



PHÁT HIỆN VÀ NHẬN DẠNG BIỂN BÁO GIAO THÔNG ĐƯỜNG BỘ SỬ DỤNG ĐẶC TRƯNG HOG VÀ MẠNG NƠN NHÂN TẠO

Trương Quốc Bảo¹, Trương Hùng Chen² và Trương Quốc Định³

¹ Khoa Công nghệ, Trường Đại học Cần Thơ

² Khoa Kỹ thuật - Công nghệ, Trường Cao đẳng Cần Thơ

³ Khoa Công nghệ Thông tin & Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ

Thông tin chung:

Ngày nhận: 19/09/2015

Ngày chấp nhận: 10/10/2015

Title:

Road traffic sign detection and recognition using HOG feature and Artificial Neural network

Từ khóa:

Hệ thống giao thông thông minh, biển báo giao thông đường bộ, đặc trưng HOG, mạng Nơron, máy học vectơ hỗ trợ

Keywords:

Intelligent transport system, Road traffic signs, HOG features, Neural network, support vector machine (SVM)

ABSTRACT

In this paper, we proposed computer vision and machine learning algorithms for an automatic road-sign detection and recognition system using HOG feature and Neural networks. Our system is able to detect and recognize almost road sign categories such as prohibition, danger, warning and information which are not overlapped. The experiments are carried out on the dataset of 31 video files. The average time to detect and identify the road signs on a frame image is approximately 0.021 seconds when using the classification model with the MLP neural network model, and approximately 0.099 seconds when using the SVM classification model. The accuracy rate for road sign identification is about 94% for both models.

TÓM TẮT

Trong bài báo này, chúng tôi trình bày thuật toán xử lý ảnh và máy học để tự động phát hiện và nhận dạng biển báo giao thông đường bộ sử dụng đặc trưng cục bộ HOG và mạng Nơron nhân tạo. Hệ thống của chúng tôi có khả năng phát hiện và nhận dạng hầu hết các loại biển báo giao thông như biển báo cấm, biển báo nguy hiểm, biển hiệu lệnh và biển chỉ dẫn không bị chồng lấp. Thử nghiệm được tiến hành với 31 video với thời gian trung bình để phát hiện và nhận dạng các biển báo giao thông trên một frame ảnh xấp xỉ 0.021 giây khi sử dụng mô hình phân lớp với mạng nơron nhân tạo và khoảng 0.099 giây dùng mô hình phân lớp SVM và độ chính xác nhận dạng khoảng 94%.

1 GIỚI THIỆU

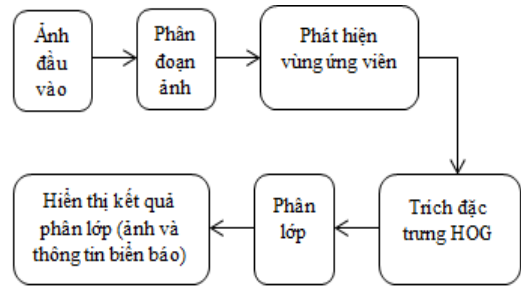
Việc ứng dụng công nghệ thông tin để giải quyết các vấn đề trong lĩnh vực giao thông đang là một chủ đề nóng ở nước ta hiện nay. Vấn đề phát triển giao thông thông minh để giảm thiểu ùn tắc, tai nạn và tiết kiệm nguồn lực cũng được thảo luận trong nhiều hội thảo, diễn đàn như diễn đàn cấp cao Công nghệ Thông tin – Truyền thông Việt Nam (Vietnam ICT Summit), 2015. Phát hiện và

nhận dạng biển báo giao thông là một công cụ hỗ trợ trong hệ thống giao thông thông minh. Các hệ thống như vậy đang được phát triển và ứng dụng trong ngành công nghiệp tự động hóa, thông minh ở một số quốc gia phát triển trên thế giới với nhiều công trình nghiên cứu của (Arturo de la Escalera *et al.*, 1997; Auranuch Lorsakul *et al.*, 2007; Andrzej Ruta, 2009; Andrzej Ruta, 2011; hay Gauri A. Tagunde *et al.*, 2012). Ở Việt Nam, cũng có một số nghiên cứu về lĩnh vực này như

nghiên cứu của (Lê Thanh Tâm *et al.*, 2009 hay Nguyễn Duy Khánh *et al.*, 2011).

Bài báo này trình bày phương pháp phát hiện và nhận dạng các biển báo giao thông đường bộ sử dụng kết hợp các kỹ thuật phân đoạn ảnh, phát hiện biên và phân tích hình dáng đối tượng để phát hiện vùng ứng viên có thể là biển báo giao thông. Sau đó, rút trích đặc trưng HOG và huấn luyện mạng Noron nhân tạo để nhận dạng biển báo. Quy trình xử lý tổng quát của phương pháp được trình bày như trong hình 1. Đầu tiên, ảnh đầu vào sẽ được phân đoạn để loại bỏ nền nhằm làm nổi bật các đối tượng có thể là biển báo giao thông, biên của các đối tượng này sẽ được xử lý lọc kích thước và phân tích hình dáng để chọn ra các vùng ứng viên là biển báo giao thông. Tiếp theo, các vùng ứng viên sẽ được trích đặc trưng HOG, các đặc trưng trích ra được phân lớp với mô hình mạng Noron đã được huấn luyện trước đó để nhận dạng loại biển báo. Kết quả huấn luyện và nhận dạng cũng được so sánh với mô hình phân lớp sử dụng SVM để xác định mô hình nhận dạng phù hợp nhất. Mục tiếp theo của bài báo trình bày chi tiết phương pháp nghiên cứu, mục này bao gồm kỹ thuật phân đoạn ảnh dựa trên không gian màu RGB và IHLS, phương pháp ước lượng kích thước và hình dáng của biển báo giao thông dựa trên biên đối tượng để chọn ra các vùng ứng viên, thuật toán trích đặc trưng HOG của các vùng ứng viên là biển báo giao thông, huấn luyện mạng Noron. Trước khi trình bày chi tiết các nội dung, chúng tôi giới thiệu sơ

lược một số loại biển báo giao thông đường bộ đang sử dụng ở Việt Nam. Các kết quả thực nghiệm và thảo luận được trình bày trong mục 3. Mục 4 là kết luận và các định hướng tiếp theo của bài báo.
















Hình 1: Quy trình tổng quát của thuật toán phát hiện và nhận dạng biển báo giao thông đường bộ

2 PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1 Biển báo giao thông đường bộ Việt Nam

Biển báo giao thông là phương tiện được dùng để thông báo, chỉ dẫn người tham gia giao thông điều khiển phương tiện lưu thông nhằm đảm bảo an toàn giao thông và được quy chuẩn trong “*Quy chuẩn kỹ thuật quốc gia về báo hiệu đường bộ*”. Quy chuẩn này được ban hành kèm theo Thông tư số 17/2012/TT-BGTVT với mã số đăng ký là: QCVN 41: 2012/BGTVT. Theo đó, biển báo giao thông đường bộ ở nước ta được chia thành 4 nhóm chính, Bảng 1 trình bày một số biển báo tương ứng với mỗi nhóm.

Bảng 1: Bốn nhóm biển báo chính ở nước ta

TT	Tên nhóm	Nội dung
1	Biển báo cấm	Gồm 40 biển báo được đánh số thứ tự từ 101 đến 140 và tên tương ứng. Các biển báo trong nhóm này biểu thị các điều cấm hoặc hạn chế mà người sử dụng đường phải chấp hành. Một số biển thuộc nhóm này là:  ,  ,  ,  , ...
2	Biển báo nguy hiểm	Gồm 47 biển báo được đánh số thứ tự từ 201 đến 247 và tên tương ứng. Các biển này được dùng để cảnh báo các tình huống nguy hiểm. Một số biển trong nhóm là:  ,  ,  ,  ,  , ...
3	Biển hiệu lệnh	Gồm 10 biển có số thứ tự từ 301 đến 310 và tên tương ứng, được dùng để báo các hiệu lệnh cho người sử dụng đường. Một số biển trong nhóm này là:  ,  , ...
4	Biển chỉ dẫn	Gồm có 47 biển được đánh số thứ tự từ 401 đến 447 và tên tương ứng, dùng để chỉ hướng đi và các điều cần thiết. Một số biển trong nhóm  ,  , ...

2.2 Phân đoạn ảnh

Phân đoạn ảnh là một bước quan trọng trong các ứng dụng xử lý ảnh. Trong nghiên cứu này, chúng tôi tiến hành phân đoạn ảnh dựa vào màu đỏ (Red) trên các biển báo cấm và nguy hiểm; màu xanh lam (Blue) trên các biển hiệu lệnh và chỉ dẫn.

Đầu tiên, ảnh đầu vào trong không gian màu RGB được chuyển sang không gian màu IHLS bằng công thức (1), (2) và (3). Trong đó, R là thành phần đỏ (Red), G là xanh lục (Green), B là xanh lam (Blue) trong không gian màu RGB và H là thành phần màu sắc (Hue), L là độ sáng (Lightness), S là độ bão hòa trong không gian màu IHLS.

$$\begin{cases} H = \theta \text{ if } B \leq G \\ H = 360 - \theta \text{ if } B > G \\ \theta = \cos^{-1} \left(\frac{\lfloor R - \frac{G}{2} - \frac{B}{2} \rfloor}{\sqrt{R^2 + G^2 + B^2 - RG - RB - GB}} \right) \end{cases} \quad (1)$$

$$L = 0.2126R + 0.7152G + 0.0722B \quad (2)$$

$$S = \max(R, G, B) - \min(R, G, B) \quad (3)$$

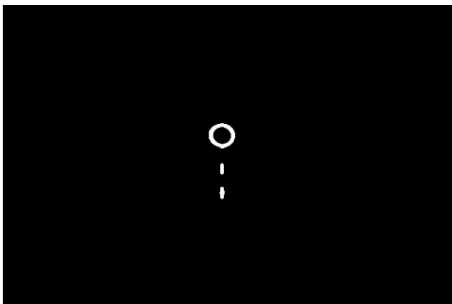
Sau khi chuyển ảnh sang không gian màu IHLS, giá trị H và S được chọn tương ứng với màu đỏ hoặc màu xanh lam trên biển báo giao thông. Đối với màu đỏ, những điểm ảnh (pixels) có giá trị $H < 15$ hoặc $H > 183$ và $S > 16$ được thể hiện trong ảnh trắng đen với màu trắng (giá trị 1), những điểm ảnh còn lại được thể hiện với màu đen (giá trị 0). Đối với màu xanh lam, tương tự như trên, những pixels có giá trị $143 < H < 170$ và $S > 36$ được thể hiện bằng màu trắng, những pixels còn lại được thể hiện bằng màu đen. Hình 2, Hình 3 và Hình 4 lần lượt là các ảnh RGB, IHLS và ảnh trắng đen khi phân đoạn dựa màu đỏ trên biển báo.



Hình 2: Ảnh trong không gian màu RGB



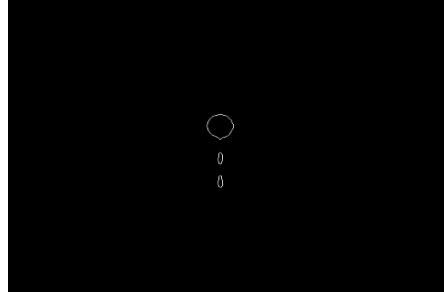
Hình 3: Ảnh chuyển từ RGB sang IHLS



Hình 4: Ảnh trắng đen

2.3 Phát hiện vùng ứng viên

Ảnh trắng đen thu được ở giai đoạn trước được lọc bằng bộ lọc Median kích thước 5×5 để loại bớt các vùng nhiễu. Tiếp theo, chúng tôi sử dụng hàm *findContours()* trong thư viện OpenCV để dò biên của các đối tượng trong ảnh. Hình 5 trình bày kết quả tìm biên của các đối tượng trong ảnh trắng đen đã trình bày ở Hình 4.



Hình 5: Kết quả tìm biên của các đối tượng

Do hình dạng của các biển báo giao thông đều là các đa giác lồi, để tìm các đa giác lồi này, hàm *isContourConvex()* trong thư viện OpenCV được sử dụng. Mặc dù kích thước của vùng ứng viên biển báo giao thông thực sự có tỷ lệ w/h xấp xỉ 1 nhưng khi truy xuất các frame ảnh từ tập tin video, tỉ lệ này sẽ thay đổi tùy theo khoảng cách, thời gian và góc nhìn. Tùy theo góc nhìn mà có thể chiều cao sẽ lớn hơn chiều rộng và ngược lại. Thực nghiệm cho thấy tỷ lệ phù hợp cho các vùng ứng viên với các góc nhìn khác nhau thỏa $w/h < 1/3$ và $h/w < 1/7$. Vì vậy, sau khi trích được các vùng ứng viên, chúng tôi sử dụng ràng buộc tỷ lệ chiều rộng w và chiều cao h thỏa $w/h < 1/3$ và $h/w < 1/7$ để chọn các vùng ứng viên thực sự.

2.4 Đặc trưng HOG

Đặc trưng HOG được đề xuất bởi N. Dalal, et al., 2005. Ý tưởng đặc trưng HOG xuất phát từ hình dạng và trạng thái của vật có thể được đặc trưng bằng sự phân bố về cường độ và hướng của cạnh. Đặc trưng HOG gồm một số loại như: R-HOG, R2-HOG và C-HOG. Theo J. Stallkamp, et al., 2012 đặc trưng HOG cho phép mô tả tốt cho các dạng biển báo giao thông có hình dạng khác nhau. Vì vậy, trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng đặc trưng HOG cho mục đích trích đặc trưng biển báo phục vụ cho thao tác nhận dạng. Nội dung kế tiếp, chúng tôi trình bày các bước thực hiện để trích đặc trưng R-HOG cho các vùng ảnh ứng viên được sử dụng trong nghiên cứu này.

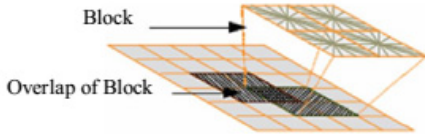
2.4.1 Các bước trích đặc trưng HOG trên ảnh

Bước 1: Tính cường độ và hướng biến thiên tại mỗi pixel bằng công thức (4), (5).

Cường độ: $|G| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ (4)

Hướng: $\theta = \frac{\arctan I_x}{I_y}$ (5)

Bước 2: Chia ảnh đầu ra ở bước trên thành nhiều khối (block), mỗi khối có số ô bằng nhau, mỗi ô có số pixels bằng nhau. Các khối được xếp chồng lên nhau một ô như ở Hình 6. Số khối được tính bằng công thức (6). Trong đó, W_{image} , H_{image} , W_{block} , H_{block} , W_{cell} , H_{cell} lần lượt là chiều rộng, chiều cao của ảnh, khối và ô.



Hình 6: Chia khối trích đặc trưng HOG

$$n_{block/image} = \left(\frac{W_{image} - W_{block} * W_{cell} + 1}{W_{cell}} \right) * \left(\frac{H_{image} - H_{block} * H_{cell} + 1}{H_{cell}} \right) \quad (6)$$

Bước 3: Tính vector đặc trưng cho từng khối

Tính vector đặc trưng từng ô trong khối

– Chia không gian hướng thành p bin (số chiều vector đặc trưng của ô).

– Góc hướng nghiêng tại pixel (x,y) có độ lớn $\alpha(x,y)$ được rời rạc hóa vào một trong p bin.

Rời rạc hóa unsigned-HOG (p=9):

$$B(x, y) = \text{round} \left(\frac{p * \alpha(x, y)}{\pi} \right) \text{mod } p \quad (7)$$

Rời rạc hóa signed-HOG (p=18):

$$B(x, y) = \text{round} \left(\frac{p * \alpha(x, y)}{2\pi} \right) \text{mod } p \quad (8)$$

Giá trị bin được định lượng bởi tổng cường độ biến thiên của các pixels thuộc về bin đó.

Nói các vector đặc trưng ô để được vector đặc trưng khối. Số chiều vector đặc trưng của khối tính theo công thức $size_{feature/block} = n_{cells} * size_{feature/cell}$. Trong đó, n_{cells} là số ô trong khối và $size_{feature/cell}$ là số chiều vector đặc trưng của ô bằng 9 (unsigned-HOG) hoặc 18 (signed-HOG).

Bước 4: Tính vector đặc trưng cho ảnh

– Chuẩn hóa vector đặc trưng các khối bằng một trong các công thức (9), (10), (11). Theo N. Dalal và B. Triggs, kết quả chuẩn hóa khi dùng L2-norm và L1-sqrt là như nhau, L1-norm thì

kém hơn.

$$\text{L2-norm: } f = \frac{v}{\sqrt{v_1^2 + e^2}} \quad (9)$$

$$\text{L1-norm: } f = \frac{v}{(v_1 + e)} \quad (10)$$

$$\text{L1-sqrt: } f = \sqrt{\frac{v}{(v_1 + e)}} \quad (11)$$

Trong các công thức trên, v là vector đặc trưng ban đầu của khối, v_k là k-norm của v ($k = 1, 2$), e là hằng số nhỏ.

– Ghép các vector đặc trưng khối tạo nên ảnh để được đặc trưng R-HOG cho ảnh. Số chiều vector đặc trưng của ảnh tính theo công thức $size_{feature/image} = n_{blocks/image} * size_{feature/block}$, với $n_{blocks/image}$ là khối và $size_{feature/block}$ là số chiều vector đặc trưng mỗi khối.

2.4.2 Áp dụng các bước trích đặc trưng HOG trên vùng ảnh ứng viên

Mỗi vùng ảnh ứng viên ở giai đoạn trước được đưa về kích thước 32x32 và tiến hành các bước trích đặc trưng HOG.

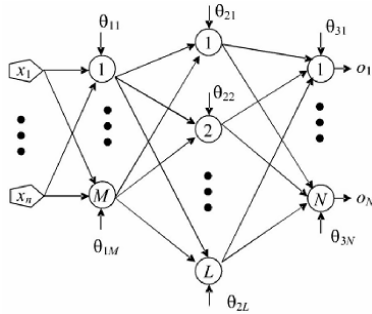
Cụ thể là, ảnh được chia thành 49 khối, mỗi khối chứa 2x2 ô, mỗi ô trong khối chứa 4x4 pixels và các khối xếp chồng lên nhau một ô.

Số chiều vector đặc trưng tại mỗi ô là 9 (sử dụng 9 bin) và số chiều vector đặc trưng mỗi khối là $9x2x2 = 36$ chiều (vì mỗi khối có 2x2 ô). Do đó, số chiều vector đặc trưng của ảnh là $49x36 = 1764$ chiều.

2.5 Phân lớp

Phân lớp là một giai đoạn trong bài toán nhận dạng. Quá trình phân lớp nhằm gán dữ liệu đầu vào (thường là vector n chiều) vào lớp mong muốn bằng các giải thuật máy học. Trong bài báo này, mạng Noron nhân tạo (ANNs) được dùng để huấn luyện mô hình phân lớp dữ liệu cho mục đích nhận dạng các biển báo giao thông trích ra ở giai đoạn trước. Tiếp theo, chúng tôi trình bày tổng quát mạng Perceptron đa tầng (MLP).

MLP là loại mạng noron truyền thẳng gồm nhiều tầng. Hình 7 minh họa kiến trúc tổng quát mạng noron MLP 3 tầng.



Hình 7: Mạng nơron MLP 3 tầng

Trên hình, mỗi vòng cùng với số biểu diễn một nơron, các nơron được tổ chức thành nhiều tầng (tầng đầu vào, tầng ẩn và tầng đầu ra). Tầng đầu vào (input layer) không chứa nơron nào cả, các hình ngũ giác ở tầng đầu vào biểu diễn các điểm

nhận giá trị đầu vào và truyền cho các nơron ở tầng ẩn 1. Các tầng không là đầu vào hay đầu ra được gọi là các tầng ẩn (hidden layer) vì chúng trong suốt với người dùng, kết quả đầu ra của các nơron ở tầng ẩn được chuyển đến các nơron của tầng kế tiếp hoặc các nơron tầng đầu ra, người dùng không thấy được các giá trị trung gian này mà chỉ biết được kết quả của các nơron đầu ra.

3 KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1 Các tập dữ liệu

Chúng tôi đã thu thập các tập dữ liệu biển báo giao thông, Bảng 2 và Bảng 3 tương ứng trình bày các tập dữ liệu dùng để huấn luyện hai mô hình phân lớp cho mục đích nhận dạng các biển báo được phát hiện ứng với phân đoạn ảnh dựa vào màu đỏ và màu xanh lam.

Bảng 2: Tập dữ liệu 1

Mẫu	Số lượng trong tập huấn luyện	Số lượng trong tập kiểm tra	Nhãn (lớp)	Mẫu	Số lượng trong tập huấn luyện	Số lượng trong tập kiểm tra	Nhãn (lớp)
Không là biển báo	1511	618	0		570	201	12
	2064	281	1		115	21	13
	258	169	2		145	21	14
	245	124	3		76	22	15
	513	61	4		149	78	16
	375	211	5		464	215	17
	135	54	6		80	123	18
	899	191	7		528	83	19
	746	120	8		1050	222	20
	153	88	9		152	26	21
	484	165	10		60	41	22
	267	170	11		91	39	23

Bảng 3: Tập dữ liệu 2

Mẫu	Số lượng trong tập huấn luyện	Số lượng trong tập kiểm tra	Nhãn (lớp)	Mẫu	Số lượng trong tập huấn luyện	Số lượng trong tập kiểm tra	Nhãn (lớp)
Không là biển báo	810	666	0		652	43	3
	75	41	1		1857	378	4
	1462	178	2		271	52	5

3.2 Kết quả huấn luyện

Đối với tập dữ liệu 1, chúng tôi huấn luyện mô hình phân lớp biến báo bằng mạng MLP 3 tầng. Cụ thể là, tầng 1 nhận vào một vector 1764 chiều (đặc trưng HOG của các mẫu trong tập huấn luyện). Tầng 2 (tầng ẩn) có 193 nơron nhận dữ liệu ở tầng đầu vào và tính toán để được đầu ra mong muốn. Tầng đầu ra gồm 24 nơron (24 lớp), mỗi nơron đầu ra nhận một trong các giá trị trong khoảng 0 đến 23

(là nhãn của mẫu).

Đối với tập dữ liệu 2, chúng tôi cũng dùng mạng MLP 3 tầng để huấn luyện mô hình phân lớp. Tầng 1 (tầng đầu vào) thì tương tự như trên, còn số nơron ở tầng 2 (tầng ẩn) là 80 và tầng 3 (tầng đầu ra) có 6 nơron tương ứng với 6 lớp từ lớp 0 đến lớp 5.

Kết quả huấn luyện khi dùng tập kiểm tra tương ứng được trình bày ở Bảng 4 bên dưới.

Bảng 4: Kết quả huấn luyện mạng MLP với đặc trưng HOG

		Số mẫu phân lớp đúng	Số mẫu phân lớp sai
Tập dữ liệu 1	Tập huấn luyện (11130 mẫu)	3130/3344	214/3344
	Tập kiểm tra (3344 mẫu)	(chiếm 93.6%)	(chiếm 6.4%)
Tập dữ liệu 2	Tập huấn luyện (5127 mẫu)	1350/1358	8/1358
		(chiếm 99.41%)	(chiếm 0.59%)

Ngoài ra, chúng tôi còn sử dụng thư viện libsvm huấn luyện mô hình phân lớp trên các tập dữ liệu, đây là một thư viện máy học vector hỗ trợ (SVM) được phát triển bởi Chil-Chung Chang và Chil-Jen Lin. Giá trị các tham số của hàm svm-train trong thư viện dùng để huấn luyện trên cả hai tập dữ liệu là: $-s = 0$ (loại bài toán huấn luyện là

phân đa lớp), $-t = 2$ (hàm nhân sử dụng là hàm Radial Basis Function (RBF)), $-g = 0.0078125$ (γ của hàm nhân là 0.0078125), $-c = 32$ (hằng số c (chi phí) là 32). Các giá trị này được chọn bằng công cụ grid.py trong thư viện LibSVM. Kết quả huấn luyện được trình bày trong Bảng 5 (Trương Hùng Chen, 2015).

Bảng 5: Kết quả huấn luyện mô hình với SVM và đặc trưng HOG

		Số mẫu phân lớp đúng	Số mẫu phân lớp sai
Tập dữ liệu 1	Tập huấn luyện (11130 mẫu)	3155/3344	189/3344
	Tập kiểm tra (3344 mẫu)	(chiếm 94.35%)	(chiếm 5.65%)
Tập dữ liệu 2	Tập huấn luyện (5127 mẫu)	1353/1358	3/1358
		(chiếm 99.63%)	(chiếm 0.37%)

Chúng tôi đã tiến hành thực nghiệm với 31 video được quay bằng máy ảnh Canon IXUS 130 và máy ảnh NIKON COOLPIX S2600 trong điều kiện ánh sáng ban ngày bình thường trên các tuyến đường tại thành phố Cần Thơ, Hậu Giang, Kiên Giang và Sóc Trăng. Máy ảnh được đặt cố định thẳng với hướng di chuyển với tốc độ quay 30 frames/giây. Chúng tôi tiến hành trích từng frame ảnh với độ phân giải là 1360x1024 pixel trên các tập tin video và được đưa về ảnh 640x480 để xử lý. Cả hai mô hình nhận dạng SVM và mạng nơron đều cho kết quả khá tốt (độ chính xác khoảng 94%). Về thời gian, mô hình mạng nơron thực hiện

tương đối nhanh trung bình khoảng 0.021 giây/frame so với mô hình SVM là khoảng 0.099 giây/frame.

Một số hình ảnh minh họa quá trình phát hiện và nhận dạng một số biển báo hiệu giao thông được trình bày trong Hình 8. Kết quả phát hiện và nhận dạng là khá tốt đáp ứng yêu cầu của hệ thống nhận dạng biển báo giao thông đường bộ. Tuy nhiên, trường hợp các biển báo bị hư hỏng nặng hoặc chồng lấp nhau tương đối lớn hệ thống sẽ không phát hiện được vì bước phân đoạn ảnh sẽ không xây dựng được các đa giác lồi là các vùng ứng viên cho biển báo.



Hình 8: Một số kết quả phát hiện và nhận dạng biển báo giao thông đường bộ. Ảnh bên trái với các vùng ứng viên được phát hiện tương ứng ảnh bên phải là kết quả nhận dạng

4 KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

4.1 Kết luận

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh và máy học để phát hiện và nhận dạng một số loại biển báo giao thông đường bộ ở nước ta. Kết quả huấn luyện các mô hình máy học (mạng nơron nhân tạo và SVM) sử dụng đặc trưng HOG trên các tập dữ liệu do chúng tôi thu thập khá cao (khoảng 94%). Kết quả thực nghiệm cho thấy thời gian trung bình để phát hiện và nhận dạng các biển báo trên một frame ảnh xấp xỉ 0.021 giây khi sử dụng mô hình phân lớp với mạng nơron nhân tạo và khoảng 0.099 giây khi dùng mô hình phân lớp SVM. Các kết quả nghiên cứu này đầy hứa hẹn và có thể áp dụng vào phát hiện và nhận dạng các biển báo giao thông trong thực tế.

4.2 Hướng phát triển

Trong tương lai, chúng tôi sẽ nghiên cứu cải tiến phương pháp phát hiện vùng ứng viên để giải quyết trường hợp các biển báo bị hư hỏng hoặc

chồng lấp. Đồng thời nghiên cứu so sánh và tìm đặc trưng phù hợp, tăng số lượng mẫu huấn luyện và kiểm tra để nâng cao độ chính xác của hệ thống. Mở rộng hệ thống để phát hiện và nhận dạng thêm các kiểu biển báo khác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Diễn đàn Cấp cao Công nghệ Thông tin – Truyền thông Việt Nam (Vietnam ICT Summit), 2015. CNTT và Quản trị thông minh.
2. Arturo de la Escalera, Luis E. Moreno, Miguel Angel Salichs, José María Armingol, 1997. Road Traffic Sign Detection and Classification, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 44(6): 848-859.
3. Auranuch Lorsakul, Jackrit Suthakorn, Traffic Sign Recognition Using Neural Network on OpenCV: Toward Intelligent Vehicle/Driver Assistance System, Center for Biomedical and Robotics Technology (BARTLAB), Department of Biomedical

- Engineering, Faculty of Engineering, Mahidol University, Thailand.
4. Andrzej Ruta, 2009. Video-based Traffic Sign Detection, Tracking and Recognition, Doctor of Philosophy, Brunel University, West London.
 5. Andrzej Ruta, Fatih Porikli, Shintaro Watanabe, Yongmin Li, 2011. In Vehicle Camera Traffic Sign Detection and Recognition, Machine Vision and Applications (22):359-375.
 6. Gauri A. Tagunde, C.O.Banchhor, Nilesh J. Uke, Detection Classification and Recognition of Road Traffic Signs Using Color and Shape feature, International Journal of Advanced Technology & Engineering Research (IJATER), 2(4): 202-206.
 7. Lê Thanh Tâm, Trần Thái Sơn, Seichii Mita, 2009. Phát hiện và phân loại biển báo giao thông dựa trên SVM trong thời gian thực. Tuyển tập công nghệ thông tin và truyền thông 2009: 44-50.
 8. Nguyễn Duy Khánh, Lê Đình Duy, Dương Anh Đức, 2011. Phát hiện biển báo giao thông dùng đặc trưng cục bộ (local features). Hội thảo FAIR (Fundamental And Applied IT Research) lần V, Tháng 08-2011.
 9. Bộ Giao thông vận tải, Bộ Khoa học Công nghệ, Tổng cục Đường bộ Việt Nam, 2015. Quy chuẩn kỹ thuật quốc gia về báo hiệu đường bộ, Hà Nội.
 10. N.Dalal and B.Triggs, 2005. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, Proceeding on IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR (1):886-893.
 11. J. Stallkampa, M. Schlipf, J. Salmena, C. Igelb, 2012. Man vs. Computer: Benchmarking Machine Learning Algorithms for Traffic Sign Recognition, Preprint submitted to Elsevier.
 12. Chil-Chung Chang and Chil-Jen Lin, 2014. LibSVM – A Library for Support Vector Machines.
 13. Trương Hùng Chen, 2015. Xây dựng bộ công cụ phát hiện và nhận dạng bảng hiệu điều khiển giao thông. Luận văn Thạc sĩ ngành Công nghệ thông tin, Trường Đại học Cần Thơ. Thành phố Cần Thơ.