# 多重情報地図構築のための路面標示自動認識

煙 山 裕 希\*・小野口 一 則\*

Lane Marking Recognition for Constructing a Multi-information Map

Yuki Kemuriyama\* and Kazunori Onoguchi\*

For the lane departure warning system or the lane keeping system, it is important to detect lane lines stably in images from vehicle onboard cameras. We have developed the lane line detection system for platooning. This system can detect various kinds of lane markings stably and robustly because it uses a multi-information map containing road marking information, such as a kind of road marking, the width of a lane line or degree of blur, to detect lane markings. A multi-information map is tied to position data obtained from GPS system. Therefore, a vehicle can obtain information about lane markings to detect at the present position from a multi-information map. This paper proposes the method to construct a multi-information map automatically by recognizing road markings in images from an onboard front camera. Input images are transformed to inverse perspective projection images. In these transformed images, seven features are extracted to discriminate road markings. Experiments conducted in real road scenes show the effectiveness of the proposed method for constructing a multi-information map.

Key Words: lane detection, road marking, ITS, GPS, SVM

## 1. はじめに

車線逸脱警告システムや車線維持システムを実現するため、車載カメラから取り込んだ画像から車線を認識するさまざまな手法が提案されている  $^{1)\sim 4)}$ . これらの手法は一般的にエッジや消失点の位置情報から車線を検出するため、よく手入れされた路面などの環境に適用されている。しかし、道路上には実線・二重線・ゼブラ線などさまざまな車線が存在し、汚れやかすれによって不明瞭な場合も多い。これらの道路に適用するためには、不明瞭な車線の検出性能を向上させなければならないが、そのために閾値や仮定を緩めると過検出率が増加する。また、検出アルゴリズムは、停止線が描かれている交差点、横断歩道が描かれている道路にも対応する必要がある。上記の理由から、単一のアルゴリズムやパラメータを使用する従来手法で誤検出を避けるのは困難である。

画像処理の性能は、環境や照明の状態に最適な閾値またはパラメータを設定することで改善される。そこでわれわれは地図データベースから車線情報を読み取ることで、現在の車線を検出するのに適したアルゴリズムとパラメータを選択する、隊列走行のための車線検出アルゴリズムを提案している5)。この手法は、あらかじめ車線種・車線幅・かすれ具合・路面

\* 弘前大学大学院理工学研究科 弘前市文京町 3

の種類など、路面標示に関する情報を含む多重情報地図を作成する. 多重情報地図は GPS から得られる位置データに対応付けられているため、走行車両は現在位置で検出すべき路面標示に関する情報を得ることができる.

地図情報から、適切な検出アルゴリズムと、各シーンに適したパラメータが選択できるため、手法はさまざまな道路のシーンに対応するロバストな車線検出を実現することができる。文献 5) に記載されている隊列走行システムは、トラックのフロントとリアに設置された2つの下方カメラの映像から車線を検出する。下方カメラはその下の狭い領域のみを切り取るため、車線はその小さな領域から検出されなければならない。多重情報地図は、破線の短さやノイズなど狭い視野に起因して起こるさまざまな問題を解決することができる。

道路環境は日々変化するため、定期的に多重情報地図を更新する必要がある。しかし、多重情報地図の膨大なデータを対話的に更新するには大きなコストがかかる。そこで、本研究では車載フロントカメラから得られる画像から路面標示を認識し、自動的に多重情報地図を構築する手法を提案する。まず、カメラからの入力画像を逆透視投影変換によって俯瞰図に変換し、線角度ヒストグラム、角点数、区画線幅ヒストグラム、区画線間距離ヒストグラムの特徴を抽出する。次いで、SVMにより路面標示の形状を識別するとともにL\*a\*b\*表色系を用いて路面表示の色を決定する。路面標示の認識結果と、GPS から取得した位置情報とを対応付け、多重情報地図を作成する。路面表示を車載カメラの画像から認識する手法はこれまでいくつか提案されている。Noda ら $^6$ )は道路に描

 <sup>\*</sup> Graduate School of Science and Technology, Hirosaki University, 3 Bunkyo-cho, Hirosaki
 (Received March 29, 2012)
 (Revised August 9, 2012)

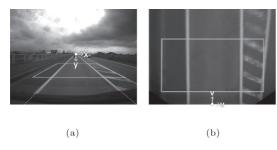


Fig. 1 Inverse perspective mapping

かれた制限速度や矢印,その他の路面表示を生成型学習法を用いて認識した.この手法は、制限速度の値や矢印の方向などを詳細な種類に識別することができる.しかし、路面標示全体を包含する矩形領域内で学習や認識を行なうため、矩形領域内に形状全体が収まり切らない区画線(実線、破線、太い破線、二重線、破線&実線など)、ゼブラ帯、横断歩道などは矩形領域内での位置が定まらず、認識が困難である.破線<sup>7)</sup>やゼブラ帯<sup>8)</sup>を周波数解析によって認識する手法も提案されているが、破線やゼブラ帯の検出に特化されており、汎用性に乏しい。本論文で提案する手法は、さまざまな種類の路面標示(区画線を含む)を認識することが可能である.

## 2. 前 処 理

本手法では、路面標示をルームミラー付近に取り付けた単一の前方視カメラによって認識する.最初に入力画像を逆透視投影変換によって俯瞰画像に変換する.その後、道路面に投影された影の影響を、蓄積された複数フレームの明度の平均値を用いて除去する.最後に、膨張収縮演算を行ない、路面標示のかすれを補正する.

#### 2.1 逆透視投影変換

まず、車両に取り付けられた前方視カメラから得られた画像を(1),(2)式で逆透視投影変換(IPM)し、道路面の俯瞰画像を得る。変換によって道路面以外の情報が削減され、路面標示の検出が容易になる。

消失点位置を原点とする画像上の点 (x,y) が道路上の点 (u,v) に逆透視投影変換される場合, (x,y) と (u,v) の間に は以下の関係式が成り立つ.

$$u = \frac{RX}{u}x\tag{1}$$

$$v = \frac{RY^2}{y} - \frac{RY^2}{y_{lim}} \tag{2}$$

ここで、RX, RY はそれぞれ x, y 方向の圧縮 (伸張) 率,  $y_{lim}$  は画像の y 座標の下限値である.

逆透視投影変換された画像は,遠方領域ほど解像度が低くなる特性をもつ.本手法では精度向上のため,遠方領域を切り捨て自車両の近傍領域で特徴量抽出を行なう.

逆透視投影変換の結果を **Fig. 1** に示す. Fig. 1 (a) が車載 前方視カメラから得られた原画像, Fig. 1 (b) がそれを逆透 視投影変換した画像である. Fig. 1 (a) および Fig. 1 (b) の



Fig. 2 Shadow removal

矩形内は,以降の特徴量抽出に使用する注目領域を示す.建 造物や車両など高さのある障害物は,道路面との接点から後 方へ放射状に倒れ込んだ形で投影される.

#### 2.2 影の除去

木の葉や他車両,その他構造物から道路面に投影される影は,道路面の特徴量抽出の精度および安定性を低下させる原因となる.そこで,まず,影による影響を緩和する.

道路面に投影された影は、その領域の明度を下げる. 逆透 視投影変換画像のほとんどは道路面から構成されるため、複 数フレームから計算された明度の平均値より明度が低い領域 を影領域と見なし、明度の平均値で置き換えることで影の影響を緩和する. 変換式を以下に示す.

$$L_{(u,v)} = \begin{cases} L_{avg} & if \quad L_{(u,v)} < L_{avg} \\ L_{(u,v)} & otherwise \end{cases}$$
 (3)

$$L_{avg} = (L_1 + L_2 + \dots + L_t)/t$$
 (4)

ここで, $L_{(u,v)}$  は画像の座標 (u,v) の明度値, $L_n$  (n=1,...,t) は n フレーム目の画像全体の明度の平均値, $L_{avg}$  は t フレーム分の  $L_n$  から計算される明度の平均値である.

影除去の結果を Fig. 2 に示す. Fig. 2(a) はガードレール によって影が投影された画像, Fig. 2(b) は上記の手法によって影の影響を緩和した画像である. 以降の特徴量抽出は, この影の影響が除去された画像に膨張収縮演算を適用し, 路面標示のかすれを補正した画像を用いて行なう.

## 3. 特徵抽出

カメラの高さと姿勢が固定であり、車両が道路に沿って移動するならば、Fig. 3 に示すように俯瞰画像内での路面標示の大きさと方向はほぼ一定である。このため、本手法は認識に用いる特徴を俯瞰画像から抽出する。識別対象は、実線、破線、太破線、二重線、実線&太破線、ゼブラ線、停止線、横断歩道、矢印、その他標示、および路面標示無しであり、それぞれ以下の特徴を有する。

# (1) 実線

垂直方向の角度成分が多数を占め、角点が少ない.また、水平方向の区画線幅は一定であり、水平方向に他の白線成分が存在しない.

## (2) 破線

実線と類似した特徴をもつが、実線より角点数が多く、垂 直方向の区画線高が低い.

### (3) 太破線

破線と類似した特徴をもつが,水平方向の区画線幅が破線より広い.また,垂直方向に個々の破線ブロックが連なっているため,垂直方向に複数の白線成分が存在する.

#### (4) 二重線

実線と類似した特徴をもつが、水平方向にもう1本の実線(白線成分)が存在する.

#### (5) 実線&太破線

2種類の区画線幅を有し、角点数が多い.水平方向に実線を中心として、2本の太破線(白線成分)が存在する.また、太破線と同様、垂直方向に複数の白線成分が存在する

## (6) ゼブラ線

垂直方向および斜め方向の角度成分を多く含み,角点数 も多い.複数の区画線幅を有し,水平方向および垂直方 向に複数の白線成分が存在する.

## (7) 停止線

水平方向の角度成分が多数を占め、角点が少ない. 垂直 方向の区画線高は一定であり、垂直方向に他の白線成分 が存在しない.

## (8) 横断歩道

垂直方向および水平方向の角度成分を多く含み、角点が 多い.水平方向の区画線幅および垂直方向の区画線高は 一定であり、水平方向に太破線が並んだ形状をもつため、 水平方向に複数の白線成分が存在する.

#### (9) 矢印

さまざまな方向の角度成分を含む. 軸部分の区画線幅は 一定であり、水平方向に複数の白線成分が存在する.

### (10) その他標示

行き先の地名や「止まれ」の表示などは、さまざまな方 向の角度成分を含み、角点数も多い、水平方向の区画線 幅および垂直方向の区画線高もさまざまであり、水平方 向および垂直方向に複数の白線成分が存在する.

## (11) 路面標示無し

エッジおよび角点がほとんど存在しない.

各識別対象がもつこれらの特徴を表現するため、本手法は 線角度ヒストグラム、角点数、区画線幅ヒストグラム、区画線 高さヒストグラム、水平方向に隣り合った白線成分間の距離 を示す区画線間水平距離ヒストグラム、垂直方向に隣り合った 白線成分間の距離を示す区画線間垂直距離ヒストグラムの6 種の特徴を用いる。これらの特徴を用いることで、文献7),8) と異なり破線やゼブラ線以外の多様な路面標示が認識できる。 また、ヒストグラムを用いるため、白線位置のずれやかすれ に頑健であり、矩形領域内に形状全体が収まり切らない路面 標示も認識可能である。以下で、これら6種の特徴を俯瞰画 像から抽出する方法について説明する。

# **3.1** エッジ角度ヒストグラム

はじめに, 入力画像 Fig. 4(a) に対して Canny オペレー



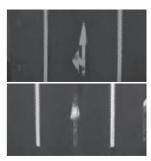
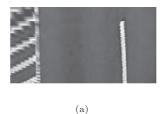


Fig. 3 Road marker in inverse perspective mapping image



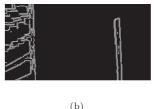


Fig. 4 Canny and Hough transform

タを適用し、エッジを抽出する。得られたエッジ点を Hough 変換によって  $r-\theta$  空間に投票する。原点から直線に対して引いた法線の長さを r, 角度を  $\theta$  とすると、直線の式は以下のように表わすことができる。

$$r = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{5}$$

 $r-\theta$  空間で一定以上の投票があった線分の角度情報  $\theta$  から,線角度ヒストグラムを計算し特徴とする. 角度情報は  $10^\circ$  ごとに量子化して投票を行なった. Fig. 4 (b) に Hough 変換で検出された線分をグレーの太線で示す.

#### 3.2 角点数

注目領域内の角点を FAST (Features from Accelerated Segment Test) 特徴抽出  $^{9}$  によって抽出し、角点数を特徴とする。FAST 特徴抽出は、注目画素の輝度より一定以上輝度が低いまたは高いピクセルが、一定数以上連続した場合に特徴点とする手法である。Fig.  $\mathbf{5}^{10}$  に FAST 特徴抽出の概要を示す。まず、注目画素 P から円環状に画素  $1\sim16$  までを走査する。この図では、画素  $14\sim16$ 、画素  $1\sim6$  までの連なった画素の値が注目画素 P より連続して高いため、角点として抽出される。また、Fig.  $\mathbf{6}$  (a) に FAST 特徴抽出への入力画像を、Fig.  $\mathbf{6}$  (b) に抽出された点を円で囲んで示す。

## 3.3 区画線幅ヒストグラム

(6) 式を満たすポジティブエッジ  $I_{(u_p,v)}$  と,(7) 式を満たすネガティブエッジ  $I_{(u_n,v)}$  を,注目領域を水平に走査することで抽出する.

ここで、 $I_{(u,v)}$  は画像の座標 (u,v) の画素値であり、 $I_{THR}$  は実験的に定めた閾値である。 $50\,\mathrm{km}$  速度制限の路面標示を水平走査したときの、検出されたポジティブエッジを白、ネガティブエッジを黒として Fig.  $7(\mathrm{a})$  に示す。

$$I_{(u_p,v)} - I_{(u_{p-1},v)} > I_{THR}$$
 (6)

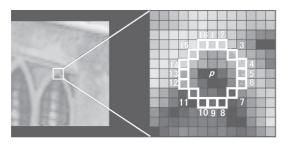


Fig. 5 FAST feature detector <sup>10)</sup>

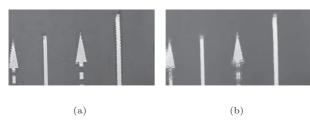


Fig. 6 Example of corner detection

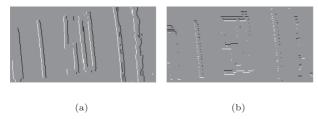


Fig. 7 Positive edge and negative edge

$$I_{(u_{n-1},v)} - I_{(u_n,v)} > I_{THR} \tag{7}$$

等しい水平線上のすべてのポジティブエッジとネガティブエッジのペアに対して、 $W_{np}=u_p-u_n$ を計算する。 $W_{np}$ が区画線幅の最小値  $W_{wMin}$  と区画線幅の最大値  $W_{wMax}$  の間にあるならば、区画線幅ヒストグラム  $W_{np}$  のビンの値を増加する。

画像を  $90^{\circ}$  回転させ,区画線高の最小値  $W_{hMin}$  と区画線高の最大値  $W_{hMax}$  を設定し,同様の手法を適用することで区画線高ヒストグラムを生成する.垂直方向のエッジ抽出の結果を Fig. 7 (b) に示す.

ここでの区画線幅の最小値  $W_{wMin}$  と最大値  $W_{wMax}$ , 区画線高の最小値  $W_{hMin}$  と最大値  $W_{hMax}$  の値は,逆透視投影変換画像内に現れる区画線の幅と高さから実験的に設定した.

## 3.4 区画線間距離ヒストグラム

3.3 節で抽出した注目領域内のポジティブエッジ  $I_{(u_p,y)}$ ,  $I_{(u'_p,y)}$  間の距離から,区画線間の水平距離ヒストグラムを作成する.等しい水平線上のすべてのポジティブエッジ同士のペアに対して, $W_{pp}=u_p-u'_p$  を計算する. $W_{pp}$  が区画線間水平距離の最小値  $W_{dhMin}$  と区画線間水平距離の最大値  $W_{dhMax}$  の間にあるならば,区画線間水平距離ヒストグラム  $W_{pp}$  のビンの値を増加する.

画像を  $90^{\circ}$  回転させ,区画線間垂直距離の最小値  $W_{dvMin}$  と区画線間垂直距離の最大値  $W_{dvMax}$  を設定し,同様の手法を適用することで区画線間垂直距離ヒストグラムを生成する.

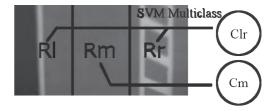


Fig. 8 Three divided areas



Fig. 9 Feature vector

ここでの区画線間水平距離の最小値  $W_{dhMin}$  と最大値  $W_{dhMax}$ , 区画線間垂直距離の最小値  $W_{dvMin}$  と最大値  $W_{dvMax}$  の値は, 逆透視投影変換画像内に現れる区画線の水平距離と垂直距離から実験的に設定した.

### 4. 認 識

本章では、3章で説明した特徴量を用いた路面標示認識について説明する.路面領域を左右中央の3つに分け、SVMを用いてそれぞれの領域で抽出された特徴から路面標示の形状を認識する.加えて,路面標示と道路間のL\*a\*b\*の値から路面標示の色を判断し,最終的な自車両周囲の路面標示を決定する.

## 4.1 領域分割

**Fig. 8** に示すように、逆透視投影変換画像の注目領域を  $(R_l,R_m,R_r)$  の 3 つに分割する。本手法は地図作成が目的の ため、車両は車線中央を区画線に沿って走行することを想定している。このため、左領域  $R_l$  と右領域  $R_r$  は車線を含み、中央領域  $R_m$  は含まないように領域を設定する。本手法では 実験的に  $(R_l,R_m,R_r)$  が等しい大きさになるよう 3 分割した。領域ごとに 3 章で示した特徴を抽出し、路面標示を認識する。

## 4.2 形状認識

路面標示形状の認識には Multi-class SVM を用いる. 3 章 で抽出した特徴量を **Fig. 9** に示すように並べることで特徴 ベクトル F を得る. この特徴ベクトル F を,以下の (8) 式で [0,1] の範囲に正規化し学習することで,多クラスの識別器を作成する.

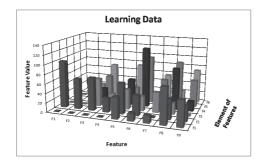
$$F_{normalize} = F/F_{max} \tag{8}$$

when

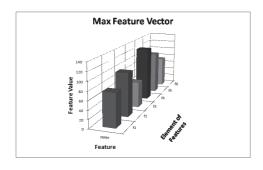
$$F = \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6\}$$

$$= \{f_{11} \cdots f_{1n_1}, f_2, f_{31} \cdots f_{3n_3}, f_{41} \cdots f_{4n_4}, f_{51} \cdots f_{5n_5}, f_{61} \cdots f_{6n_6}\}$$

 $F_{max} = \{f_{1Max}, f_{2Max}, f_{3Max}, f_{4Max}, f_{5Max}, f_{6Max}\}$ ここで、 $f_{ij}$  は特徴  $f_i$  の j 番目のヒストグラムのビンを



(a) Learning data



(b) Max feature vector

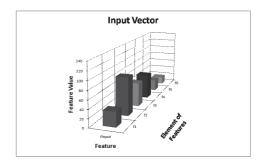
Fig. 10 Maximum feature vector in learning samples

表わし、 $F_{max}$  は学習サンプル内での各要素の最大値から成る特徴ベクトル、 $F_{normalize}$  は正規化された特徴ベクトルである。正規化の例として  $\mathbf{Fig.~10}$  に (a) 学習サンプルデータから成るベクトル群と、(b) 抽出された最大特徴ベクトル $F_{max}$  を、 $\mathbf{Fig.~11}$  に (a) 入力ベクトルF, (b) 正規化ベクトル  $F_{normalize}$  をそれぞれ示す。グラフの  $\mathbf{X}$  軸はそれぞれの特徴ベクトル名、 $\mathbf{Z}$  軸はそれぞれの特徴量を表わす。すなわち、特徴ベクトルは  $f_1 \sim f_6$  の特徴によって表わされる。 $f_n$  は特徴抽出で抽出されたヒストグラムのそれぞれのビンや角点数である。この学習サンプルデータの中から、特徴ごとに最大の特徴量を集め、最大特徴ベクトル  $F_{max}$  を算出する。

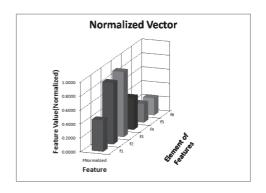
 $f_{nMax}$  は各ヒストグラムのビンの最大値を求め、サンプルデータすべてにおけるその最大値をとったものである。この  $F_{max}$  を用いて入力ベクトル F を正規化することで、正規化ベクトル  $F_{normalize}$  を得る。左右領域に現れる路面標示の種類は等しいことから、左右領域の識別器  $C_{lr}$  を  $R_{l}$ ,  $R_{r}$  内の特徴の学習から、中央領域の識別器  $C_{m}$  を  $R_{m}$  内の特徴の学習から作成した。学習には RBF Kernel を用いた。

認識は抽出された特徴ベクトルを、学習時の特徴要素最大ベクトル $F_{max}$ で正規化し、それぞれの領域で識別器を用いて行なう。 $R_l$ 、 $R_r$  内の路面標示は、実線/破線/二重線/ゼブラ線/太破線/実線&太破線/無しに分類され、 $R_m$  内の路面標示は、停止線/横断歩道/矢印標示/その他標示/無しに分類される。最も高い尤度のクラスを分類結果とした。

 $R_m$  に停止線または横断歩道が存在し、 $R_l$  か  $R_r$  がその一



(a) Input vector



(b) Normalized vector

Fig. 11 Normalization by maximum feature vector





Fig. 12 Crosswalk and stop line

部を含むとき、それらを学習していない  $C_{lr}$  では正しい形状 分類ができない。このような状況を回避するために、 $C_m$  が  $R_m$  内の路面標示を停止線または横断歩道に分類した場合、 $R_l$  と  $R_r$  での分類結果は検出結果が「無し」でない場合に  $C_m$  の結果を用いた。 $\mathbf{Fig.~12}$  にこの置き換えの図を示す。

## 4.3 色認識

日本の路面標示の色は白色と黄色である。識別器によって出力された路面標示形状の色を決定するために,本手法ではL\*a\*b\* 表色系を用いる。白色の路面標示や灰色の道では**Fig. 13** に示すように路面上ではa\*b\* の値が0 に近づき,黄色の路面標示上ではa\*b\* の値が大きくなる。したがって,以下の(9), (10) 式が満たされたとき,その路面標示は黄色であると判定する。

$$a *_{Marker} - a *_{Road} > a *_{THR} \tag{9}$$

$$b *_{Marker} -b *_{Road} > b *_{THR} \tag{10}$$

ここで、 $a*_{Marker}$  と  $b*_{Marker}$  は路面標示の a\*b\* それぞれの平均値であり、 $a*_{Road}$  と  $b*_{Road}$  は道路面の a\*b\* それぞれの平均値である。 $a*_{THR}$  と  $b*_{THR}$  は閾値であり、実験

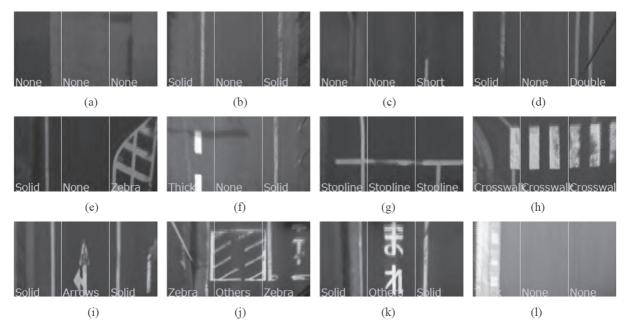


Fig. 14 Experimental results in local road

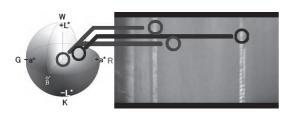


Fig. 13 Color identification in L\*a\*b\* color space

的に設定した。路面標示と道路面間のa\*b\*の差を用いることで,夕陽などで赤味を帯びた道路面上でも路面標示の色を正しく判断することができる。

# 5. 実 験

本章では、提案手法を用いて実道路の路面標示を認識し評価を行なう。路面標示の認識実験は、弘前市の一般道路、首都高速道路の映像を用いて行なった。これらの映像から路面標示の視認が困難な以下のシーンを除外し、学習用および評価用のデータセットを作成した。

- ●注目領域 (Fig. 1 の矩形領域) 内に車両が含まれるシーン
- 進路変更時のシーン
- ●急カーブ走行時のシーン
- 交差点右左折時のシーン
- ●横断者が存在するシーン

上記以外の映像はすべて評価に用いている。このため、学習・評価用データセットには、かすれや汚れの程度がかなり激しい路面標示も含まれている(Fig. 14(b)、(d)、(j) など)。Multi-class SVM で最も高い尤度を示した路面標示を認識結果とし、手動で作成した正解データと比較することで、認識結果を評価した。本実験では1組の学習用データセットおよび評価用データセットを用いている。認識処理に要する時間

Table 1 Experimental condition (local road)

Vehicle	TOYOTA HIACE	
C	Point Grey Research Flea2	
Camera	FL2-03S2C	
Lens	FUJINON Corporation	
	TF2.8DA-8	
Image size	640 x 480 pix	
Frame rate	30fps	

**Table 2** Identification result in  $R_l$  and  $R_r$  (local road)

	None	Solid	Short	Double	Zebra	Thick
None	99.62	0.00	0.28	0.00	0.10	0.00
Solid	0.14	99.34	0.38	0.02	0.11	0.01
Short	0.35	0.01	99.64	0.00	0.00	0.00
Double	0.00	0.13	0.00	99.87	0.00	0.00
Zebra	0.00	0.56	0.00	0.00	99.41	0.03
Thick	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

は  $3.46\,\mathrm{GHz}$  CPU  $\times$  2 を用い、ビデオレート (30 fps) 以下である.

## 5.1 一般道

弘前市の一般道路では、左右領域のクラスとして実線/破線/二重線/ゼブラ線/太破線/無し、中央領域のクラスとして停止線/横断歩道/矢印/その他標示/無しを設定した。実験環境を Table 1 に、実験に用いた道路シーンとその認識結果を Fig. 14 に示す。 Table 2 に左右領域の路面標示の形状認識 結果を、Table 3 に色認識結果を示す。 同様に、Table 4 に中央領域の路面標示認識結果を示す。 表は認識対象の路面標示がどの路面標示認識結果を示す。 表は認識対象の路面標示がどの路面標示クラスに分類されたかを示し、表の斜めのラインが認識成功率を表わす。形状学習には左右領域から抽出した 12,492 の特徴ベクトルと中央領域から抽出した 3,212 の特徴ベクトルを用いた。形状認識では、学習させた特徴ベクトルを除き、左右領域から抽出した 20,214 の特徴ベクトルと中央領域から抽出した 5,813 の特徴ベクトルを用いた。路面標示形状の平均認識成功率は 99.69%、色の平均認識成功

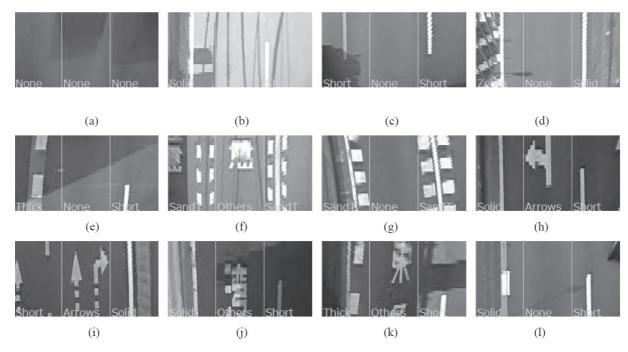


Fig. 15 Experimental results in highway

**Table 3** Color identification result in  $R_l$  and  $R_r$  (local road)

	White	Yellow
White	100.00	0.00
Yellow	0.00	100.00

**Table 4** Identification result in  $R_m$  (local road)

	None	Stopline	Crosswalk	Arrows	Others
None	99.63	0.01	0.00	0.14	0.22
Stopline	0.21	99.74	0.00	0.00	0.05
Crosswalk	0.12	0.04	99.75	0.00	0.09
Arrows	0.18	0.00	0.00	99.70	0.12
Others	0.11	0.04	0.00	0.00	99.85

率は 100.00%であった.

Fig. 14 (a) は路面標示無し, Fig. 14 (b) は実線, Fig. 14 (c) は破線, Fig. 14 (d) は二重線, Fig. 14 (e) はゼブラ線, Fig. 14 (f) は太破線, Fig. 14 (g) は停止線, Fig. 14 (h) は横断歩道, Fig. 14 (i) は矢印, Fig. 14 (j), (k) はその他路面標示の認識結果である。これらの結果から,本手法は文献 7), 8) の手法とは異なり,ゼブラ線や破線以外の路面標示にも適用できることがわかる。

Fig. 14(l) は認識失敗結果であり、側溝の蓋が太破線のように見えたため、誤認識に繋がったと考えられる.

## 5.2 首都高速道路

首都高速道路では、左右領域のクラスとして実線/破線/ゼブラ線/太破線/実線&破線/無し、中央領域のクラスとして矢印表示/その他標示/無しを設定した。実験環境を Table 5 に、実験に用いた道路シーンとその認識結果を Fig. 15 に示す。 Table 6 に左右領域の路面標示の形状認識結果を、Table 7 に色認識結果を示す。 同様に、Table 8 に中央領域の路面標示認識結果を示す。表は認識対象の路面標示がどの路面標示 クラスに分類されたかを示し、表の斜めのラインが認識成功率を表わす。形状学習には左右領域から抽出した 11,028 の特

Table 5 Experimental condition (Highway)

Vehicle	TOYOTA BB			
Camera	TOSHIBA			
	IK-TU40D, IK-C42			
Lens	FUJINON Corporation			
	TF4DA-8			
Image size	720 x 480 pix			
Frame rate	30fps			

**Table 6** Identification result in  $R_l$  and  $R_r$  (Highway)

	None	Solid	Short	Zebra	Thick	S&T
None	99.45	0.00	0.55	0.00	0.00	0.00
Solid	0.09	99.82	0.02	0.00	0.06	0.01
Short	0.54	0.52	98.91	0.00	0.03	0.00
Zebra	0.00	0.43	0.00	99.22	0.00	0.35
Thick	0.20	0.05	0.40	0.00	99.35	0.00
S&T	0.00	0.00	0.05	0.46	0.05	99.44

**Table 7** Color identification result in  $R_l$  and  $R_r$  (Highway)

	White	Yellow
White	100.00	0.00
Yellow	0.00	100.00

**Table 8** Identification result in  $R_m$  (Highway)

	None	Arrows	Others
None	100.00	0.00	0.00
Arrows	0.00	100.00	0.00
Others	0.00	0.00	100.00

徴ベクトルと中央領域から抽出した 3,426 の特徴ベクトルを用いた. 形状認識では,学習させた特徴ベクトルを除き,左右領域から抽出した 20,596 の特徴ベクトルと中央領域から抽出した 5,218 の特徴ベクトルを用いた. 路面標示形状の平均認識成功率は 99.68%, 色の平均認識成功率は 100%であった.

Fig. 15 (a) は路面標示無し, Fig. 15 (b) は実線, Fig. 15 (c) は破線, Fig. 15 (d) はゼブラ線, Fig. 15 (e) は太破線, Fig. 15 (f), (g) は実線および太破線, Fig. 15 (h), (i) は矢

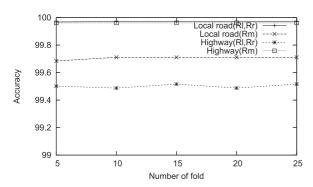


Fig. 16 Cross validation

印, Fig. 15(j), (k) はその他標示である.

Fig. 15(d) のゼブラ線や Fig. 15(f), (g) の実線および太破線は画像内に形状全体が収まらず、文献 6) の手法では認識が困難な例であるが、本手法はヒストグラムを特徴として用いるため、画像中の位置ずれに頑健であり、正しい認識結果が得られている。

Fig. 15(l) は認識失敗結果であり、引き直される前の線の特徴も抽出してしまったことが誤認識に繋がったと考えられる.

## 5.3 クロスバリデーション

学習データおよびテストデータの選び方に対する識別精度の安定性を評価するため、一般道および首都高速道路のデータに対し、K-fold cross validation を行なった。総データ数は、一般道左右領域が 12,492、一般道中央領域が 3,212、首都高速道路左右領域が 11,028、首都高速道路中央領域が 3,426であり、それぞれをランダムに K 分割した。分割数 K を 5、10,15,20,25 とした際の認識率 (True Positive) の変化を示すグラフを **Fig. 16** に示す。分割数によらず 99.5%程度以上の認識率が得られており、提案手法がデータの選び方に頑健であることが示されている。

## 6. ま と め

本論文では、多重情報地図を構築するために、前方視カメラから得られた映像から路面標示を自動認識する手法を提案した。現在、われわれは隊列走行のための車線検出システムを開発している。GPS情報に関連付けられた多重情報地図情報を用いることで、システムは自車両が現在位置で検出する車線に関する情報を得ることができ、各車線種に対して適切なアルゴリズムを選択することができる。多重情報地図は提案手法によって低コストで頻繁に更新することができる。実験結果からその有効性を示した。

提案手法はビデオレートで動作可能であることから、車載 PCと GPS を用いて走行しながら多重情報地図を更新する システムを今後構築する予定である.

本成果は、独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務「エネルギー ITS 推進事業/協調走行(自動運転)に向けた研究開発」の結果得られたものである。

#### 参考文献

- J.W. Lee, U.K. Yi and K.R. Beak: A Cumulative Distribution Function of Edge Direction for Road-Lane Detection, IEICE TRANS. INF. & SYST., E84-D-9, 1206/1216 (2001)
- 2) W. Lu, H. Wang and Q. Wang: A Synchronous Detection of the Road Boundary and Lane Marking for Intelligent Vehicles, Proceedings of 8th ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing, 741/745 (2007)
- Y. Wang, E.K. Teoh and D. Shen: Lane detection and tracking using B-Snake, Proceedings of Image and Vision Computing, 22, 269/280 (2004)
- A. Broggi and S. Berte: Vision-Based Road Detection in Automotive System: a Real-Time Expectation-Driven Approach, Journal of Articial Intelligence Research, 3, 325/348 (1995)
- T. Kasai and K. Onoguchi: Lane Detection System for Vehicle Platooning using a Multi-information Map, Proceedings of 13th IEEE International Conference on ITS, 1350/1356 (2010)
- 6) M. Noda, T. Takahashi, D. Deguchi, I. Ide, H. Murase, Y. Kojima and T. Naito: Recognition of Road Markings in In-Vehicle Camera Images referring to Posture and Speed of the vehicle, Proceedings of 12th Meeting on Image Recognition and Understanding, 614/621 (2009)
- S. Hold, S. Gormer and A. Kummert: ELA: an Exit Lane Assistant for Adaptive Cruise Control and Navigation Systems, Proceedings of 13th IEEE International Conference on ITS, 629/634 (2010)
- G. Thomas, N. Jerome and S. Laurent: Frequency filtering and connected components characterization for zebra-crossing and hatched markings detection, IAPRS, XXXVIII-3A, 43/48 (2010)
- M. Trajkovii and M. Hedley: FAST corner detection, Proceedings of Image and Vision Computing, 16-2, 75/87 (1998)
- 10) E. Rosten: FAST Corner Detection http://www.edardrosten.com/work/fast.html

### [著 者 紹 介]

## 煙山裕希



2012年弘前大学大学院理工学研究科博士前期課程理工学専攻修了.

### 小野口 一 則(正会員)



1982 年東北大学工学部通信工学科卒業,84 年東北大学大学院工学研究科修士課程修了。同年,(株)東芝入社.総合研究所,研究開発センターにおいてコンピュータビジョン,移動ロボット,ITS画像処理の研究に従事。2004 年弘前大学理工学部教授,2007 年より弘前大学大学院理工学研究科教授,現在に至る。博士(情報科学),IEEE,電子情報通信学会,情報処理学会,日本ロボット学会各会員。