạng của ký tự. Các nét vẽ được làm mỏng thường đi kèm với sự méo mó và biến dạng. Sự méo mó càng ít càng tốt. Chúng ta dùng giải T.Y. Zhang [4] làm giảm sự méo mó và tăng tốc độ tính toán. Giải thuật này chú ý tới các pixel lân cận của một pixel bất kỳ. Bảng 3.1 mô tả các pixel lân cận của pixel  $P_1(i, j)$ .

**Bảng 3.1.** Các pixel lân cận của một pixel

$P_9(i-1, j-1)$	$P_2(i-1, j)$	$P_3(i-1, j+1)$
$P_8(i, j-1)$	$P_1(i, j)$	$P_4(i, j+1)$
$P_7(i+1, j-1)$	$P_6(i+1, j)$	$P_5(i+1, j+1)$

Mục tiêu của giải thuật là loại bỏ các điểm bao quanh hình và giữ lại các điểm nằm trong bộ khung. Để giữ gìn liên kết giữa các điểm trong bộ khung, chúng ta chia vòng lặp lớn thành hai vòng lặp nhỏ (vòng lặp qua từng điểm một).

Vòng lặp thứ nhất sẽ xóa các điểm bao quanh thỏa các điều kiện sau:

$$(a) 2 \leq B(P_1) \leq 6$$

với  $B(P_1)$ : số các điểm lân cận khác 0 của điểm  $P_1$ .

$$B(P_1) = P_2 + P_3 + P_4 + P_5 + P_6 + P_7 + P_8 + P_9$$

$$(b) A(P_1) = 1$$

với  $A(P_1)$ : số mẫu  $(P_i, P_j) = (0, 1)$  theo thứ tự được sắp xếp như sau  $P_2, P_3, P_4, \dots, P_9$ .

Chẳng hạn, chuỗi  $P_2, \dots, P_9 = 00100100$  thì ta có  $A(P_1) = 2$ .

$$(c) P_2 * P_4 * P_6 = 0$$

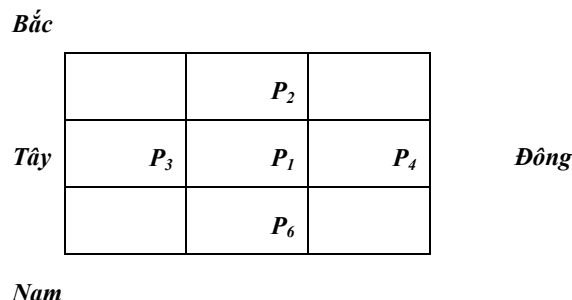
$$(d) P_4 * P_6 * P_8 = 0$$

Trong vòng lặp thứ hai, chúng ta xóa các điểm thỏa hai điều kiện a) và b) của vòng lặp thứ nhất và thỏa thêm hai điều kiện nữa:

$$(c') P_2 * P_4 * P_8 = 0$$

$$(d') P_2 * P_6 * P_8 = 0$$

Trong hai điều kiện (c) và (d) của vòng lặp thứ nhất, chỉ xóa các đường biên ở phía Đông Nam hay các góc ở phía Tây Bắc, có thể quan sát qua hình 3.1:



**Hình 3.1.** Biểu diễn các pixel lân cận

Tương tự, các điểm bị xóa ở vòng lặp thứ hai, điều kiện (c') và (d') là các điểm đường biên ở phía Tây Bắc hoặc các góc ở phía Đông Nam.

Điều kiện (a) sẽ giữ lại các điểm là điểm kết thúc đường khung. Điều kiện (b) giúp ta tránh khỏi xóa các điểm nằm giữa các điểm kết thúc.

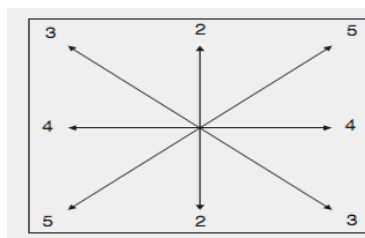
### 3.2.Phương Pháp Rút Trích Đặc Điểm

Kỹ thuật rút trích đặc điểm (modified direction feature- MDF) dựa trên đặc điểm về cấu trúc của chữ viết tay [4]. Kỹ thuật này kết hợp những véc-tơ đặc điểm cục bộ với các thông tin về cấu trúc toàn cục và cung cấp đặc điểm tích hợp cho mạng nơ-ron huấn luyện và kiểm tra. Hướng tiếp cận này xử lý dựa vào đường biên của ký tự. Trong phương pháp, chúng ta đề xuất sử dụng bộ khung, kết quả của quá trình làm mỏng, thay cho đường biên. Ưu điểm của cải tiến này không những làm giảm thời gian thi hành của giải thuật mà còn đưa ra các đặc điểm chính xác hơn. Tiếp theo, chiều của các phần đoạn thẳng tạo nên các ký tự được dò tìm và các pixel được thay thế bằng các giá trị chiều thích hợp. Cuối cùng, các đặc

điểm của ký tự được huấn luyện và phân loại bởi mạng nơ-ron. Giải thuật gồm hai bước chính: lấy giá trị về chiều và các đặc điểm về chiều đã được thay đổi.

#### 3.2.1.Lấy Giá Trị Chiều

[3] đề xuất một phương pháp lấy giá trị chiều (Obtaining Direct Values). Dữ liệu đưa vào bước này là ảnh nhị phân đã được làm mỏng. Các giá trị về chiều được quy định như sau: value = 2 cho chiều dọc, value = 4 cho chiều ngang, value = 3 cho đường chéo phải, value = 5 cho đường chéo trái và value = 1 cho điểm bắt đầu như hình 3.2.

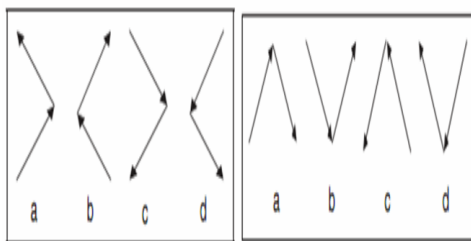


**Hình 3.2.** Giá trị chiều cho MDF

Đầu tiên, chúng ta đi tìm điểm bắt đầu. Điểm bắt đầu được định nghĩa là pixel đầu tiên màu đen (mang giá trị 1) được tìm thấy tại vị trí dưới nhất và trái nhất của ảnh ký tự. Điểm này sẽ được gán giá trị value = 8.

Tiếp theo, ta phân biệt từng phần đoạn thẳng riêng biệt. Giải thuật thu thập từng pixel một và dựa vào chiều trước đó của nó, nó chuyển đổi giá trị của các pixel này đồng thời kiểm tra điều kiện có đoạn thẳng mới. Nếu một trong những điều kiện sau được gặp, ta xem là một đoạn thẳng mới đã được tìm thấy. Các điều kiện được diễn tả như sau:

- Tìm được điểm góc: điểm ngay tại đó có sự thay đổi tức thời về chiều. Có tám trường hợp điểm góc như hình 3.3:



Hình 3.3. Các trường hợp điểm góc

- Đổi chiều 3 lần.  
- Có sự đổi chiều, chiều của pixel trước liên tục giống nhau và chiều dài của chiều trước đó của chuỗi liên tục này lớn hơn 3.

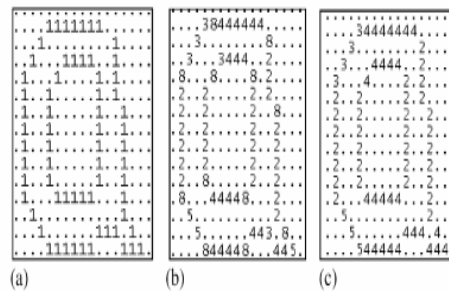
Sau khi đã cập nhật các giá trị chiều cho từng pixel, các giá trị này sẽ được chuẩn hóa (chuẩn hóa các giá trị chiều). Có ba bước để chuẩn hóa các giá trị về chiều trong một đoạn thẳng:

(i) Tìm những giá trị chiều nào thường xuất hiện nhất trong đoạn thẳng cần chuẩn hóa bằng cách dùng phương pháp đếm thông thường để xác định giá trị chiều nào xuất hiện nhiều nhất trong đoạn thẳng.

(ii) Thay thế tất cả các giá trị chiều của các pixel trong một đoạn thẳng bằng giá trị chiều được xuất hiện nhiều nhất trong đoạn thẳng đó.

(iii) Thay thế giá trị của điểm bắt đầu (value = 8) bằng giá trị chiều có tần suất xuất hiện nhiều nhất trong đoạn thẳng.

Hình 3.4 biểu diễn việc tính giá trị chiều và chuẩn hóa cho kí tự a. Trong hình này, chúng ta thấy rằng các giá trị chiều ứng với các đường nét tương ứng đã được chuẩn hóa.



Hình 3.4. Tính giá trị chiều cho kí tự a

### 3.2.2. Lấy Giá Trị MDF

Kỹ thuật lấy giá trị MDF (Obtaining Modified Direction Feature) được xây dựng dựa trên kỹ thuật Direction Feature (DF) và Transition Feature (TF). Trong kỹ thuật này, chúng ta tính giá trị của véc-tơ đặc điểm dựa trên giá trị chiều [LT, DT] và sự chuyển từ giá trị pixel = 0 sang giá trị pixel = 1, trong đó

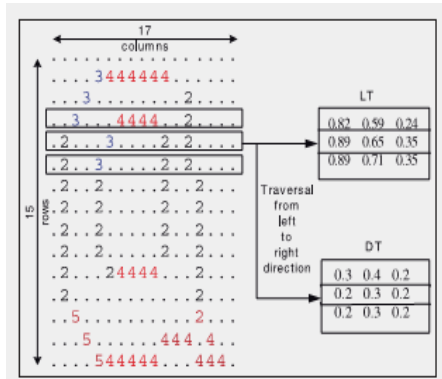
(i) LT (Location Transition): giá trị đánh dấu những vị trí mà có sự chuyển từ pixel = 0 sang pixel = 1. Giá trị LT được tính bằng cách quét từng hàng từ trái sang phải và ngược lại, quét các cột từ trên xuống dưới và ngược lại.

$LT = (\text{vị trí chuyển từ 0 sang 1}) / (\text{độ dài của mỗi chiều})$

(ii) DT (Direction Transition): tính toán dựa trên các giá trị về chiều đã được phân tích. Trong đó, số phần tử trong véc-tơ DT được xác

định trước, ở đây chọn là 3, và mỗi phần tử là giá trị chiều tại mỗi điểm có sự chuyển pixel từ 0 sang khác 0 (nonzero).

(iii) Chuẩn hóa véc-tơ: tính giá trị trung bình của ba véc-tơ LT hoặc DT liên tiếp nhau. Hình 3.5 biểu diễn cách tính LT và DT điển hình như sau:



Hình 3.5. Cách tính LT và DT điển hình

### 3.3.Sử Dụng Mạng Nơ-Ron Đề Huấn Luyện Và Nhận Dạng

Mạng nơ-ron cung cấp một hướng tiếp cận mạnh cho các giá trị thực xấp xỉ, giá trị rời rạc hay các véc-tơ giá trị. Trong nhiều dạng của vấn đề, mạng nơ-ron nhân tạo là một trong những phương pháp máy học hiệu quả hiện nay. Trong phần nghiên cứu của mình, kỹ thuật mạng nơ-ron truyền ngược (back-propagation), một trong những phương pháp hiệu quả trong nhiều bài toán, thích hợp bài toán nhận dạng chữ viết tay của chúng ta.

Trong giải thuật đề cập trên, mạng nơ-ron giúp xây dựng một tập cơ sở dữ liệu từ việc huấn luyện các tập mẫu có sẵn. Cơ sở dữ liệu này được dùng trong nhận dạng ký tự từ các đặc điểm phân tích được.

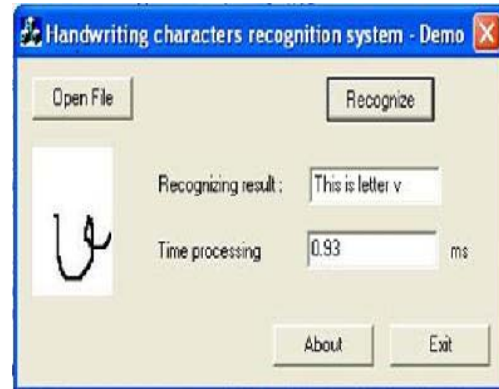
## 4. KẾT QUẢ THÍ NGHIỆM

Trong khuôn khổ của bài nghiên cứu, chúng ta sử dụng tập không gian mẫu cho quá trình học máy bởi mạng nơ-ron có kích thước 500 mẫu, được lấy mẫu từ 500 người khác nhau. Mỗi mẫu là 26 file tương ứng với 26 ký tự Latin. Một số ký tự mẫu được thu thập như sau:

a	h	i	j	o
Ký tự a	Ký tự h	Ký tự i	Ký tự j	Ký tự o
q	s	t	w	z
Ký tự q	Ký tự s	Ký tự t	Ký tự w	Ký tự z

Hình 4.1. Một số ký tự mẫu

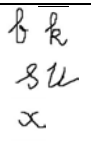

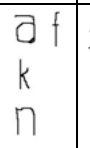
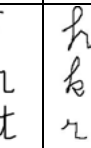
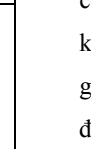
Giao diện chương trình được thể hiện trong hình bên dưới (hình 4.2)



Hình 4.2. Giao diện chương trình

Chúng ta sẽ thi hành phương pháp nhận dạng chữ viết được trình bày ở phần 3 trên nhiều người dùng khác nhau. Trong bài báo cáo này, chúng ta chỉ nêu ra một vài kết quả minh họa. Sau đây là bảng kết quả khi tiến hành thử nghiệm trên 5 user khác nhau:

**Bảng 4.1.** Một số kết quả độ chính xác của chương trình

Số trường hợp	User 1	User 2	User 3	User 4	User 5
Đúng	21	25	22	23	23
Sai	5	1	4	3	3
Các trường hợp sai					
Độ chính xác (%)	80,7	96,1	84,6	88,5	88,5

Quá trình kiểm tra tiến hành kiểm nghiệm trên nhiều người dùng khác nhau. Mỗi người dùng sẽ sử dụng phần mềm viết 26 kí tự và chương trình chạy kết quả nhận dạng, độ chính xác trung bình thu được là 84% và thời gian nhận dạng trung bình là 0.84ms.

## 5. KẾT LUẬN

Trong bài báo cáo này, chúng ta phát triển một kỹ thuật nhận dạng ký tự viết tay dùng phương pháp nhận dạng dựa trên thông tin tĩnh. Phương pháp gồm hai bước: làm mờ nét ký tự để giữ lại bộ khung của chúng và những thông tin đặc trưng được rút trích dựa trên bộ khung này bằng phương pháp rút trích thông tin theo chiều. Mặt khác, chúng ta xây dựng mạng nơ-ron nhân tạo nhằm tạo ra cơ sở dữ

liệu tri thức cho quá trình nhận dạng. Không giống như những phương pháp khác, phương pháp chúng ta đề xuất sử dụng bộ khung, kết quả của quá trình làm mờ, thay cho đường biên. Ưu điểm của sự cải tiến này không những làm giảm thời gian thi hành của giải thuật mà còn đưa ra các đặc điểm chính xác hơn. Mặt khác, thay vì các véc-tơ đặc điểm được đưa vào giai đoạn huấn luyện, các véc-tơ này sẽ được đưa vào giai đoạn nhận dạng.

Bên cạnh những ưu điểm trên, giải thuật làm mờ không phù hợp chữ viết chữ quá nhỏ, các nét viết có thể dính từ nét này qua nét khác. Do đó, giải thuật có thể làm mất thông tin của ảnh. Khi chuẩn hóa các giá trị về chiều, một số trường hợp chuẩn hóa không trả về các giá trị mong muốn, làm sai lệch thông tin thực về nét vẽ. Chương trình phải huấn luyện trên hàng ngàn mẫu ký tự khác nhau. Do số mẫu được huấn luyện quá ít, không thể đánh giá xác thực được độ chính xác của chương trình một cách tuyệt đối. Hướng phát triển sắp tới của nhóm nghiên cứu là tăng cường và bổ sung thêm một số các đặc điểm khác cần phải rút trích để tăng độ tin cậy và lưu những thông tin chính xác hơn về đặc trưng của ký tự. Mặt khác, nhóm áp dụng một số phương pháp cải tiến trong mạng nơ-ron để tăng độ tin cậy cho mạng.



**MODIFIED DIRECTION FEATURE AND NEURAL NETWORK BASED  
TECHNIQUE FOR HANDWRITING CHARACTER RECOGNITION**

**Huynh Huu Loc, Luu Quoc Hai, Dinh Duc Anh Vu**

University of Technology, VNU-HCM

***ABSTRACT:** Handwriting character recognition is an important research topic which has various applications in surveillance, radar, robot technology... In this paper, we propose the implementation of the handwriting character recognition using off-line handwriting recognition. The approach consists of two steps: to make thin handwriting by keeping the skeleton of character and reject redundant points caused by human's stroke width and to modify direction method which provide high accuracy and simply structure analysis method to extract character's features from its skeleton. In addition, we build neural network in order to help machine learn character specific features and create knowledge databases to help them have ability to classify character with other characters. The recognition accuracy of above 84% is reported on characters from real samples. Using this off-line system and other parts in handwriting text recognition, we can replace or cooperate with online recognition techniques which are usually applied on mobile devices and extend our handwriting recognition technique on any surfaces such as papers, boards, and vehicle licences as well as provide the reading ability for humanoid robot.*

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

- [1]. Nafiz Arica and Fatos T. Yarman-Vural, *An Overview of Character Recognition Focused on Off-Line Handwriting*, in IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews, Vol. 31, No. 2, May 2001.
- [2]. M.Blumenstein, X.Y. Liu, B. Verma, *A modified direction feature for cursive character recognition*, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '04), Budapest, Hungary, 2004, pp. 2983–2987.
- [3]. M.Blumenstein, B.K.Verma, H.Basli, *A novel feature extraction technique for the recognition of segmented handwritten characters*, Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003, pp. 137–141.
- [4]. T.Y.Zhang and C.Y.Suen, *A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns*, in Image Processing and Computer Vision. Volume 27, March 1984, pp 236 - 239
- [5]. R.M.Bozinovic and S. N. Srihari, *Off-line cursive script word recognition*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, Vol 11, 1989