

## 位置依存型識別器を用いた車載カメラ画像からの路面標示検出

非会員 野田 雅文\*      非会員 高橋 友和\*,\*\*  
 非会員 出口 大輔\*      非会員 井手 一郎\*  
 非会員 村瀬 洋\*      非会員 小島 祥子\*,\*\*\*  
 非会員 内藤 貴志\*\*\*

Detection of Road Markings Recorded in In-Vehicle Camera Images by Using  
 Position-Dependent Classifiers

Masafumi NODA\*, Non-member, Tomokazu TAKAHASHI\*,\*\*, Non-member, Daisuke DEGUCHI\*, Non-member,  
 Ichiro IDE\*, Non-member, Hiroshi MURASE\*, Non-member, Yoshiko KOJIMA\*,\*\*\*, Non-member,  
 Takashi NAITO\*\*\*, Non-member

In this study, we propose a method for detecting road markings recorded in an image captured by an in-vehicle camera by using a position-dependent classifier. Road markings are symbols painted on the road surface that help in preventing traffic accidents and in ensuring traffic smooth. Therefore, driver support systems for detecting road markings, such as a system that provides warning in the case when traffic signs are overlooked, and supporting the stopping of a vehicle are required. It is difficult to detect road markings because their appearance changes with the actual traffic conditions, e.g. the shape and resolution change. The variation in these appearances depend on the positional relation between the vehicle and the road markings, and on the vehicle posture. Although these variations are quite large in an entire image, they are relatively small in a local area of the image. Therefore, we try to improve the detection performance by taking into account the local variations in these appearances. We propose a method in which a position-dependent classifier is used to detect road markings recorded in images captured by an in-vehicle camera. Further, to train the classifier efficiently, we propose a generative learning method that takes into consideration the positional relation between the vehicle and road markings, and also the vehicle posture. Experimental results showed that the detection performance when the proposed method was used was better than when a method involving a single classifier was used.

キーワード：車載カメラ画像，路面標示検出，識別器，生成型学習

**Keywords:** In-vehicle camera image, detection of road markings, classifier, generative learning

## 1. はじめに

**1.1 研究の背景** 近年，車載カメラの普及に伴い，車両前方を撮影した車載カメラ画像から，道路環境において重要な歩行者や道路標識などを検出する研究が盛んに行われている<sup>(1)</sup>．本研究では，道路環境において重要なものの1つである路面標示を高精度に検出することを目的とする．路面標示は，道路面に印字された文字や記号であり，交通事故の防止や道路交通の円滑化のために設置されるものである．車載カメラによりこれらの路面標示を検出することで，ドライバーが路面標示を見落とした場合に通知したり，一旦停止の支援を行ったりするシステムが必要とされる．

**1.2 関連研究** 車載カメラで撮影された路面標示

\* 名古屋大学  
 愛知県名古屋市千種区不老町  
 Nagoya University  
 Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-8601 Japan

\*\* 岐阜聖徳学園大学  
 岐阜県岐阜市中鷲 1-38  
 Gifu Shotoku Gakuen University  
 1-38 Nakauzura, Gifu, Gifu, 500-8288 Japan

\*\*\* (株) 豊田中央研究所  
 〒 480-1192 愛知県愛知郡長久手町大字長湫字横道 41-1  
 Toyota Central R & D Labs., Inc.  
 41-1 Aza Yokomichi, Oaza Nagakute, Nagakute, Aichi, Aichi,  
 480-1192, Japan

を扱う研究は、認識と検出に大きく分けられる．認識は入力を認識対象のいずれかに識別する問題である．これに対して、検出は検出対象とそれ以外を識別し、画像中から対象を見つけ出す問題である．路面標示の認識を扱った研究として、Liらは、輪郭情報を用いて、路面標示の種類を識別する手法<sup>(2)</sup>を提案している．また、三宅らは、ニューラルネットワークを利用して欠けやかすれを含む路面標示を識別する手法<sup>(3)</sup>を提案している．一方、路面標示の検出を扱う研究としては、路面標示の1つである区画線の検出が数多く行われている<sup>(4)</sup>．しかしながら、車両の進行方向を指示する矢印などのシンボルといった区画線以外の路面標示の検出に関しては、十分な議論がなされていない．車載カメラ画像中の路面標示は、車載カメラと路面標示の位置関係や車両の姿勢などの変化により、その形状や解像度など様々に変化する．本研究では、このような路面標示の変化を考慮することで、高精度に路面標示を検出することを目指す．

**1.3 問題点とアプローチ** 車載カメラ画像中から路面標示を検出する際の問題点について述べる．図1に示すように、車載カメラ画像中の路面標示は、同じ種類の路面標示であっても、画像中の位置により形状や解像度などが異なる．これは、路面標示が車載カメラの光軸と道路平面的な角度が小さく、射影変換の影響を強く受けるためである．そのため、逆射影投影 (Inverse Projection Mapping)<sup>(9)</sup>を用いることで、路面標示の大きさや形状を正規化する処理が一般的に行われる．逆射影投影は、車載カメラ画像を図2に示すような仮想的に上空から俯瞰した画像に変換する処理である．路面標示は、規格により形状や大きさが定まっているため、俯瞰画像中の路面標示の大きさは路面標示の位置によらず、ほぼ一定となる．本研究では、このような俯瞰画像中から路面標示の検出を行う．

一般の物体検出処理と同様の手順で、俯瞰画像中の路面標示を検出することを考える．具体的には、まず俯瞰画像中から任意の候補領域を切り出す．そして、この候補領域に対して、事前に路面標示を学習した識別器を用いて、各種の路面標示、および非路面標示を識別する．これによって、路面標示を検出する．一般の物体検出処理では、検出対象の多くの変化を考慮した学習画像を用いて識別器を学習する．しかしながら、図2に示すように、俯瞰画像中の路面標示には、同じ種類であっても、位置によって、元の車載カメラ画像における解像度の違いや形状の違いによる見えの違いが生じる．このような大きな見えの違いを含む学習画像を用いて識別器を学習した場合、路面標示と非路面標示の識別、および路面標示の種類が困難となる問題がある．これは、結果として路面標示の検出性能を低下させる．しかしながら、路面標示の変化は画像全体で見ると大きい、局所的には小さいものと考えられる．

そこで、本論文では、提案手法として車載カメラ画像 (俯瞰画像) 中の局所的な領域内での路面標示の変化のみを学習した識別器を複数の局所領域に対して構築し、検出に用

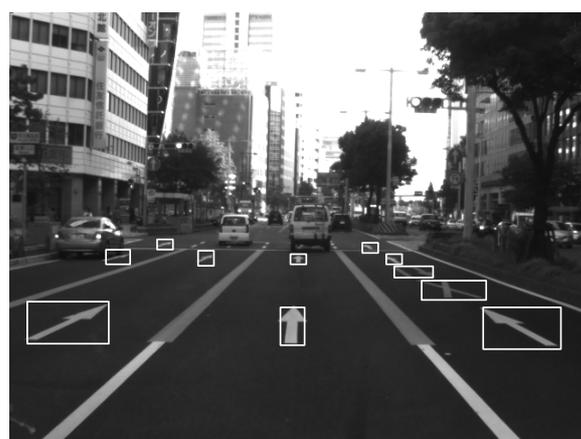


Fig. 1 In-vehicle camera image: The rectangles show detected the road-markings.

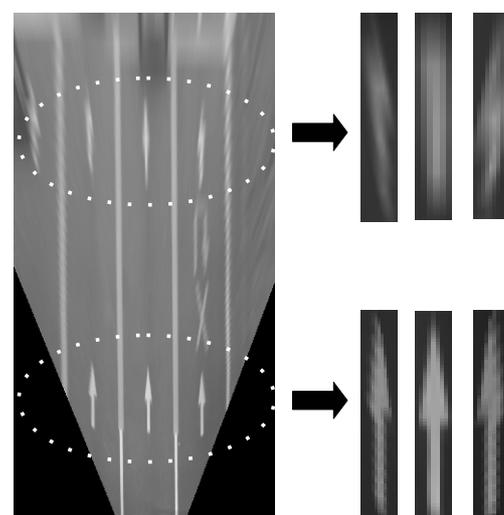


Fig. 2 The appearance of road-markings in the projected image.

いる．これにより、路面標示の検出性能が向上すると考えられる．本論文では、このような車載カメラ画像中の路面標示の位置に応じて用いる識別器を位置依存型識別器と呼ぶ．位置依存型識別器の学習には、車載カメラ画像中の任意の位置における路面標示の学習画像を必要とする．しかしながら、このような学習画像を人手で収集することは、コストが高い．そのため、生成型学習法<sup>(5)</sup>を適用することにより、位置依存型識別器の学習を行う．本論文では、車載カメラ画像中の各位置に学習画像を生成するため、車載カメラと路面標示の位置関係、および車両の姿勢を考慮した生成型学習法を提案する．

以下、2節で位置依存型識別器を用いた路面標示の検出手法を、3節で位置依存型識別器の学習手法を提案する．そして、4節で実験方法と結果について述べ、5節で実験結果の考察を行う．最後に、6節でまとめる．

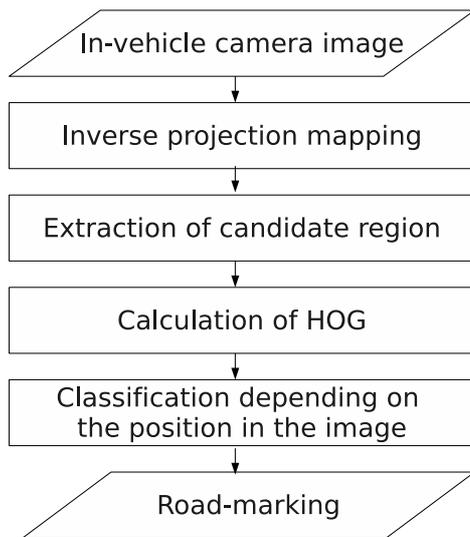


Fig. 3 Process flow of the proposed method.

## 2. 位置依存型識別器を用いた路面標示検出

本節では、図 1 に示す車載カメラ画像から位置依存型識別器を用いて、路面標示の検出を行う。対象とする路面標示の種類は複数とし、これらの種類の識別も行う。

**2.1 特徴量と識別器** 路面標示の画像特徴量を HOG (Histograms of Oriented Gradients) 特徴量<sup>(6)</sup>で記述し、識別器には SVM (Support Vector Machine) を用いる。HOG 特徴量と SVM を用いた物体検出手法は、歩行者<sup>(6)</sup>や車両<sup>(7)</sup>、道路標識<sup>(8)</sup>などを対象として幅広く用いられており、高い検出精度が報告されている。

HOG 特徴量は、画像の局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴量であり、照明変化や局所的な形状変化に頑健である。また、HOG 特徴量は大まかな形状を記述するため、実環境において路面標示に起こり得る欠けやかすれなどの部分的な画像の欠損にも対応できると考えられる。このため、本研究で扱う路面標示の検出に対しても、HOG 特徴量は有効であると考えられる。

一方、SVM は汎化性能の高い識別器であり、多くの識別問題において利用されている。本研究では、複数の種類の路面標示を識別し、各種類が出力される確率に基づき識別結果を統合するため、Huang らのマルチクラス SVM<sup>(10)</sup>を用いる。

**2.2 処理の流れ** 図 3 に提案手法の処理の流れを示す。はじめに、入力された車載カメラ画像を逆射影投影により、俯瞰画像に変換する。次に、俯瞰画像中から路面標示の候補領域を切り出し、HOG 特徴量を算出する。そして、位置依存型識別器を用いて、候補領域が属するクラスを識別する。候補領域が属するクラスは、各種類の路面標示、および非路面標示とする。最後に、検出対象とする種類の路面標示であると識別された候補領域を検出結果とする。

**2.2.1 逆射影投影** 車載カメラ画像から俯瞰画像

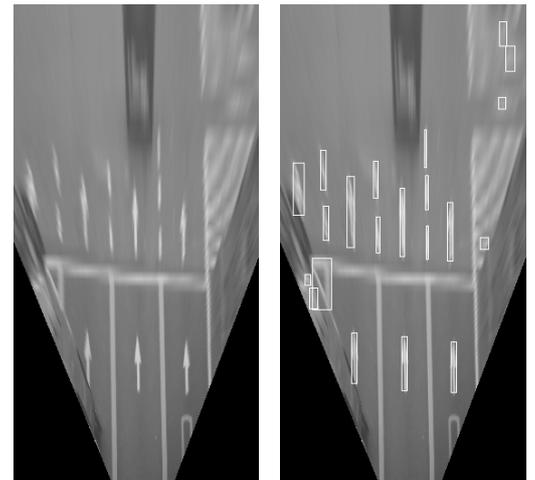


Fig. 4 Extraction of candidate region.

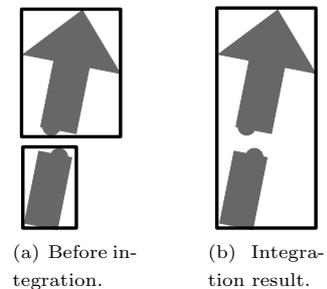


Fig. 5 Integration of a divided road-marking.

に逆射影投影を行う。提案手法では、 $3 \times 3$  の平面射影行列  $P$  を用いて画像を変換する。車載カメラ画像中の位置  $(x, y)$  と俯瞰画像中の位置  $(x', y')$  は以下の関係を持つ。

$$[x' \ y' \ 1]^T \sim P[x \ y \ 1]^T \dots \dots \dots (1)$$

本研究では、道路の平面性を仮定し、車載カメラの設置位置と姿勢情報から事前に算出した  $P$  を用いる。

**2.2.2 候補領域の抽出** 路面標示は、一般的に道路路面に対して高い輝度を持つ。このことを利用し、輝度に対するしきい値処理によって、路面標示の候補領域を抽出する。図 4 (a) に示す俯瞰画像から抽出された候補領域の例を図 4 (b) 中の矩形で示す。

候補領域抽出の手順を以下に示す。

- (1) 俯瞰画像を 2 値化し、その画像に対してラベリング処理を行う。
- (2) ラベリング処理の結果、得られた各領域に外接する矩形領域を算出し、候補領域とする。
- (3) 得られた候補領域には、図 5 (a) に示すように、路面標示の欠け・かすれなどの影響により、候補領域が複数に分断されることが考えられる。このため、矩形の境界の距離がしきい値以下である複数の候補領域を包含する領域を、図 5 (b) に示すように新たな候補領域とする。
- (4) 各候補領域の大きさに対してしきい値処理を行う

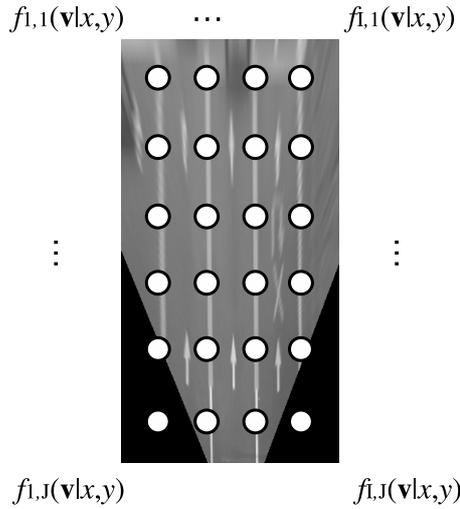


Fig. 6 Alignment of classifiers.

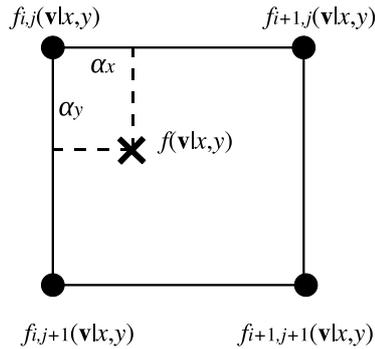


Fig. 7 Integration of classification results.

ことで、路面標示として不適当な大きさの候補領域を除去する。

- (5) 最後に、俯瞰画像から候補領域画像を切り出す。このとき、候補領域の位置を矩形の左上の座標  $(x, y)$  と表す。

**2.2.3 HOG 特徴量の算出** 切り出した各候補領域の大きさを正規化し、HOG 特徴量  $\mathbf{v}$  を算出する。HOG 特徴量の詳細な算出法については、Dalal らの文献<sup>(6)</sup>に譲る。

**2.2.4 位置依存型識別器を用いた候補領域の識別** 位置依存型識別器を用いて、任意の位置から抽出された候補領域を検出対象とする各種の路面標示、あるいは非路面標示に識別する。入力された候補領域の識別結果は、その位置の近傍の識別器の出力結果を統合することで得る。

候補領域の位置  $(x, y)$  において、その候補領域の HOG 特徴量  $\mathbf{v}$  を識別する識別器を  $f(\mathbf{v}|x, y)$  とする。  $N$  種類の路面標示を検出対象とした場合、  $f(\mathbf{v}|x, y)$  は識別結果として  $\{0, \dots, N\}$  のいずれかの値を出力する。ここで、出力結

果  $\{1, \dots, N\}$  は対応する路面標示の種類を、出力結果 0 は非路面標示を表す。提案手法では、図 6 に示すように等間隔に配置した  $I \times J$  個の識別器  $f_{i,j}(\mathbf{v}|x, y)$  を用いる。これらの識別器は、3 節で述べる生成型学習法により、事前に学習されているものとする。そして、これらの識別器を用いて、任意の位置  $(x, y)$  における  $f(\mathbf{v}|x, y)$  の出力結果を得る。

$f(\mathbf{v}|x, y)$  の出力結果は、図 7 に示すように切り出した候補領域の位置  $(x, y)$  近傍の 4 つの識別器から求める。ここで、  $f(\mathbf{v}|x, y)$  の出力結果がクラス  $k$  となる確率を  $p(\mathbf{v}, x, y, k)$  と表す。このとき、  $(x, y)$  近傍の 4 つの識別器の出力から、出力結果がクラス  $k$  である確率を求める。具体的には、近傍の識別器が出力する各クラスの確率を以下のように線形補間で統合することにより、  $p(\mathbf{v}, x, y, k)$  を求める。

$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{v}, x, y, k) = & (1 - \alpha_x)(1 - \alpha_y)p_{i,j}(\mathbf{v}, x, y, k) \\
 & + \alpha_x(1 - \alpha_y)p_{i+1,j}(\mathbf{v}, x, y, k) \\
 & + (1 - \alpha_x)\alpha_y p_{i,j+1}(\mathbf{v}, x, y, k) \\
 & + \alpha_x\alpha_y p_{i+1,j+1}(\mathbf{v}, x, y, k) \\
 & \dots\dots\dots (2)
 \end{aligned}$$

$\alpha_x, \alpha_y$  は、  $(x, y)$  から各識別器までの距離  $\alpha_x, \alpha_y \in [0, 1]$  を表す。

そして、クラスに属する確率が最大となるものを識別結果  $k_{\text{result}}$  とする。

$$k_{\text{result}} = \arg \max_{k=0, \dots, N} p(\mathbf{v}, x, y, k) \dots\dots\dots (3)$$

最後に、識別結果が路面標示 ( $k_{\text{result}} \in \{1, \dots, N\}$ ) であれば、それを検出結果とする。

### 3. 生成型学習法を用いた位置依存型識別器の学習

位置依存型識別器の学習には、車載カメラ画像中のあらゆる位置で収集した学習画像を用いる必要がある。しかし、実際にこのような学習画像を手で収集することはコストが高い。そこで、本研究では識別器の学習に生成型学習法を利用する。生成型学習法は、少数の原画像から形状やぼけなどの様々な変化を含んだ多数の学習画像を生成する手法である。多数の学習画像を収集する必要がないため、効率的な学習が可能となる。路面標示のように大きさや形状が規格で定められた対象は、その規格に沿った画像を原画像として用いることができるため、生成型学習は特に有効である。本研究では、路面標示の形状変化を扱うため、車載カメラと路面標示の位置関係、および車両の姿勢が、生成の際に特に重要となる。しかしながら、従来の生成型学習法<sup>(5)</sup>は、カメラに正対している場合が多い道路標識を生成の対象としているため、カメラの光軸と道路標識の中心が一致するモデルを用いている。つまり、従来の生成型学習では、カメラと認識対象の 3 次元の位置関係は考慮していない。車載カメラ画像中の位置に応じた識別器を学習するため、車載カメラと路面標示の位置関係、および車両の

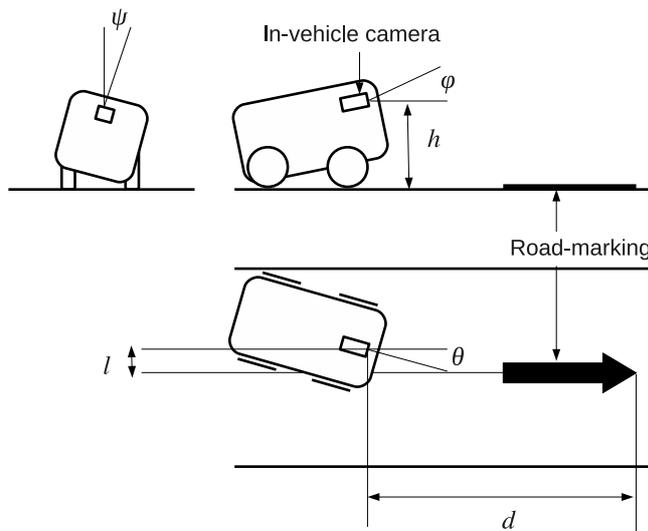


Fig. 8 Vehicle model.

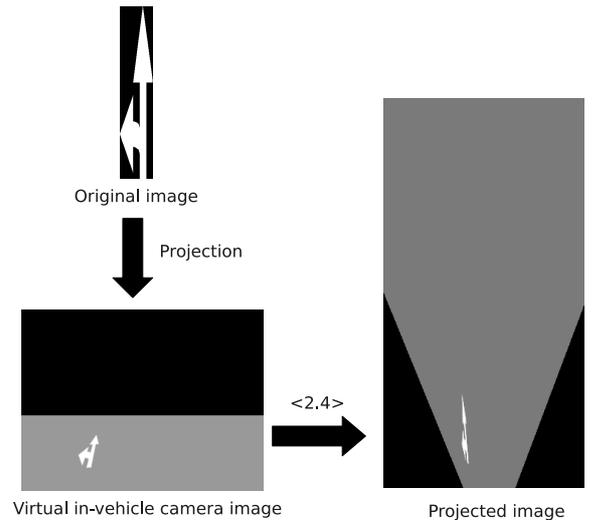


Fig. 9 Generation process.

姿勢を考慮した生成型学習法を提案する。

**3.1 学習画像を生成する環境** 本研究では、車両の走行方向に対して路面標示が車両の前方に存在すると仮定する。そして、この環境下において撮影されるであろう路面標示を含む車載カメラ画像を生成する。路面標示画像の生成を行う環境として、車両と路面標示の位置関係、車載カメラの内部特性を考慮する。車両と路面標示の位置関係を表すため、図 8 に示す車両モデルを考える。本研究では、車載カメラは車両にしっかり取り付けられ、姿勢が一致するものとする。車載カメラを地面からの高さ  $h$  (m) の位置に固定し、車両から距離  $d$  (m)、横方向のずれ  $l$  (m) に路面標示が存在するとする。また、車両の 3 軸まわりの回転角 (ヨー, ピッチ, ロール) を  $(\theta, \phi, \psi)$  ( $^\circ$ ) とする。カメラの内部特性は、解像度  $W \times H$  (pixel)、画角  $\gamma$  ( $^\circ$ )、散乱円半径  $\sigma$  (pixel) により表す。

以上をまとめると、生成に用いるパラメータはベクトル  $\mathbf{p} = [h \ d \ l \ \theta \ \phi \ \psi \ W \ H \ \gamma \ \sigma]^T$  として表される。 $\mathbf{p}$  を任意に設定することにより、様々な路面標示画像を生成する。具体的な生成手法については、次節で述べる。

**3.2 生成手法** 図 9 に路面標示画像の生成過程を、図 10 に生成した路面標示画像を示す。以下の手順で学習に用いる路面標示画像を生成する。

- (1) 図 9 に示すように路面標示の原画像を道路面へ投影することにより、仮想的な車載カメラ画像を生成する。自車を原点とし、自車前方  $d$  (m)、自車の正面方向に対する横位置  $l$  (m) に路面標示を配置する。また、自車の姿勢  $\theta, \phi, \psi$  ( $^\circ$ ) を与える。
- (2) 生成した車載カメラ画像に散乱円半径  $\sigma$  (pixel) のガウシアンフィルタを畳み込むことで、光学ぼけを与える。
- (3) 2.2 で述べた候補領域の抽出手法を用いて、路面標示画像を切り出し、HOG 特徴量を算出する。ま



Fig. 10 Generated images.

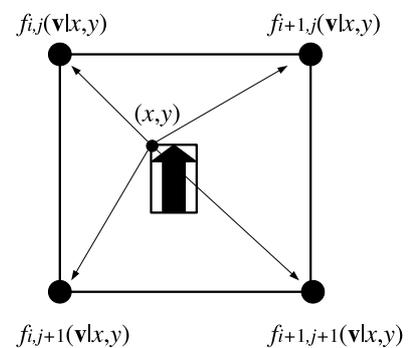


Fig. 11 Training of classifiers from a generated image.

た、切り出した路面標示画像の位置  $(x, y)$  は、次節で述べる識別器を学習する際に用いる。

パラメータベクトル  $\mathbf{p}$  を様々な変化させながら以上の処理を行うことにより、図 10 に示すような位置情報付きの路面標示画像を多数生成する。

**3.3 位置依存型識別器の学習** 生成した多数の路面標示画像を用い、位置依存型識別器を学習する。学習は、生成した路面標示画像、および非路面標示画像を入力とすることによって行う。非路面標示画像は、車載カメラ画像中の路面標示以外の領域からランダムに切り出すことにより収集する。生成した路面標示画像は、図 11 に示すように、それぞれ近傍の 4 つの識別器の学習に用いる。そして、

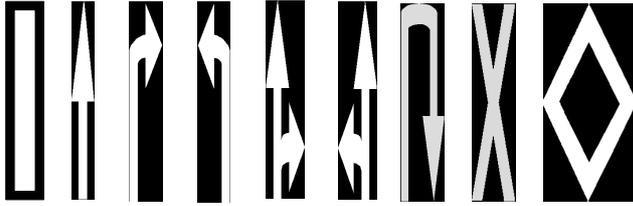


Fig. 12 Road-markings detected in the experiment.

対象とする全ての路面標示の種類に対して同様の処理を行い、生成した路面標示画像と非路面標示画像を用いて各識別器を学習する。

#### 4. 実験

提案手法の有効性を示すため、実際の車載カメラ画像を用いて路面標示の検出実験を行った。

**4.1 実験条件** 本実験では、図 12 に示す 9 種類の路面標示を検出対象とした。なお、候補領域が画像の端に接するものは検出対象から除外した。本実験で用いた車載カメラ画像の解像度は  $640 \times 480$  (pixel) であり、下端から 240 (pixel) までを検出対象領域とした。これは、通常の走行時において検出が必要と考えられる車両前方の約 30 (m) までの領域を考慮し、目視により与えた。合計 1,046 個の路面標示が画像中に含まれている 136 枚の車載カメラ画像を使用した。また、これらの車載カメラ画像は晴天時に車両が平坦な道を直進走行している際に撮影したものであり、一部の画像において前方車両が存在した。

本実験では、以下の手法について検出性能の比較を行った。

- 提案手法: 位置依存型識別器を用いて路面標示の検出を行う。本実験では、識別器の数による検出性能の違いを調査するため、以下に示す 4 通りについて、それぞれ実験を行った。

- 20 個: 160 (pixel) 間隔で配置
- 40 個: 80 (pixel) 間隔で配置
- 80 個: 40 (pixel) 間隔で配置
- 160 個: 20 (pixel) 間隔で配置

- 比較手法: 画像中のあらゆる位置で生成した路面標示を学習画像とした単一の識別器を用いる。

切り出した候補領域の大きさを  $32 \times 32$  (pixel) に正規化した後、441 次元の HOG 特徴量を算出した。識別器の学習に用いる路面標示画像は、生成に用いる各パラメータを変化させることで多数生成した。生成に用いるパラメータのうち、カメラの内部特性に関するものは既知とし、表 1 に示す値を用いた。その他のパラメータについては、各パラメータの範囲を設定し、この範囲内からパラメータの値を一樣乱数により与えることで生成した。表 2 に本実験で設定したパラメータの範囲を示す。これらのパラメータの範囲は、事前に計測した直進走行時における車両の位置や姿勢から設定した。本実験では、図 12 に示す路面標示の画像を原画像とし、種類ごとに 1,000 枚ずつ路面標示画像



Fig. 13 Experimental result.

を生成し、画像中の各位置で位置依存型識別器の学習に用いた。また、路面標示を含まない車載カメラ画像でランダムに切り出すことにより収集した非路面標示画像 2,000 枚を用いた。

**4.2 評価方法** 本実験では、路面標示を検出した際の再現率、適合率、およびこれらの調和平均である F 値により検出性能を評価した。

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しく検出された路面標示の数}}{\text{車載カメラ画像に含まれる路面標示の総数}}$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しく検出された路面標示の数}}{\text{検出された路面標示の総数}}$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \cdot \text{再現率} \cdot \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}}$$

正しく検出された路面標示は、検出された路面標示が対象とする路面標示の種類と正しく一致したものとした。

**4.3 実験結果** 表 3 に提案手法、および比較手法による検出結果を示す。また、図 13 に提案手法による検出結果を矩形で示す。図 13 中の破線より下側を検出領域とした。

**4.3.1 検出性能** 表 3 から、単一の識別器を用いた比較手法に比べ、複数の位置依存型識別器を用いた提案手法による F 値の向上を確認できた。提案手法では識別器の数の違いによらず、F 値が 0.950 以上となった。図 13 に示すような前方車両がない場合や強い影が存在しない場合には、多くのフレームにおいて正しく検出が可能であった。また、比較手法では誤検出となったが、提案手法では誤検出とならず、正しく除外されたものがあることを確認した。提案手法が 80 個の識別器を用いる場合、比較手法では誤って検出された 49 個の候補領域が、提案手法では正しく除外できた。この一例を図 14 に示す。図 14 の楕円領域中に示す前方車両の車体の反射を抽出した候補領域が、比較手法では誤検出となったが、提案手法では正しく除外で

Table 1 Parameters used for the experiment (Camera).

Parameter	$W \times H$	$\sigma$	$\gamma$
Value (Static)	640 × 480 (pixel)	1 (pixel)	30 (°)

Table 2 Parameters used for the experiment (Vehicle).

Parameter	Position			Posture		
	$l$	$d$	$h$	$\theta$	$\phi$	$\psi$
Value range (Min.-Max.)	-3-3 (m)	5-30 (m)	1.5-1.7 (m)	-5-5 (°)	-5-5 (°)	-5-5 (°)

Table 3 Detection result.

Method	Number of classifier	Recall	Precision	F-measure
Compared method	1	0.935 (978/1,046)	0.922 (978/1,061)	0.928
Proposed method	20	0.941 (984/1,046)	0.958 (984/1,027)	0.950
	40	0.943 (986/1,046)	0.965 (986/1,022)	0.954
	80	0.943 (986/1,046)	0.966 (986/1,020)	0.954
	160	0.943 (986/1,046)	0.966 (986/1,020)	0.954



(a) Compared method.



(b) Proposed method (80 classifiers).

Fig. 14 Reduction of false detection.

きた。一方、提案手法で誤検出とされた候補領域が比較手法でも誤検出となった。また、比較手法では正しく検出されたものが、提案手法で未検出となることもなかった。

**4.3.2 識別器の数** 表3から、識別器の数が1個である比較手法と比べて、20個の識別器を用いた提案手法によるF値が0.928から0.950と向上した。さらに多くの識別器を用いた場合、識別器の数が40個でF値が0.954となり、これ以上の数では変化しなかった。

**4.3.3 誤検出・未検出** 提案手法、比較手法のいずれにおいても前方車両の車体などに発生した光の反射や街路樹の木漏れ日などが誤検出される場合が見られた。また、車両から遠い位置に存在するものや、前方車両によって部分的に隠蔽されたもの、路面標示自体の欠けやかすれが大きいものに対しても誤検出が見られた。これらの誤検出は、路面標示としては識別されたが、種類の識別を誤ったため、誤検出とされた。

未検出に関しては、路面標示自体がかすれている場合や路面に強い影が存在する場合に見られた。

**4.3.4 処理速度** 本実験では、計算機としてCPU: Core i7 2.80 (GHz)、メモリ: 4 (GB)を用いて、車載カメラ画像1枚あたり約30 (ms)で路面標示の検出が可能であった。

## 5. 考 察

提案手法による車載カメラ画像からの路面標示検出手法について考察する。

**5.1 位置依存型識別器を用いた路面標示検出** 本研究では、路面標示の変化は車載カメラ画像全体で見ると大きい、局所的には小さい。このことを利用し、車載カメラ画像(俯瞰画像)中の路面標示の位置に応じた位置依存型識別器を検出に用いた。実験により、単一の識別器を用いる場合に比べ、提案手法による路面標示の検出性能が高かった。これによって、提案手法の路面標示検出に対する有効性を確認した。本論文では、車載カメラ画像中の路面標示の位置のみに注目したが、車両の姿勢に応じた識別器を用いることで検出精度の更なる向上が可能であると考

えられる。また、本実験では40個以上の識別器を用いた場合に、F値の変化が見られなかった。これは、識別器の数が多くなるほど隣接する識別器の識別結果が変化しなくなるためであると考えられる。このため、一定数以上の識別器を用いることによって、十分な検出が得られることが示された。

**5.2 生成型学習法を用いた位置依存型識別器の学習**  
位置依存型識別器を学習するため、車載カメラ画像中のあらゆる位置における多数の路面標示の学習画像が必要である。このような学習画像を手手で収集することは、コストが高い。これに対して、生成型学習法を適用することにより、位置依存型識別器の学習を行った。本論文では、車載カメラ画像中の路面標示の位置が重要であるため、特に車両と路面標示の位置関係や車両の姿勢を考慮した生成を行った。実験では、提案手法により生成した学習画像を用いて学習した位置依存型識別器を用いた場合のF値が0.954となった。また、生成型学習法を用いずに、路面標示画像として図12に示す原画像のみを用いて各識別器を学習した場合、F値が0.648となった。これらから、位置依存型識別器を用いた路面標示検出に対する生成型学習法の有効性を確認した。生成型学習において生成した画像が実画像と同等の見えを持つことは重要であり、そのような学習画像を生成することによって、更なる検出精度の向上が見込める。今後、考慮すべき路面標示特有の変化として、経年劣化などによる欠けやかすれなどが挙げられる。しかしながら、このような変化の過程は複雑であると考えられる。そのため、検出結果を利用して欠けやかすれなどを含む路面標示の実画像を収集し、生成された路面標示と組み合わせることで学習に用いるアプローチも考えられる。

**5.3 誤検出・未検出への対応** 誤検出の多くは、前方車両と街路樹の木漏れ日であった。前方車両に対しては車両の検出手法、街路樹の木漏れ日に対しては道路平面の推定手法の併用が有効と考えられる。また、一部のフレームで検出した路面標示を、複数フレームを用いて追跡することにより、検出結果の信頼性を評価する手法も考えられる。他にも、路面標示の解像度が低い場合や路面標示の一部が前方車両などに遮蔽されている場合にも誤検出が見られた。これらは、認識において重要な箇所(矢印の先端など)の情報が欠落したためだと考えられる。

未検出に関しては、提案手法は車載カメラ画像からの候補領域の抽出が輝度値に基づくため、候補領域自体が抽出できない場合が見られた。車載カメラ画像全体を探索することにより、未検出を軽減することができると考えられる。しかしながら、一部の種類の路面標示の形状が、他の種類の路面標示の形状に含まれている場合があるため、誤検出が増えることが考えられる。このため、候補領域の抽出手法の改良が今後の課題として挙げられる。

## 6. まとめ

本論文では、車載カメラ画像中の路面標示の位置に応じ

て識別を行う位置依存型識別器を用いた路面標示の検出手法を提案した。また、位置依存型識別器を効率的に学習するため、車載カメラと路面標示の位置関係、および車両の姿勢を考慮した生成型学習法を提案した。実際の車載カメラ画像を用いて提案手法を評価した結果、位置依存型識別器を用いない場合に比べ、F値が0.928から0.954に向上することを確認した。

今後の課題としては、位置以外の情報の利用した識別機の構築、路面標示検出における生成型学習法の改良、複数フレームの利用などが挙げられる。

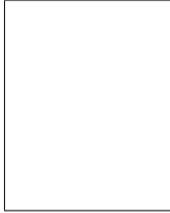
## 謝 辞

日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する。本研究の一部は、戦略的創造研究推進事業CRESTおよび科学研究費補助金による。また、本研究では画像処理にMISTライブラリ(<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>)を使用した。

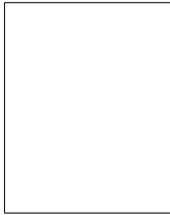
## 文 献

- (1) V. Kastrinaki, M. Zervakis and K. Kalaitzakis: "A Survey of Video Processing Techniques for Traffic Applications," *Image and Vision Computing*, 21, pp.359-381 (2003-1)
- (2) Y. Li, K. He and P. Jia: "Road Markers Recognition Based on Shape Information," *Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.117-122, Istanbul, Turkey (2007-6)
- (3) T. Miyake, T. Mitsuya, N. Funahashi, Y. Nagasato and N. Suzumura: "Recognition of Signs on Roads and Measuring A Distance to The Signs," *Tech. Rep. of IEICE. PRMU 98(608)*, pp.73-80 (1999-2)(in Japanese)  
三宅 智彌, 三矢 武法, 舟橋 典克, 長坂 保典, 鈴村 宣夫, "道路上の標示認識と標示までの距離推定," *信学技報 PRMU 98(608)*, pp.73-80 (1999-2)
- (4) J. C. McCall and M. M. Trivedi: "Video Based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System and Evaluation," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, pp.1-17 (2006-1)
- (5) H. Ishida, T. Takahashi, Ichiro Ide, Y. Mekada and H. Murase: "Identification of Degraded Traffic Sign Symbols by a Generative Learning Method," *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition 2006, Vol.1*, pp.531-534, Istanbul, Turkey (2006-8)
- (6) N. Dalal and B. Triggs: "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," *Proc. 2005 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.886-89, San Diego, California USA (2005-6)
- (7) F. Han, Y. Shan, and R. Cekander: "A Two-Stage Approach to People and Vehicle Detection with HOG-Based SVM," *Proc. Performance Metrics for Intelligent Systems*, pp.133-140, Gaithersburg, Maryland USA (2006-8).
- (8) S. Shimamura and S. Yonemoto: "Road Sign Recognition with Color and Edge based features," *Tech. Rep. of IEICE 108(471)*, pp.23-28, (2009-3)(in Japanese)  
嶋村 翔, 米元 聡, "色とエッジ情報を用いた道路標識の認識," *信学技報 ITS 108(471)*, pp.23-28, (2009-3)
- (9) M. Nieto, L. Salgado, F. Jaureguizar and J. Cabrera: "Stabilization of Inverse Perspective Mapping Images Based on Robust Vanishing Point Estimation," *Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.315-320 (2007-6)
- (10) T. K. Huang, R. C. Weng, and C. J. Lin, "Generalized Bradley-Terry Models and Multi-class Probability Estimates," *Journal of Machine Learning Research*, 7, pp.85-115 (2006)

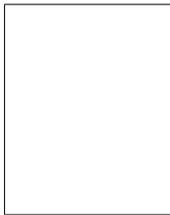
野田 雅文 (非会員) 平 19 名大・工・情報卒。平 21 同大大学院情報科学研究科博士前期課程了。現在、同大大学院情報科学研究科メディア科学専攻博士後期課程在学中。電子情報通信学会学生員。



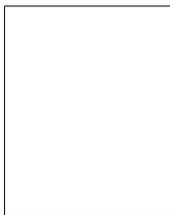
高橋 友和 (非会員) 平 9 茨城大・工・情報卒。平 12 同大大学院理工学研究科博士前期課程了。平 15 同研究科博士後期課程了。博士(工学)。同年より 2 年間名古屋大学大学院情報科学研究科 COE 研究員。平 17 より 3 年間日本学術振興会特別研究員。平 20 より岐阜聖徳学園大学経済情報学部准教授。現在に至る。画像認識の基礎研究ならびにその応用に興味を持つ。電子情報通信学会、画像電子学会各会員。



出口 大輔 (非会員) 平 13 名大・工・情報卒。平 18 同大大学院博士後期課程修了。平 16 ~ 平 18 まで日本学術振興会特別研究員。平 18 名大大学院情報科学研究科研究員、平 18 名大大学院工学研究科研究員、平 20 より同大助教。現在に至る。主に画像処理・パターン認識技術の開発とその ITS および医用応用に関する研究に従事。博士(情報科学)。CARS2004 Poster Award, CADM2004 大会賞、平 18 日本医用画像工学会奨励賞、平 18 日本コンピュータ外科学会講演論文賞。電子情報通信学会、日本医用画像工学会、日本コンピュータ外科学会、日本エム・イー学会各会員。



井手 一郎 (非会員) 平 6 東大・工・電子卒。平 8 同大大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程了。平 12 同研究科電気工学専攻博士課程了。博士(工学)。同年国立情報学研究所助手。平 16 名古屋大学大学院情報科学研究科助教授、平 19 より准教授。この間、平 14 ~ 16 総合研究大学院大学数物科学研究科助手併任、平 16 ~ 22 情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教授・准教授兼任、平 17, 18, 19 フランス情報学・統計システム研究所(IRISA) 招聘教授。平 22 ~ 23 オランダアムステルダム大学情報学研究所上級訪問研究員。パターン認識技術の実応用や映像メディア処理全般に興味を持っている。電子情報通信学会シニア会員、情報処理学会、映像情報メディア学会、人工知能学会、IEEE Computer Society、ACM 各会員。



村瀬 洋 (非会員) 昭 53 名大・工・電気卒。昭 55 同大大学院修士課程了。同年日本電信電話公社(現 NTT) 入社。平 4 から 1 年間米国コロンビア大客員研究員。平 15 から名古屋大学大学院情報科学研究科教授。現在に至る。文字・図形認識、コンピュータビジョン、マルチメディア認識の研究に従事。工博。昭 60 電子情報通信学会学術奨励賞、平 6 IEEE-CVPR 最優秀論文賞、平 7 情報処理学会山下記念研究賞、平 8 IEEE-ICRA 最優秀ビデオ賞、平 13 高柳記念奨励賞、平 13 本会ソサエティ論文賞、平 14 電子情報通信学会業績賞、平 15 文部科学大臣賞、平 16 IEEE Trans. MM 論文賞、他受賞。IEEE フェロー、電子情報通信学会フェロー、情報処理学会各会員。



小島 祥子 (非会員) 平 5 名大・工・電気卒。平 7 同大大学院工学研究科修士課程了。同年(株)豊田中央研究所入社。自動車への画像処理技術応用の研究に従事。平 14 情報処理学会山下記念研究賞、同年情報処理学会論文賞受賞。画像電子学会、情報処理学会各会員。



内藤 貴志 (非会員) 昭 62 名大・工・電子機械卒。平 1 同大大学院修士課程了。同年(株)豊田中央研究所入社。以来、ロボットおよび自動車への画像処理技術応用の研究と開発に従事。現在、同所安全・情報システム研究部 走行環境認識研究室所属。電子情報通信学会、ロボット学会各会員。

