

生成型学習法を用いた車載カメラ画像からの路面標示認識

野田 雅文[†] 高橋 友和^{††} 井手 一郎[†] 目加田 慶人^{†††} 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学 〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 岐阜聖徳学園大学 〒500-8288 岐阜県岐阜市中鶉 1-38

^{†††} 中京大学 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

E-mail: [†]{mnoda,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp,
^{†††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし ITS 技術の普及に伴い交通環境を認識する研究が多く行われている。路面標示の認識もその 1 つである。本報告では、車載カメラによって撮影された路面標示を対象とした認識手法を提案する。車載カメラ画像中の路面標示には、自車と路面標示との幾何学的位置関係の変化やぼけなどによる見えの変動が発生する。そのため、実環境における路面標示の認識は困難である。本研究では、見えの変動に対して頑健な認識を行うために、多数の生成学習画像を用いる生成型学習を導入する。生成学習画像を作成するため、実際に発生する見えの変動要因を考慮した生成モデルを用いる。実際の車載カメラ画像から路面標示を認識することによって、本手法の有効性を示した。

キーワード 路面標示認識, 生成型学習, 車載カメラ, 部分空間法

Recognition of Road Markings from In-Vehicle Camera Images using Generative Learning Method

Masafumi NODA[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††}, Ichiro IDE[†], Yoshito MEKADA^{†††}, and Hiroshi MURASE[†]

[†] Nagoya University Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi 464-8601 Japan

^{††} Gifu Shotoku Gakuen University Nakauzura 1-38, Gifu, Gifu, 500-8288 Japan

^{†††} Chukyo University Tokotate, Kaizu-cho, Toyota, Aichi, 470-0393 Japan

E-mail: [†]{mnoda,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp,
^{†††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp

Abstract As the ITS technology evolves, many works on recognition of the traffic circumstances increase. The recognition of road markings is one of them. In this report, we propose a recognition method for road markings taken by an in-vehicle camera. Road markings in an in-vehicle camera images appear differently due to the variation of geometrical position relation between the camera and the road markings, blur effect, etc. Therefore, the recognition process of road markings is difficult in real environment. Our method synthesizer numerous learning images in order to capture appearance's change for robust recognition. A generative model which consider the appearance's change in real environment was used for the generation of the learning images. The effectiveness of the proposed method was confirmed through several recognition experiments of actual road markings taken by an in-vehicle camera.

Key words Road Markings Recognition, Generative Learning, In-Vehicle Camera, Subspace Method

1. はじめに

ITS 技術の発展に伴い、車載カメラなどのセンサ機器を利用することで交通環境を認識する技術が注目されている。交通環境を認識することによって、安全運転支援や市街地地図の自動

作成・更新などへの応用が考えられる。本報告では車載カメラ画像 (図 1) 中に存在する路面標示を対象とした認識手法を提案する。路面標示とは舗装道路上に印字されている車線境界や交差点の存在、進行方向、規制速度を指示するものであり、これらを認識することは道路の状況を理解するという意味で有用で

ある．路面標示は車線境界を示す白線と車線内に存在する指示標示の2つに大きく分けることができる．このうち，白線の認識を行う研究は広く行われているが，これらは白線特有の特徴を用いるため，指示標示に直接適用することは困難である．本研究では指示標示を認識の対象とする．以下で路面標示と書く場合は指示標示を指す．路面標示の対象とした従来研究として，輪郭情報を用いた手法 [1]，形状の接続情報を用いた手法 [2] が挙げられる．しかし，車載カメラで撮影した路面標示には自車との幾何学的位置関係の変化や撮影時のぼけによる見えの変動が発生する．従来手法ではこのような見えの変動があまり考慮されていなかったが，本研究ではこれらを厳密に考慮することによってより頑健な認識手法の実現を目指す．

本研究では様々な見えの変動を含む路面標示画像を直接学習することで認識を行うアピランススペースの手法を用いる．アピランススペースの手法における問題は，十分な認識性能を達成するための学習サンプルの収集コストが高いことである．道路標識認識を目的として，学習画像を自動生成することによって学習サンプルの収集コストを低減させる生成型学習法が提案されている [3]．自動生成された学習画像を本報告では生成学習画像と呼ぶ．この手法では，実世界における見えの変動要因を考慮した生成モデルを用いて，実際に撮影されたものと同等の見えの変動を含む生成学習画像を作成している．生成モデルが現実の見えの変動要因を正確に反映していることが重要となるため，道路標識に対する生成モデルとして，一般的なアフィン変換やカメラ特性などによる見えの変動要因が考慮されている．これに対して，本研究では路面標示特有の見えの変動について考察を行うことにより，現実の走行環境を想定した生成モデルを検討する．また，現実にも即した生成学習画像を作成するためには，検討した生成モデルに対して適切な生成パラメータを与えることも重要である．本研究では実際の走行データから得られる分布を用いて適切な生成パラメータを与える．

以下，2節では提案手法による路面標示認識について述べ，3節で路面標示特有の見えの変動要因を考慮した生成モデルについて述べる．4節では提案した生成モデルに対する生成パラメータの与え方について述べ，5節では生成モデル・生成パラメータを用いた学習・認識について述べる．6節で実際の車載カメラ画像を用いた路面標示の認識実験について述べ，その結果を考察する．最後に7節をまとめとする．

2. 提案手法

提案手法では，路面は平坦であること，直線走行を仮定し，



図 1: 車載カメラ画像

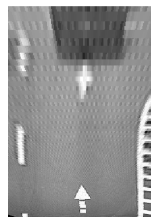


図 2: 道路平面画像

撮影された車載カメラ画像 (図 1) から射影行列 M を用いて路面を上空から見下ろした道路平面画像 (図 2) に射影変換したものを処理対象とする．道路平面画像上では路面標示は距離に依らず一定の大きさであるため，処理が簡潔となる． M はカメラの特性とカメラの路面標示に対する位置・姿勢から求まる．ここで実際の走行環境を想定し，車載カメラの路面標示に対する位置・姿勢を以下で示すパラメータによって表す．

- 路面標示に対する車載カメラの相対位置 $p = (d, l, h)$
 - 走行方向の距離 d [m]
 - 走行位置の左右のずれ l [m]
 - 路面からの高さ h [m]
- 自車の姿勢 $\theta = (\theta_{yaw}, \theta_{roll}, \theta_{pitch})$ [°]

これらの幾何学的位置関係を図 3 に示す．このとき M は以下の式で与えられる．

$$M = M_c M_p M_\theta \quad (1)$$

ここで M_c は画角・アスペクト比などのカメラ特性に依存する画像面への射影行列を表し， M_p ， M_θ はそれぞれカメラの移動行列，回転行列を表す．

図 4 に提案手法の流れを示す．提案手法では，認識手法として部分空間法を用いる．学習段階ではクラスごとに見えの変動を含んだ多数の画像から学習を行い，部分空間を作成する．認識段階では道路平面画像から切り出した路面標示と各クラスの部分空間との類似度を比較する．

3. 生成モデル

走行中の車両から撮影された路面標示は，路面標示に対する車載カメラの位置・姿勢の変化，およびカメラの内部特性に依存する様々な見えの変動を含む (図 5)．そのため，それらをモデル化することによって実際に撮影される路面標示の生成過程を画像処理によってシミュレートする．このようなモデルを本研究では生成モデルと呼ぶ．路面標示は規格によって形状，大きさが決められている．生成の元となる原画像はそれに従うものを利用する．

本研究では道路平面画像中の見えの変動を考慮した以下の 5 つの生成モデルを考える．

- 射影変換の誤差
- 解像度低下
- 光学ぼけ

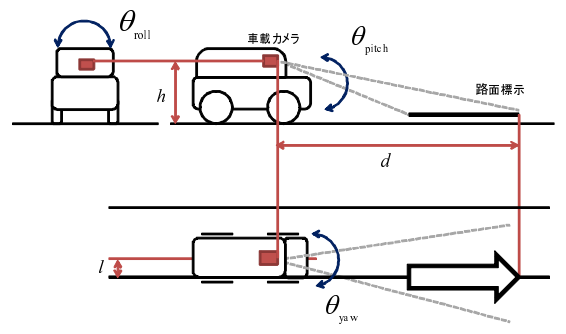


図 3: 路面標示と車載カメラの幾何学的位置関係

- 動きぼけ
- 切り出しの誤差

射影変換の誤差では正確な M が求まらないことによって発生する路面標示の形状の歪みを考慮する。解像度低下では道路平面画像上に起こる自転車からの距離に応じた解像度の低下を考慮する。光学ぼけでは自転車の運動やカメラ特性によって発生するぼけが道路平面画像上で自転車から距離に応じて大きくなることを考慮する。動きぼけではカメラの露出時間中の自転車の運動を考慮する。また、切り出しの誤差では道路平面画像から路面標示を切り出す際に発生する誤差を考慮する。

3.1 射影変換の誤差

車載カメラ画像から道路平面画像へ正確に射影変換するためには射影行列 M を推定する必要がある。走行によって路面に対するカメラの位置・姿勢は常に変化するため、この推定は毎フレーム行う必要がある。しかし、実際にはそのような射影行列は未知であるため推定しなければならない。 M を推定する方法として、車線両端に存在する白線などの射影変換に不変な特徴量を用いるものが考えられる。しかし、推定された射影行列には他車両などの遮蔽物の存在、天候などによる照明条件の変化による誤差が含まれる。そこで、本研究では時間とともに変動する射影行列の推定はせず、常に一定の射影行列 M_0 を用いて、道路平面画像に射影変換することを考える。ここで M_0 は、車載カメラの初期状態 ($p = (d_0, h_0, l_0)$, $\theta = (\theta_{yaw,0}, \theta_{roll,0}, \theta_{pitch,0})$) における射影行列とする。 M_0 と正しい射影行列 M との間には誤差があるため、その誤差を変動要因としたモデルを考える。

まず、 M を用いて原画像を車載カメラ画像中に射影変換する。次に M^{-1} の代わりに M_0^{-1} を用いて道路平面画像へ逆射

影変換する。

このとき、 M_0 と M との誤差による射影変換による見えの変動が発生する。路面標示は車載カメラの向きに対して小さい角度で存在しているため、わずかな射影行列の誤差が大きな見えの変動となる。このような射影変換の誤差による見えの変動の例を図 6 に示す。

3.2 解像度

車載カメラ画像中の路面標示は奥行を持つ平面上に存在するため、射影変換の結果得られる道路平面画像の解像度は自転車から遠い部分ほど低下する。図 7 は車載カメラ画像上の等間隔のグリッドが射影変換によって道路平面画像でどのようになるかを示している。これは場所ごとの解像度の違いを表している。このような解像度の低下を生成モデルとして考慮する。

3.3 光学ぼけ

画像のぼけに関する研究はコンピュータビジョンの分野において数多く行われており、一般的にぼけのない画像に対してぼけの点広がり関数 (Point Spread Function; PSF) を畳み込み積分することでモデル化が行われる [4] [5]。ぼけは大きく 2 種類に分けることができる。1 つはカメラのレンズ特性や CCD 分解能などによる光学ぼけ、もう 1 つはカメラの露出時間中に被写体が動くことによる動きぼけである。本節では光学ぼけを扱い、次節で動きぼけを扱う。

光学ぼけの PSF は散乱円と呼ばれる画像上の光の広がりで見表現することができる。車載カメラは固定焦点であり、被写界が深く設定されているため、散乱円の半径 r は被写体の距離に依らず一定とみなせる。本研究では、 r を標準偏差とするガウシアンフィルタによって、光学ぼけをシミュレートする。光学ぼけは車載カメラ画像中では均一であるが、射影変換の誤差によって道路平面画像中では不均一なぼけとなる (図 8)。

3.4 動きぼけ

動きぼけは、カメラの露出時間、カメラの動き、被写体の動きによって発生する。被写体である路面標示は路面に固定されているため、路面標示の動きによるぼけは発生しない。よって、

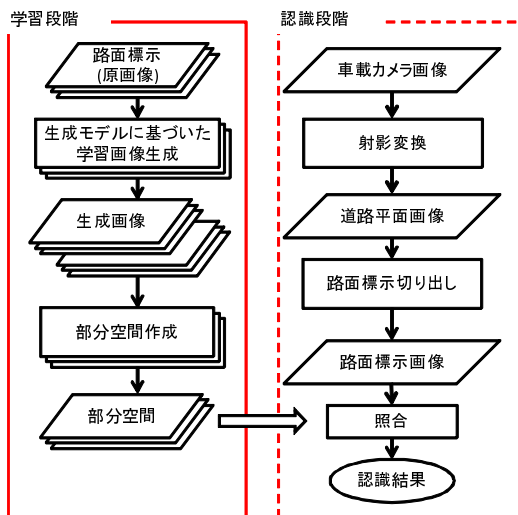


図 4: 処理の流れ

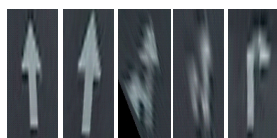


図 5: 見えの変動を含む道路平面画像中の路面標示

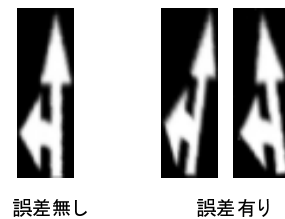


図 6: 射影変換の誤差による見えの変動

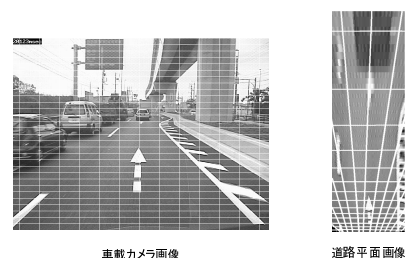


図 7: 解像度の低下

カメラの露出時間 T [s] 中にカメラがどのように動いたかを考慮すれば良い。ただし、 T は最大でも $1/30$ [s] 以下と微小な時間であるため、この時間の自転の運動は等速・等角速運動に近似できる。走行中の自転の動きとして、直線運動、回転運動、振動による微小な運動が考えられる。ある基準の時刻における車の位置、姿勢が射影行列 M で表される場合、微小時間 Δt [s] 後の $M_{\Delta t}$ はカメラの位置、姿勢の変化 $\Delta p, \Delta \theta$ を用いて求められる。動きぼけは、 $M, M_{\Delta t}, \dots, M_{F\Delta t}$ を用いて得られる $F (= T/\Delta t)$ 枚の画像を積分することでシミュレートする。

3.5 切り出しの誤差モデル

路面標示の切り出しは道路平面画像中から行う。この際、切り出す矩形の理想的な位置に対する位置のずれ ($\Delta x, \Delta y$) と大きさのずれ ($\Delta s_x, \Delta s_y$) が生じることが想定される。ここではこれらのずれを生成モデルとして考慮する。これらを図 9 に示す。

3.6 生成手順

以上で定義した生成モデルを用いて、見えの変動を含む路面標示画像を生成する手順について述べる。生成過程を図 10 に示す。はじめに基準となる時刻における射影行列 M を用いて、路面標示の原画像を車載カメラ画像に射影する。そして、この画像に対して一定の散乱円半径の光学ぼけを与える。同様の処理を M を基準とした $M_{\Delta t}, \dots, M_{F\Delta t}$ を用いて F 枚生成する。そして、それらを積分することで動きぼけを与える。次に M_0^{-1} を用いて道路平面画像へと逆射影を行う。最後に道路平面画像から路面標示を切り出し、位置と大きさのずれを加えて学習用の生成画像とする。

現実の路面標示に則した画像を生成するためには各生成モデルのパラメータを適切に設定する必要があるが、これについては次節で述べる。

4. 生成パラメータの設定

生成パラメータは光学ぼけの散乱円半径のように常に一定のものと同様の運動のように状況によって変動するものに分けられ

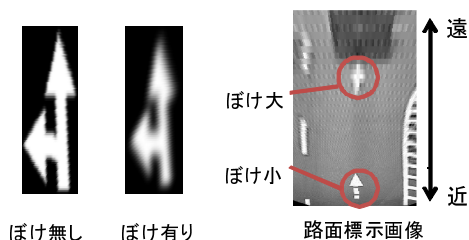


図 8: 光学ぼけ

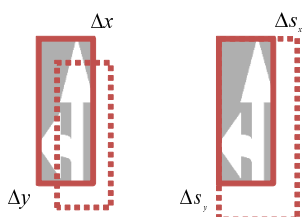


図 9: 切り出し誤差 (左: 位置ずれ 右: 大きさのずれ)

る。このうち後者に関しては確率的にパラメータが発生すると仮定し、その確率分布を正規分布として近似する。先行研究として、遺伝的アルゴリズムを用いて実際に撮影した画像から生成パラメータ分布を推定するものがある [3]。しかし、この手法は分布の推定のためにある程度の学習画像の枚数を必要とするため、学習サンプルの収集コストの問題が依然として残る。

そこで、本研究では次のアプローチで生成パラメータを求めた。射影変換の誤差に関する生成パラメータは車の運動特性のみによって決まるため、車載カメラおよび各種センサから得られる実際の走行データから自転の走行位置と姿勢の分布を求める。光学ぼけは散乱円半径を既知として与える。動きぼけは露出時間を既知とし、車の運動に関しては実際の走行データから求める。切り出しの誤差に関するものは実験的に求めた値を用いる。このようにして得た生成パラメータの分布を生成学習画像のために用いる。

5. 学習と認識

本節では部分空間法を用いた学習と認識の手法について述べる。部分空間法は同一クラスに所属するパターンが変動を含む場合でも頑健な認識手法である。そのため、本研究で扱う見えの変動を含む路面標示の認識に対して有効である。

5.1 生成画像による部分空間の作成

部分空間の学習にこれまで述べた生成学習画像を用いる。学習段階では多数の生成学習画像を近似する低次元の部分空間をクラスごとに作成する。路面標示のクラス数を M 、クラスごとの生成学習画像の数を N 、認識に用いる部分空間の次元数を L とする。クラス m における n 番目の生成学習画像をラスタスキャン方式でベクトル化したものを $x_{m,n}$ と表すとき、自己相関行列 S_m は次式で与えられる。

$$S_m = X_m X_m^T \quad (2)$$

$$X_m = [x_{m,1} \cdots x_{m,n}] \quad (3)$$

得られた S_m に関して、固有値の大きさ上位 $L (\leq D)$ 個に対応する固有ベクトルから部分空間を形成する。ここで D は $x_{m,n}$ の次元数である。計算された固有ベクトルを画像化した例を図 11 に示す。

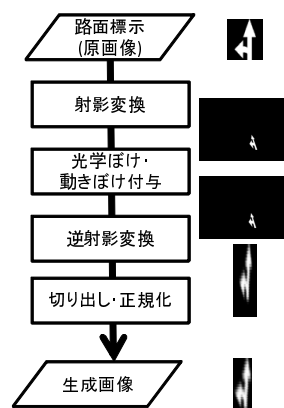


図 10: 生成過程

表 1: 生成パラメータの分布

パラメータ	値
d	10–30 [m] 1 [m] おき
T	1/30 [s]
r	1.0 [pixel]
F	3 [枚]

5.2 部分空間法による認識

認識対象とする画像を学習段階と同様にラスタスキャンでベクトル化したものを y とし、以下の式を用いてクラス m との類似度 s_m を求め、類似度が最大となるクラスを認識結果とする。

$$s_m = \sum_{l=1}^L (\mathbf{u}_{m,l}^T \mathbf{y})^2 \quad (4)$$

ここで $\mathbf{u}_{m,l}$ はクラス m の l 番目の固有ベクトルを表す。

6. 実験

実際の車載カメラ画像を対象に路面標示の認識実験を行った。使用したカメラは画角 36 [°]、解像度 720×480 [pixels] のものをルームミラーの左 0.2 [m]、地面からの高さ 1.6 [m] の位置にフロントガラスに近接するように固定した。認識対象として 5 種類 ($M = 5$) の路面標示を用いた。それらを図 12 に示す。これらの路面標示に対する生成学習画像を自車から路面標示までの距離ごとに各クラス 500 枚 ($N = 500$) ずつ用いて、部分空間を作成した。なお、生成に用いた原画像は路面標示画像集から切り出した。予備実験の結果から部分空間の次元数を 7 とした。認識は路面標示を含む車載カメラ画像 $1,257$ 枚を対象とし、切り出した路面標示とその路面標示までの距離に対応する部分空間を照合することで認識を行った。

6.1 生成学習画像

生成学習画像は自車から路面標示までの距離 d を 10 [m] から 30 [m] まで 1 [m] おきに変化させながら生成したものをを用いた。カメラに関するパラメータ r, T, F は事前に分かっているものとした。その他の生成パラメータについては、正規分布を仮定し、その平均と標準偏差を実際の走行データを解析することにより得た。実験で使用した生成パラメータの分布を表 1、表 2 に示す。

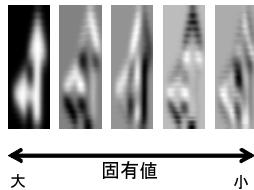


図 11: 固有ベクトルの例 (上位 5 個)



図 12: 認識対象とした路面標示

表 2: 生成パラメータの分布 (正規分布)

パラメータ	平均	標準偏差
h	1.6 [m]	0.01 [m]
l	-0.2 [m]	0.4 [m]
θ_{yaw}	0.0 [°]	0.15 [°]
θ_{pitch}	0.0 [°]	0.3 [°]
θ_{roll}	0.0 [°]	0.3 [°]
Δd	40 [km/h]	3 [km/h]
Δh	0.0 [m/s]	0.01 [km/h]
Δl	0.0 [m/s]	0.1 [m/s]
$\Delta \theta_{yaw}$	1.5 [°/s]	0.58 [°/s]
$\Delta \theta_{pitch}$	11.8 [°/s]	3.26 [°/s]
$\Delta \theta_{roll}$	17.8 [°/s]	4.0 [°/s]
Δx	0.0 [pixel]	1.0 [pixel]
Δy	0.0 [pixel]	0.3 [pixel]
Δs_x	0.0 [pixel]	2.0 [pixel]
Δs_y	0.0 [pixel]	0.6 [pixel]

6.2 路面標示の切り出し

認識段階では、撮影された車載カメラ画像を逆射影行列 M_0^{-1} によって道路平面画像に射影変換し、以下の方法で切り出しを行った。路面標示は路面に対して輝度が高いため、2 値化することで路面標示を強調した。路面標示は影や塗装のかすれなどによって局所的に輝度が異なる場合があるため、影の影響を考慮した二値化手法 [6] を使用した。そして、路面標示は規格によって大きさが規定されているため、矩形の大きさは概ね分かっているものとし、矩形に含まれる白画素が最大となる位置を求め、図 13 で示すように矩形を白画素に内接するように縮小した後、大きさを正規化した。

6.3 比較手法

提案した生成モデル、および設定した生成パラメータの有効性を示すために提案手法に加え、以下に示す 3 つの比較手法を用いた。

- 比較手法 1: 生成なし

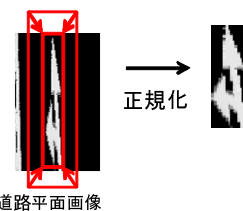
部分空間を作成せずに、原画像そのものと路面標示の正規化相関を類似度とする。

- 比較手法 2: 生成あり (標準偏差 $1/2$ 倍)

生成パラメータの中で車載カメラの位置・姿勢に関するものについて標準偏差を $1/2$ 倍する。

- 比較手法 3: 生成あり (標準偏差 2 倍)

生成パラメータの中で車載カメラの位置・姿勢に関するものについて標準偏差を 2 倍する。













道路平面画像

図 13: 路面標示の切り出し

表 3: 全体, および自転車からの距離に応じた認識結果・認識率 (正解枚数/全体の枚数)

		全体	10m-16m	16m-22m	22m-30m
提案手法	0.80	(1008/1257)	0.95 (360/379)	0.82 (336/411)	0.69 (319/467)
比較手法 1 (生成なし)	0.65	(819/1257)	0.91 (344/379)	0.74 (306/411)	0.36 (169/467)
比較手法 2 (標準偏差 1/2 倍)	0.77	(966/1257)	0.94 (358/379)	0.79 (325/411)	0.61 (283/467)
比較手法 3 (標準偏差 2 倍)	0.75	(943/1257)	0.94 (357/379)	0.77 (318/411)	0.57 (268/467)

表 4: クラスごとの認識結果・認識率 (正解枚数/全体の枚数)

入力/出力						
直進		0.84 (429/513)	0.0 (0/513)	0.13 (66/513)	0.04 (18/513)	0.0 (0/513)
直進左折		0.07 (30/435)	0.81 (351/435)	0.08 (24/435)	0.0 (0/435)	0.07 (30/435)
左折		0.0 (0/0)	0.0 (0/0)	0.0 (0/0)	0.0 (0/0)	0.0 (0/0)
右折		0.37 (21/57)	0.0 (0/57)	0.0 (0/57)	0.63 (36/57)	0.0 (0/57)
横断歩道		0.15 (39/252)	0.0 (0/252)	0.08 (21/252)	0.0 (0/252)	0.76 (192/252)

6.4 結果と考察

実験結果として全体の認識率, および, 自転車からの距離を 3 段階に大別して求めた認識率を表 3 に示す. また, クラスごとの認識結果を表 4 に示す.

表 3 より, いずれの距離においても, 他の手法と比較して提案手法の認識率が高いことから, 提案手法が実際の路面標示の認識に有効であることが確認できた. 路面標示が遠くに存在する場合, 生成を行わない比較手法 1 に対する認識率の向上が特に見られる. これは比較手法 1 が大きな見えの変動に対応できないのに対して, 提案手法がそのような見えの変動に頑健であることを示している. よって, 提案した生成モデルが路面標示の認識に対して有効であると言える. また, 比較手法 2, 3 の認識率よりも提案手法の認識率の方が高いことから, 適切な生成パラメータを設定することが認識率の向上することが確認できた. 比較手法 2 に比べて比較手法 3 の認識率が低い原因は, 生成パラメータの標準偏差を大きくすることで多くの見えの変動に対応することができるようになる一方で, 異なるクラスとの類似度も高くなるためであると考えられる.

表 4 より「右折」と「横断歩道」が「直進」を示す路面標示に誤認識される傾向があることが分かった. これは路面標示の上部が下部に比べて射影変換による解像度低下が顕著であるため「直進」のような単純な形状に近づくことが原因であると考えられる.

7. まとめ

本稿では生成型学習法を用いた車載カメラ画像中の路面標示手法を提案した. 提案手法は路面標示に発生する見えの変動を考慮した生成モデルを用いることによって, 見えの変動に頑健な認識を行うものである. 実際の車載カメラ画像を対象とした実験の結果, 提案手法が見えの変動を含む路面標示認識に対し

て有効であることを示した. 今後の課題として, 生成モデルとして考慮しなかった路面標示そのものの欠け・かすれなど, 他の見えの変動を考慮した生成モデルの検討を行うことを考えている.

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. 本研究を進めるにあたり貴重なデータを提供して頂いた (株) 豊田中央研究所に感謝する. 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金による. 本研究では画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した.

文 献

- [1] Yunchong Li, Kezhong He, and Peifa Jia, "Road Markers Recognition Based on Shape Information", Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicle Symp., pp.117-122, Istanbul, Turkey, Jun. 2007
- [2] 三宅 智彌, 三矢 武法, 船橋 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, PRMU98, pp.73-80, Feb. 1999
- [3] Hiroyuki Ishida, Tomokazu Takahashi, Ichiro Ide, Yoshito Mekada, Hiroshi Murase, "Generation of Training Data by Degradation Models for Traffic Sign Symbol Recognition", IEICE Trans., Vol.J90-E, No.8, pp.1134-1141, Aug. 2007
- [4] Bunyo Okumura, Masayuki Kanbara, Naokazu Yokoya, "Augmented Reality Based on Estimation of Defocusing and Motion Blurring from Captured Images", Proc. IEEE/ACM Int. Symp. on Mixed and Augmented Reality (ISMAR 2006), pp.97-106, Oct. 2002
- [5] 奥村 文洋, 神原 誠之, 横矢 直和, "焦点外れによるぼけとモーションブラーの推定に基づく拡張現実感における光学的整合性の実現", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006) 予稿集, pp.2126-2136, July 2006
- [6] 鈴木 智久 小平 直朗, 水谷 博之, 中井 宏章, 篠原 靖雄, "明るさの連続的变化と不連続的变化が共存する画像の認識に適した二値化方式", 信学技報, MI2007, pp.29-34, May 2007