

サポートベクターマシンを利用したナンバープレートの自動検出

*岡 兼治, **宮田 繁春

Automated License Plate Detection Using a Support Vector Machine

Kenji OKA and Sigeharu MIYATA

Abstract

This paper proposes a new method of detecting license plates in images of vehicles where the license plate is shown, and reports the detection results when this method was applied to detection of license plates on vehicles in Japan. This license plate detection process detects only the edge vertical components, and the candidate license plates are narrowed down using the contours obtained by dilation and erosion processing and region fill processing. A SVM (Support Vector Machine) based on negative and positive examples is used to determine whether or not a candidate area is a license plate, and finally the position of the license plate is identified. This study examined how the license plate detection results in license plate and non-license plate images were affected by differences in aspect ratios, differences in brightness between the vehicle body and license plate, and the number of positive and negative examples used for learning. The effectiveness of this method was confirmed to yield a license plate detection rate of approximately 90%.

Key Word : License plate detection; Support vector machine; Machine learning; Image processing

1. はじめに

画像センサによる車両のナンバープレート認識システムは、車両に特別なデバイスを装着する必要がないため、様々な応用目的のために有用である。例えば、旅行時間計測システムは、道路上に設置されたカメラによって通過車両を撮影して、ナンバープレート情報を抽出・解析し、交通流の計測を行いドライバーへ目的地までの到達予定時間などの情報を提供している。その他、契約駐車場における部外車両の進入防止、不審車両のチェック、大規模駐車場における車種別の駐車場への自動誘導、スピード違反の自動監視、盗難車の発見等の様々なアプリケーションが考えられ、中には既に実用化され日常生活で普及しているシステムもある^{[1]-[8]}。このような種々のアプリケーションに対応するべく、高認識率、低誤読率が得られるように、先進の撮像部あるいは画像処理ボードの開発や、新しい画像処理アルゴリズムの提案といった、ハードウェアとソフトウェアの両面から様々な工夫

が考え出されている。

ナンバープレート認識は、まず、ナンバープレートを含む車両の画像からナンバープレート領域のみの検出処理を行い、次に、ナンバープレート領域の画像から文字・数字の部分抽出し、最後に、それぞれの領域に対して文字・数字認識を行う3つのステップからなっている。従って、ナンバープレート認識の精度は、各ステップの精度に依存していることから、各ステップの処理を高精度に行えば、ナンバープレート認識全体の精度を高めることができる。

ナンバープレート検出では、エッジ情報を基にナンバープレートらしさを指標とする手法が広く用いられている。ハフ変換によってナンバープレート枠のエッジを検出し、ナンバープレート位置を特定する手法^[9]、エッジを膨張させエッジの集まり具合を基にする手法、ナンバープレート部にはエッジの垂直成分が多いことから、エッジの垂直成分のみを検出し投影によりナンバープレ-

*近畿大学大学院システム工学研究科

**近畿大学工学部ロボティクス学科

*Graduate school of System Engineering, Kinki University

**Department of Robotics, Faculty of Engineering,
Kinki University

トの位置を特定する手法^[10]、ニューラルネットを用いた手法^[11]、ナンバープレートの配置規則を利用したテンプレートマッチングによる手法^[12]、などが提案されている。

文字・数字抽出では、抽出されたナンバープレート領域の2値画像をラベリングする手法、2値画像を作成し、文字の大きさの事前情報から推定する手法^[13]、多値テンプレートマッチングを用いる手法^[14]、文字の配置規則から最適となる候補を選択する手法などが提案されている。

文字認識では、2値画像のテンプレートマッチング手法^[13]、クロスカウント法とテンプレートマッチングによる手法^[15]、ニューラルネットワークを用いた手法などが提案されている。文字認識は、OCRの技術を応用する例も多いと思われる。

従来のナンバープレート検出法は、プレート形状や文字配置が一定の規則に従っていることを前提にしたものが多く、多様なナンバープレートに対応できていない。そこで、本報告では、多様なナンバープレートの検出に対応可能なように、SVM(サポートベクターマシン)を用いた機械学習の手法をナンバープレート検出に適用する手法について述べる。ナンバープレートの検出処理では、まず、エッジの垂直成分のみを検出し、膨張・収縮処理・塗りつぶし処理により得られた輪郭に対してナンバープレート候補を絞り込み、次に、負例と正例の学習に基づくSVM(サポートベクターマシン)を用いてその候補領域がナンバープレートか否かを識別して、最後にナンバープレートの位置を特定する。この手法を日本と日本以外の国の車両に適用して、学習時のナンバープレート及び非ナンバープレートの画像に関するアスペクト比の違い、車体とナンバープレート間の輝度値の差、正例と負例の学習枚数がナンバープレート検出に及ぼす影響について調べる。

2章では、ナンバープレート抽出方法についての処理手順と具体的な処理方法を示す。3章では、撮影環境の異なる様々な画像に本手法を適用した場合の検出結果を示し、学習の仕方や画像の特徴による検出率への影響について考察する。4章では、本論文のまとめと残された問題点について述べる。

2. ナンバープレート抽出手法の概要

2.1 学習画像の作成

車両画像からナンバープレートを検出する手法として、パターン識別用の教師あり機械学習方法を採用するSVM(サポートベクターマシン)を用いる。SVMは、分離することができる幾多の候補平面の中でマージンが最大になる超平面(maximum-margin hyper-plane)を探するというすぐれた特徴があり、与えられた学習用サンプルを基に、もっとも大胆に区切る境目を学習す

ることができる。

識別器SVMの機械学習は、以下の手順で行った。SVMの学習は、イタリアと日本の車両のナンバープレートに対してそれぞれ行った。イタリア車両のナンバープレートのサイズは、縦110mm×横520mm(アスペクト比4.72)である。日本の中型車のナンバープレートのサイズは、縦165mm×横330mm(アスペクト比2.0)であり、小型車のナンバープレートのサイズは、縦125mm×横230mm(アスペクト比1.84)である。

正例、負例の学習画像を作成するにあたり、学習画像の作成の違いによる影響を比較するため2通り考えた。一つ目は、日本車のナンバープレートのアスペクト比1.84をイタリア車のアスペクト比4.72に合わせて学習画像を作成する(これをイタリア車アスペクト比と呼ぶことにする)。二つ目は、日本車両のナンバープレートのアスペクト比に基づいて、学習画像を作成する(これを日本車アスペクト比と呼ぶことにする)。正例としてのナンバープレートの学習画像の大きさは、アスペクト比4.72の場合に横144pixel×縦33pixelとすると、アスペクト比1.84の場合は横144pixel×縦78pixelとなる。負例としてのナンバープレート以外の学習画像の大きさに対しても、同様に、2種類のアスペクト比の大きさを用意している。

日本の車両は、大型、中型、小型によってナンバープレートの色が異なっている。ここでは、あえて色相による車種の区別をなくすため、学習画像用のナンバープレートと非ナンバープレートともに、カラー画像をグレースケール画像にしておく。

学習画像の枚数は、ナンバープレート50枚、非ナンバープレート50枚それぞれ用意した。SVMの識別に利用するため、合わせて100枚の画像に対する画素値及び正例と負例の選別の情報をXML(Extensible Markup Language)ファイル形式で保存しておく。ナンバープレート50枚と非ナンバープレート50枚の画像をFig.1に示す。

機械学習の仕方によって検出への影響があるのかどうかを実験でチェックするため、識別器SVMは、ナンバープレートと非ナンバープレートを合わせた学習枚数を20枚、40枚、60枚、80枚、100枚の5通り作成しておく。



Fig. 1. License plate and non-license plate learning images.

2.2 ナンバープレート検出処理

ナンバープレート検出のための画像処理の例を以下に示す。

車両が映り込んだカラー画像(Fig.2)に対して、ノ

イズ除去のため 5 ピクセル×5 ピクセルサイズの平滑化処理を行う (Fig.3)。ナンバープレート部には枠や数字の垂直エッジ成分が多いことから、画像の垂直エッジ成分を抽出する (Fig.4)。画像の 2 値化では公知の Otsu 法に基づきグレースケール画像を 2 値画像に変換する (Fig.5)。これに、膨張・収縮処理を行うことにより、細かな雑音が除去され主だった領域だけが残ることになる (Fig.6)。そのすべての領域に対して、予め設定しておいたアスペクト比の許容幅に納まる輪郭のみを抽出する (Fig.7)。この例では、4 つの輪郭領域が得られている。各輪郭領域の中心座標付近のピクセルの 3 チャンネル BGR の輝度値に対して、それらの値が予め設定した許容範囲内であれば連結成分とみなし、連結成分であると判定された領域を最小の包含矩形で囲みマスク画像を作成する (Fig.8)。このマスク画像に対して、ナンバープレートのアスペクト比の許容幅に納まるものをナンバープレートの候補領域とする (Fig.9)。これらの候補領域に対して各々に SVM (サポートベクターマシン) を適用してナンバープレートか否かを識別して、ナンバープレート領域を特定する (Fig.10)。以上の処理を学習画像以外のテスト画像に適用した結果の一例を Fig.11 に示す。ナンバープレート領域が検出されていることが分かる。



Fig. 2. vehicle color image



Fig. 3. smoothed image,



Fig. 4. extraction of vertical edges



Fig. 5. binalized image

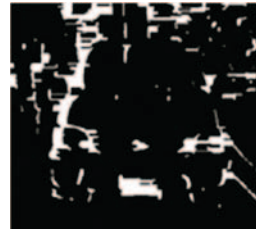


Fig. 6. image after dilation and erosion processing



Fig. 7. extracted profiles within the allowable aspect ratio range



Fig. 8. mask images



Fig. 9. icense plate candidate areas



Fig. 10. detected license plate.



Fig. 11. Detection result for license plate in test image.

2.3 車体の色が検出に及ぼす影響

2.2 節の検出処理において、輝度値の許容幅を設定して連結成分を求めマスク画像を作成する時に、ナンバープレートの輝度値に対して、車体の色が白っぽい場合とグレーのような少し濃い色の場合によって、許容幅の設定を適切に調整しないとナンバープレートがうまく検出できない場合がある。以下にその例を挙げておく。

マスク画像の作成において連結成分を求めるための輝度値の許容幅を 30 に設定した場合、Fig.12 に示すように白い車両ではナンバープレートが検出されないが、輝度値の許容幅を 5 に設定すると、Fig.13 に示すように同じ車両でもナンバープレートを検出できるようになる。

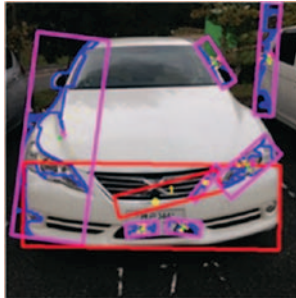


Fig. 12. License plate was not detected when allowable brightness range was set to 30.



Fig. 13. License plate was detected in same vehicle when allowable brightness range was set to 5.

次に、輝度値の許容幅を 5 に設定したまま、グレーの車両に対して処理を行った場合、Fig.14 に示すようにナンバープレートは検出できていない。



Fig. 14. License plate was not detected on a gray vehicle when same processing was performed with allowable brightness range left at 5.

以上のことは、マスク画像作成の段階で、車体の色とナンバープレートの輝度差、あるいは読み込む画像の輝度値などを自動的に判定して、誤検出や未検出がないように改良する余地があることを示している。

3. ナンバープレートの検出結果

本節では、10 枚のテスト画像に対して、前節で述べたナンバープレートの検出手法を適用して得られた検出率の結果について述べる。10 枚のテスト画像を用意して、1 枚のテスト画像に対して 30 回ずつ処理を実行する。ナンバープレートのみが検出された場合だけ検出が成功したとして、テスト画像毎に検出率を算出する。検出率の算出は、2.1 節で述べたように 5 通りの識別器 SVM に対して行い、それぞれの識別器 SVM に対して 10 枚のテスト画像の平均検出率を算出して、その識別器 SVM に対する検出率とする。

2.1 節の学習画像の作成で述べたように、イタリア車アスペクト比と日本車アスペクト比の 2 通りの学習用画像を作成した。これは、国によるナンバープレートの形状の違いによるナンバープレート検出率の影響を調べるためである。

学習画像の種類毎に検出率を調べた結果を以下に示す。

Case (i) 日本車のナンバープレートのアスペクト比をイタリア車ナンバープレートのアスペクト比に合わせて学習画像を作成した場合（イタリア車アスペクト比）

Table. 1 に成功率の詳細を示す。

Fig.15 に識別器毎の検出率の変化の様子を示す。

Table. 1. Detection rate for each of the 10 test images, and the average detection rate, for each number of learning images when the learning images were set to the Italian license plate aspect of 4.72.

Image No.	Number of learning images				
	20	40	60	80	100
1	80	90	90	96	96
2	0	36	93	60	80
3	15	96	100	100	100
4	100	100	100	100	100
5	100	100	100	100	100
6	15	100	100	100	100
7	45	96	100	100	100
8	45	90	83	96	96
9	65	30	50	73	86
10	30	90	100	100	100
Average value	50	83	92	93	96

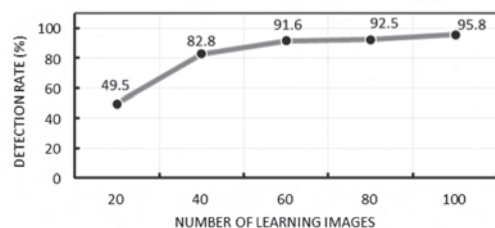


Fig. 15. Average detection rate for each number of learning images when the learning images were set to the Italian vehicle license plate aspect ratio of 4.72.

Case (ii) 日本車のナンバープレートのアスペクト比をそのまま用いて、学習画像を作成した場合（日本車アスペクト比）

Table. 2 に成功率の詳細を示す。

Fig.16 に識別器毎の検出率の変化の様子を示す。

Table. 2. Detection rate for each of the 10 test images, and the average detection rate, for each number of learning images when the learning images were set to the Japanese license plate aspect of 1.84.

Image No.	Number of learning images				
	20	40	60	80	100
1	58	93	90	100	100
2	100	100	100	100	100
3	62	76	83	86	76
4	60	76	66	76	83
5	70	100	86	96	96
6	98	90	93	96	86
7	100	100	96	100	100
8	100	100	100	100	100
9	52	93	73	80	83
10	52	83	56	90	60
Average value	80	91	84	92	88

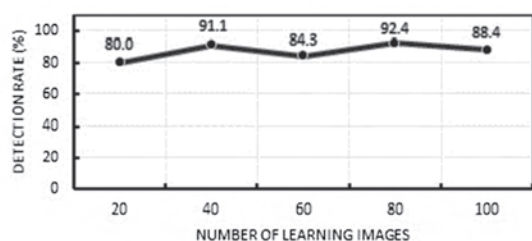


Fig. 16. Average detection rate for each number of learning images when the learning images were set to the Japanese vehicle license plate aspect ratio of 1.84.

Case(i)と Case(ii)を比較した場合、学習で利用されるナンバープレート画像のアスペクト比を、その国のナンバープレートのアスペクト比に合わせないで学習

した場合よりも、概ねその国のナンバープレートのアスペクト比に合致するように学習した場合の方が、検出は安定して高い割合を示している。これは、アスペクト比 1.84（日本車アスペクト比）の日本車の場合、アスペクト比許容幅が 0.74~2.56 に対して、アスペクト比 4.73（イタリア車アスペクト比）のイタリア車の場合、アスペクト比許容幅が 1.89~7.57 となり、日本車アスペクト比の方がナンバープレート以外の候補領域が多く除外される結果となり、学習画像枚数が少ない場合でも、安定した検出が行われていることを示している。

Case(ii)の場合、学習枚数を増やしても検出成功率に変化があまり見受けられない。誤検出された領域は、主に車体以外の背景の領域であった。これは、学習の段階で非ナンバープレートとして学習させた画像が車体の一部を多く採用し、本実験では背景領域は全く採用していないことが原因であると考えられる。

4. 結論

本報告は、ナンバープレート検出を従来のようなナンバープレート形状や文字配置の情報に依存した手法ではなく、多様なナンバープレートに対応可能なように機械学習の手法を適用した手法を提案した。日本と日本以外の車両に本手法を適用して、機械学習時の画像の特徴量の違いがナンバープレートの検出に及ぼす影響を明らかにした。

機械学習させる時に使用する正例（ナンバープレート）と負例（非ナンバープレート）の画像枚数に関しては次のようなことが分かった。イタリア車のアスペクト比を適用して学習画像を作成した場合には、日本車のナンバープレートの検出結果は、学習に利用した画像枚数を多くするに従ってナンバープレートの検出率が向上した。一方、日本車のナンバープレートのアスペクト比を使用した場合には、日本車のナンバープレートの検出結果は、学習に利用した画像枚数にあまり依存せず、しかも良好な検出結果が得られた。この場合、誤検出された領域が、車体以外の背景領域が多かったことから、非ナンバープレートの学習画像として背景領域の画像も含ませることが必要であると言える。以上のことから、機械学習に利用する画像枚数を増やすことによって、異なるナンバープレートのアスペクト比を持つ日本車とイタリア車のナンバープレートに対して、その形状情報には依存しない手法であることが確認できた。

検出処理のマスク画像作成の段階において、車体とナンバープレートの輝度値の差がナンバープレートの検出率に影響を与えることが明らかになった。さらなる検出率を向上させるには、車体の色合いや明るさなどを自動的に判断し、処理の中にそれを考慮することが必要となる。

謝辞

本研究を行うに当たり、データの収集、プログラム作成において多大なる援助を頂いた、中屋優希、惣明尚美の両氏に感謝いたします。

参考文献

[1]Yasuo Ogiuchi, Masakatsu Higashikubo, Sakda Panwai, Elarin Luenagvilai. “Automatic license plate detection and recognition in Thailand.” SEI technical review, **184**:p.34-39; 2014.

[2]Shan Du, Mahmoud Ibrahim, Mohamed Shehata, Wael Badawy. “Automatic license plate recognition: a state-of-the-art review.” IEEE transactions on circuits and systems for video technology, **23**:2: p.311-325; 2013.

[3]Rinku Solanki, Naitik Kapadia, Viral Patel. “The review on automatic license plate recognition.” Int. Jour. of research in engineering and technology, **2**:2: p.178-183; 2013.

[4]Wengang Zhou, Houqiang Li, Yijuan Lu, Qi Tian. “Principal visual word discovery for automatic license plate detection.” IEEE transactions on image processing, **21**:9: p.4269-4279; 2012.

[5]Bharat Raju Dandu, Abhinav Chopra. “Vehicular number plate recognition using edge detection and characteristic analysis of national number plates.” Int. Jour. of computational engineering research, **2**:3: p.795-799, 2012.

[6]Yasuo Ogiuchi, Masakatsu Higashikubo. “Detection method for various license plates.” SEI technical review, **181**:p.95-98; 2012.

[7]Takehiko Kato, Kayo Tanaka, Masatoshi Asada, Hiroyuki Yasuhara, Kanae Tachiki, Michihiro Kodama, Yusuke Yasuhara, Toshihiro Asai, Yasuo Ogiuchi. “Development of automatic license plate recognition device.” SEI technical review, **181**:p.99-103; 2012.

[8]Halina Kwasnicka, Bartosz Wawrzyniak. “License plate localization and recognition in camera pictures.” Symposium on methods of artificial intelligence (AI-METH 2002), November; 2002.

[9]Takeshi Agui, Hyung Jin Choi, Masayuki Nakajima. “An extracting method of car number plate by image processing (in Japanese).” IEICE Trans. D-II, **70**:3: p.560-565; 1987.

[10]Yuji Sawada, Mitsuaki Nakamura, Tomoaki Sumida, Masamichi Kawanaka, Hisashi Saiga, Yoshihiro Kitamura. “Development of license plate recognition system (in Japanese).” Technical report of IEICE, **96**:46: p.65-72; 1996.

[11]Hironobu Fujiyoshi, Taizo Umezaki, Tomohiko Imamura, Takeo Kanade. “Area extraction of the license plate using artificial neural network (in Japanese).” IEICE Trans. D-II, **80**:6: p.1627-1634; 1997.

[12]Katsuyoshi Tanabe, Harumi Kawashima, Eisaku Marubayashi, Tadashi Nakanishi, Akio Shio, Sakuichi Ohtsuka. “Car License plate extraction based on character alignment model (in Japanese).” IEICE Trans. D-II, **81**:10: p.2280-2287; 1998.

[13]Takashi Naito, Toshihiko Tsukada, Kei-ichi Yamada, Shin Yamamoto. “License plate recognition method for passing vehicles with robust sensing device against varied illumination condition (in Japanese).” IEICE Trans. D-II, **81**:9: p.2019-2026; 1998.

[14]Yasuko Takahashi, Hisako Tanaka, Akira Suzuki, Akio Shio, Sakuichi Ohtsuka. “License plate recognition using a gray image template matching with noise reduction filters and character alignment (in Japanese).” IEICE Trans. D-II, **87**:7: p.1451-1461; 2004.

[15]Yosuke Shinohara, Nobuo Funabiki, Jun Kawashima, Junichi Takeuchi, Masayuki Ishizaki. “A license plate recognition algorithm using cross count and template matching methods (in Japanese).” Technical report of IEICE, **2004**:170: p.39-44; 2005.