

生成型学習とカスケード型識別器による道路標識検出・認識

道満 恵介[†] 高橋 友和^{††} 目加田慶人^{†††} 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†][†] 名古屋大学大学院 情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町^{††} 岐阜聖徳学園大学 経済情報学部 〒500-8288 岐阜県岐阜市中鷗 1-38^{†††} 中京大学 情報理工学部 〒470-0393 愛知県豊田市海津町床立 101

E-mail: †{kdoman,ttakahashi,mekada,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 自動車の安全運転支援を目的とした道路標識の検出・認識においては、高速かつ環境変化に対してロバストに標識を検出することが求められる。それらの条件を比較的よく兼ね備えた手法として、Violaらが提案したカスケード型識別器がある。この手法では、十分な検出性能を得るために、通常、手作業にて膨大な量の学習用画像を収集しなければならない。そこで本研究では、生成型学習を用いてカスケード型識別器を作成することにより、学習用画像の収集コストを大幅に削減し、識別器学習の効率化を目指す。実験により、本手法の有効性を確認した。

キーワード 生成型学習, カスケード型識別器, 標識検出, 標識認識, 車載カメラ

Traffic Sign Detection and Recognition Using Generative Learning and Cascaded Classifiers

Keisuke DOMAN[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††}, Yoshito MEKADA^{†††}, Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE[†][†] Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-8601 Japan^{††} Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University
1-38 Nakauzura, Gifu, Gifu, 500-8288 Japan^{†††} School of Information Science & Technology, Chukyo University
101 Tokodachi, Kaizu-cho, Toyota, Aichi, 470-0393 Japan

E-mail: †{kdoman,ttakahashi,mekada,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract For traffic sign detection and recognition to support safe-driving, robust and real-time detection is required. Viola et al. have proposed a robust and extremely rapid object detection method based on a boosted cascade of simple feature classifiers. To make full use of this, however, we need to collect a huge number of effectual training data which contain various appearances of the target object. In the case of traffic signs, it is not easy to do so manually. To overcome this problem, we introduce an efficient method of designing cascaded classifiers by using generative learning in this paper. Experimental results of detecting traffic signs showed the effectiveness of our method.

Key words Generative Learning, Cascaded Classifiers, Sign Detection, Sign Recognition, Car-mounted Camera

1. はじめに

近年、自動車の安全運転支援技術に対する需要が高まっている。本研究ではその一貫として、車載カメラ映像からの道路標識認識に注目する。高精度な道路標識認識が実現できれば、速度超過や進路制限の警告といった安全運転支援のための様々な応用が考えられる。

道路標識認識において重要となるのは、標識の検出処理である。これまでも標識検出のための手法は数多く提案されている。それらは主に標識の色特徴を利用するもの [1] [2] と形状特徴を利用するもの [3] [4] である。これに対して本研究では、天候や照明変動等に対してロバストな Haar-like 特徴を利用した AdaBoost [5] ベースの識別器を利用する。AdaBoost ベースの識別器は顔検出において広く用いられているが、道路標識を対

象とした例も存在する [8]. また, その応用として, AdaBoost ベースの識別器をカスケード状に並べて検出処理の高速化を図ったカスケード型識別器 [6] [7] が Viola らによって提案されている. これを用いた手法には, 多様な変動に比較的強く, 高速に物体検出が行えるという利点があるが, 識別器の作成に大量の学習用画像が必要になるという実用上の問題もある.

これに対して本研究では, カスケード型識別器の作成に生成型学習を適用し, 高性能な識別器を低コストで作成する手法を検討している [9] [10]. 生成型学習とは, 対象をカメラで撮影する際に起こり得る種々の画像変化をモデル化し, そのモデルに基づき生成された変形画像を学習に利用することで, 効率的に識別器の学習を行う手法である. 図 1 に示すように, 従来の学習では手作業により大量の学習用画像を収集しなければならない. 本研究で対象とする道路標識に関しては, 撮影時に得られる標識画像に撮影環境の違いによる様々な変動パターンが含まれると考えられるため, これらの変動パターンを大量かつバランスよく収集することは困難である. 対して生成型学習では, 生成の基となる原画像を 1 枚 (または数枚) 用意するのみで任意の変動パターンを含んだ標識画像を生成することができるため, 学習用画像の収集コストを低く抑えることができる.

本研究では, 生成型学習により作成されたカスケード型識別器を用いて, 各速度標識や追越し禁止, 転回禁止といった複数カテゴリの標識をまとめて検出することを目指す. 検出結果のカテゴリ認識には部分空間法を利用し, 部分空間の作成においても生成型学習を適用することにより, 全体として低コストな標識検出・認識手法を提案する.

以降, 2 節では本研究で使用する標識検出のためのカスケード型識別器について述べ, 3 節で生成型学習について述べる. 続く 4 節では提案手法の詳細を述べ, 5 節, 6 節では, 有効性を確認するための評価実験の結果とその考察について述べる. 最後に 7 節でまとめる.

2. AdaBoost ベースのカスケード型識別器

単純な特徴の利用による高速性と環境変化に対するロバスト性を比較的よく兼ね備えた検出手法として, 図 2 に示す AdaBoost アルゴリズムを用いて作成された識別器を用いる手法がある [5]. このアルゴリズムは, いくつかの低性能な弱識別器 h を組み合わせて全体として高性能な強識別器 H を作成することを基本理念としている. 強識別器 H は, 次式で表現される.

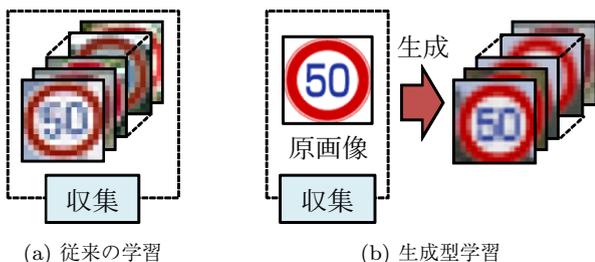


図 1 従来の学習と生成型学習の違い

- 学習用画像の用意
 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) (y_i = 0, 1 | i = 0, 1, \dots, n)$
- 学習重みの初期化
 $w_{1,i} = \frac{1}{n}$
- 特徴の選択
 $t = 1, \dots, T$
 - (1) 学習重みの正規化
 $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$
 - (2) 各特徴 h_j について識別エラー ϵ_j の計算
 $\epsilon_j = \sum_i w_{t,i} |h_j(x_i) - y_i|$
 - (3) 識別エラー ϵ を最小とする特徴 h_t の選択
 - (4) 学習重みの更新
 $w_{t+1,i} = \begin{cases} w_{t,i} \beta_t & h_t(x_i) = y_i \\ w_{t,i} & h_t(x_i) \neq y_i \end{cases} \quad (\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t})$

終了条件 (適宜指定) を満たすまで繰り返し

図 2 AdaBoost アルゴリズム

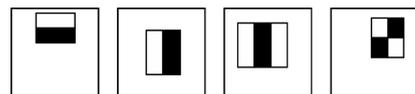


図 3 Haar-like 特徴

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで, $\alpha_t = -\ln \beta_t$ である.

強識別器を構成する弱識別器としては, 図 3 に示す Haar-like 特徴がよく利用される. 各特徴はいずれも, 検出対象か非検出対象かを判定するために, 白矩形領域における平均輝度値と黒矩形領域における平均輝度値の差を用いた関数として作用し, *Integral Image* の利用により高速演算が可能である [6]. AdaBoost ベースの識別器においては, これら各弱識別器の判定結果を基に検出対象であるか非検出対象であるかを決定する.

また, AdaBoost ベースの識別器の応用として, 図 4 に示すカスケード型識別器による物体検出手法が広く知られている [6] [7]. これは, AdaBoost ベースの識別器を複数段階カスケード状に並べて全体として一つの識別器を構成する手法である. この手法では, 通常, 非検出対象と判定されるべきものの多くはカスケードの比較的初期の段で棄却されるため, 単一の識別器よりも効率の良い検出処理が可能となる.

カスケード型識別器を用いる際の問題点としては, 十分な検出性能を得るために様々な変動パターンを含む学習用学習を大量に用意する必要があることが挙げられる. 通常, 検出対象の画像データベース等が利用できない場合には, 手作業により学習用画像を収集する必要がある. 本研究で対象とする道路標識に関しては, 様々な変動パターンが加わった標識画像を大量に収集するのは容易ではない.

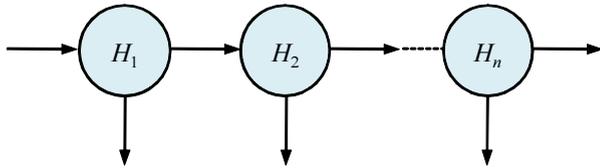


図4 カスケード型識別器

AdaBoost ベースの識別器は基本的に 2 カテゴリの判別問題を対象とするため、検出対象とするカテゴリが複数の場合には、対象カテゴリ数の識別器を用意するか、検出対象カテゴリの標識をまとめて検出し、別の手法で認識を行う必要がある。

3. 生成型学習

生成型学習とは、検出対象の状態や撮影環境の変化によって実際に起こり得る種々の画像変化をモデル化し、各種モデルに従って大量に生成した変形画像を用いて識別器の学習を行う手法のことである。入力としてカメラ等で撮影した画像を想定すると、撮影画像における検出対象物体の回転、伸縮、ずれ、光学ぼけといった変化要因が考えられる。これら各種変化に対するモデルを定義し、各々に適切な範囲でパラメータを与えることで、実際に撮影され得る変形画像をシミュレートすることが可能となる。これにより、生成の基となる原画像を 1 枚（または数枚）用意するだけで、原理的には無限個数の学習用画像を得ることができるため、学習用画像の収集コストが低減され、学習過程が効率化される。

生成型学習において重要となるのが、いかに実画像に近い変形画像を生成するかである。生成に加わる変化の度合いは各モデルに与える生成パラメータによって制御される。これに対して石田らは、実際に撮影した車載カメラ映像に含まれる標識画像から、各種モデルにおける生成パラメータ分布を遺伝的アルゴリズムを用いて推定する手法を提案している [11]。

4. 提案手法

4.1 概要

車載カメラで道路標識を撮影した際に得られる標識画像には、回転や伸縮、ずれ、ぼけ等の画像的变化が含まれる。多様な変動に対してロバストに検出を行うためには、様々な変動パターンを含んだ学習用画像を用いて識別器の学習を行う必要がある。本手法では、大量の標識画像を手作業で収集するのではなく、生成型学習を適用し、わずかな枚数の原画像を基に様々な変動パターンを考慮した変形画像を生成することを考える。

本手法では、カスケード型識別器を用いて標識を検出し、部分空間法を用いて検出結果のカテゴリを認識する。カスケード型識別器と部分空間それぞれの作成に生成型学習を適用することで、全体として低コストな道路標識検出・認識を目指す。以降順に、本手法における学習段階と検出・認識段階について述べる。

4.2 学習段階

図5に学習段階の処理の流れを示す。学習段階では、検出に

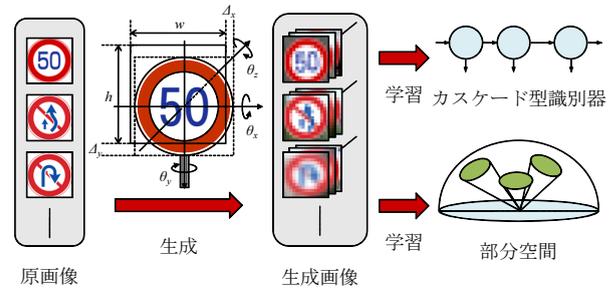


図5 学習段階における処理の流れ

用いるカスケード型識別器と認識に用いる部分空間の作成を行う。このとき、カスケード型識別器については検出対象とする複数カテゴリの標識をまとめて学習に利用し、部分空間については各カテゴリ毎に作成する。本手法で適用する生成型学習で考慮する変化要因は以下の5つである。

• 回転

撮影対象の標識またはカメラが何らかの要因により傾いている場合、撮影画像に回転が生じる。標識画像の中心を原点とした3次元空間を考え、各軸を中心にそれぞれ θ_x , θ_y , θ_z 度回転したとき、回転前の座標 (x, y, z) から回転後の座標 (x', y', z') への変換は、次の行列演算により表現される。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \mathbf{R}_z(\theta_z) \mathbf{R}_y(\theta_y) \mathbf{R}_x(\theta_x) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで、

$$\mathbf{R}_x(\theta_x) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_x & -\sin \theta_x \\ 0 & \sin \theta_x & \cos \theta_x \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_y(\theta_y) = \begin{pmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_z(\theta_z) = \begin{pmatrix} \cos \theta_z & -\sin \theta_z & 0 \\ \sin \theta_z & \cos \theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

である。

実際に回転をシミュレートする際には、標識が $z = 0$ 平面上に存在すると仮定して (2) 式を原画像に適用する。

• ずれ

撮影時に、検出窓内での位置ずれや標本化の過程で生じる 1 ピクセル未満のずれが生じる。これをシミュレートするために、識別器への入力サイズを $N_b \times N_b$ 、原画像のサイズを $N_o \times N_o$ の場合、

$$|\Delta x| < \frac{N_o}{N_b} \quad (6)$$

の範囲で画像を水平方向、垂直方向それぞれ独立に平行移動させる。

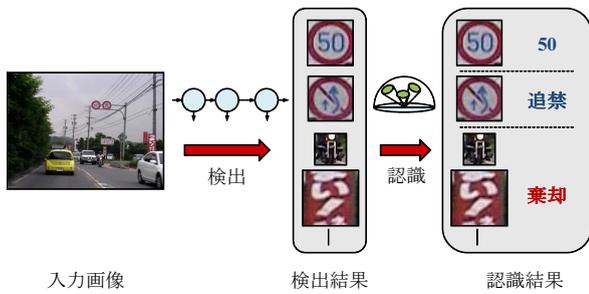


図 6 検出・認識段階における処理の流れ

● 伸縮

撮影時に用いるカメラの特性によって、撮影画像の縦横比が変化する。伸縮のパラメータとして、水平方向の伸縮率 r_w と垂直方向の伸縮率 r_h を与え、原画像における水平方向、垂直方向それぞれを r_w 倍、 r_h 倍に拡大することで伸縮をシミュレートする。

● ぼけ

撮影に使用したカメラの焦点が標識に合っていない場合、撮影画像に光学ぼけが生じる。これをシミュレートするために、入力画像と (7) 式に示すガウス関数との畳み込みを計算する。

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

● 背景

撮影画像に含まれる標識の背景部分には、空や木、建築物等様々な風景が写り込む。実際に撮影された映像中から数種類の背景パターンを抽出し、これらと生成された標識を合成することで、様々な背景パターンをもつ標識画像をシミュレートする。

以上、5つの画像変化を考慮したモデルを用いて変形画像を生成し、カスケード型識別器と部分空間の作成に利用する。

4.3 検出・認識段階

図 6 に検出・認識段階の処理の流れを示す。検出段階ではまず、カスケード型識別器を用いて、適用位置と入力スケールを変えながら入力画像上を走査する。これにより、入力画像に含まれる様々な位置、サイズの検出対象カテゴリの標識をまとめて検出する。その後、検出結果に対して部分空間法によるカテゴリ認識を行う。具体的には、検出の結果得られた標識候補の部分画像を入力として、学習段階で作成した各カテゴリの部分空間との類似度が最大となるカテゴリに分類する。類似度は、入力ベクトルと固有ベクトルの内積の 2 乗和を用いて計算する。

5. 実験

5.1 実験条件

提案手法の有効性を調査するため、生成型学習適用の有無による検出性能と認識性能の比較を行った。それぞれの比較実験は、学習用画像の収集コスト一定という条件にて行った。評価用の映像としては、表 1 に示す仕様のカメラを車に取り付けて曇りの日の昼間に市街地や郊外を撮影したものを用いた。そこから 15×15 pixels から 45×45 pixels までの大きさの対象標



図 7 収集した実画像



図 8 生成に用いた各カテゴリの原画像

識が 1 つ以上含まれる計 2,874 フレームを抽出し、定量評価の対象とした。また、対象とする標識は、最高速度制限 (30, 40, 50), 追越し禁止, 転回禁止の 5 カテゴリとした。評価用素材には対象標識が合計 3,841 個含まれていた。

表 1 車載カメラの仕様

撮影機器	SANYO Xacti DMX-HD2
解像度	640 × 480 pixels
フレームレート	30 fps

5.2 検出性能の比較

5.2.1 実験方法

生成型学習適用の有無による検出性能の違いを比較するために、まず各カテゴリ 1 枚ずつ計 5 枚の実際の標識画像を収集し、それをそのまま学習に用いてカスケード型識別器を作成した (生成なし)。次に、画像変化が加わっていない理想的な状態の標識画像を各カテゴリ 1 枚ずつ用意し、それらを原画像として各カテゴリ 1,000 パターンずつ生成した計 5,000 枚を学習に用いてカスケード型識別器を作成した (生成あり)。それぞれの学習で用いる非標識画像は、標識を含まない情景画像からランダムに抽出して用意した。上記の方法により作成されたカスケード型識別器の検出性能を比較する。本実験で用いた実画像と生成時の原画像を図 7 と図 8 にそれぞれ示す。

なお、本実験では、カスケード型識別器の学習時における画像サイズは 15×15 pixels とし、検出の際は、 15×15 pixels から 45×45 pixels まで 1.25 倍ずつ入力サイズを拡大しながら計 6 スケールで入力画像上を走査した。また、カスケード型識別器と部分空間の作成に用いた生成画像は、生成パラメータの分布が正規分布に従うと仮定し、表 2 に示す平均と分散から正規乱数を発生させて生成した。背景モデルについては、合成用背景パターンとして 25 種類の部分画像を用意し、これらからランダムに選択した。

5.2.2 実験結果

前節で述べた方法による比較実験の結果、評価映像中の全フレームを通して 70,923 個の検出結果が得られ、そのうち 63,931

表 2 使用した生成パラメータの平均と分散

	回転		ずれ		伸縮		ぼけ	
	θ_x	θ_y	θ_z	Δx	Δy	r_w		r_h
平均	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0
分散	6.0	6.0	6.0	5.0	5.0	7.0×10^{-3}	7.0×10^{-3}	2.0



(a) 生成なし



(a) 生成なし



(b) 生成あり



(b) 生成あり



(c) 生成あり (検出領域の拡大図)

図 9 検出結果の例 (高架下)



(c) 生成あり (検出領域の拡大図)

図 10 検出結果の例 (山道)

個が正解検出, 6,992 個が誤検出であった. なお, 本実験では, 複数の検出結果を一つにまとめる統合処理は行っていない. 検出結果の例を図 9 と図 10 にそれぞれ示す. 対象標識に対して 1 つでも正しい検出結果が存在すれば正解として算出した適合率・再現率は表 3 の通りである. これを見ると, 生成型学習を適用した場合には適合率, 再現率共に 90%であり, 適用しない場合と比較して大幅に性能が向上していることが確認できる.

表 3 生成型学習適用の有無による検出性能の比較

	生成なし	生成あり
適合率	0.50	0.90
再現率	0.08	0.90
F 値	0.14	0.90

5.3 認識性能の比較

5.3.1 実験方法

前述の実験において, 生成ありの場合に出力された 70,923 個の検出領域に対して, 各カテゴリの標識画像とテンプレートマッチングした場合 (生成なし) と, 各カテゴリの標識画像から 1,200 パターンずつ生成し, それを基に作成した各カテゴリの部分空間と照合した場合 (生成あり) の認識性能を比較した. 本実験では, 図 7 に示した各カテゴリの標識画像をテンプレートマッチングのテンプレートとし, 図 8 に示した各カテゴリの標識画像を部分空間作成における生成の原画像とした.

5.3.2 実験結果

前節で述べた方法による比較実験の結果を表 4 に示す. 検出性能比較の結果と同様, 生成型学習の適用により認識率が向上していることが分かる.

表 4 生成型学習適用の有無による認識性能の比較

	生成なし	生成あり
認識率	0.41	0.77

6. 考 察

6.1 検出における生成型学習の効果

検出性能の比較実験では、生成型学習の適用により、特に再現率が大きく向上している。生成型学習では、原画像を基に多様な画像変化を考慮して生成された大量のサンプルから識別器の学習を行うため、入力画像に含まれる様々な変動に対してロバストな識別器が作成可能となる。更なる検出性能向上のためには、適切な生成パラメータの設定方法や適切な生成モデルを検討し、実際に入力され得る標識画像により近い変形画像を原画像から生成することが重要となる。前者に関しては、実際に撮影した映像に含まれる標識画像から生成パラメータを推定する等が考えられる [11]。後者に関しては、本手法で現段階では採用していない色褪せや反射、湾曲等の変形要因を追加することが考えられる。

6.2 認識率に対する誤検出の影響

本実験では、生成型学習を適用して作成されたカスケード型識別器による検出結果に対して部分空間法による認識処理を適用した。標識検出の適合率は 90% であり、全検出数の 10% は誤検出が含まれていることになる。これを完全になくすことができれば、更なる認識率の向上が期待できる。ただし、高い再現率を維持したまま 100% の適合率を発揮する検出器を作成することは困難であり、少なからずの誤検出は避けられない。これに対して、誤検出を含む検出結果に対してそのまま認識するのではなく、認識時に計算する類似度に対して閾値処理を行い、類似度が閾値以下なら棄却する機構を取り入れる処理を追加すること等が考えられる。しかしながら、棄却する処理を組み込むことで、誤検出の低減とともに正しい検出結果も棄却される可能性がある。誤検出が棄却される割合よりも、正しい検出結果が棄却される割合の方が高ければ、全体として認識性能は低下してしまう。実際に、5.3 節の認識結果に対して、単純な類似度の閾値処理を適用したところ、閾値をどのように設定しても認識率は低下傾向にあった。

また、本実験では、カスケード型識別器の作成と部分空間の作成に用いた学習用画像を、同じ生成パラメータで生成した。これを、カスケード型識別器作成と部分空間作成それぞれに適した方法で生成することにより、更なる検出性能、認識性能の向上が期待できる。さらに時系列情報を利用することによって、更なる認識性能の向上が期待できる。

7. む す び

本研究では、カスケード型識別器と部分空間それぞれの作成に生成型学習を適用した道路標識検出・認識手法を提案した。生成型学習適用により学習用画像の自動生成が可能となり、その結果、画像収集コストが大幅に低減される。また、実際の車

載カメラ映像を用いた実験により、生成型学習適用の有無により検出性能、認識性能を比較し、本手法の有効性を確認した。

今後は、検出、認識それぞれに対して適切な学習用画像の生成方法の検討や、標識の色褪せや湾曲といった本稿で考慮しなかった変化要因の考慮、時系列情報の利用等を検討する。

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。本研究の一部は文部科学省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.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

文 献

- [1] 内村圭一, 脇山慎也, 藤野麻衣子, “限定色表示を用いた円形道路標識の抽出”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D-2, No.2, pp.855–858, February 2000.
- [2] 明珍甲太, 景山陽一, 西田真, “カラー情景画像における円形道路標識の認識に関する検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.104, No.740, pp.181–185, March 2005.
- [3] 竜円琢磨, 長坂保典, 鈴木宣夫, “円形状の道路標識の認識”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.99, No.609, pp.17–22, February 2000.
- [4] 藪木登, 三木成彦, “道路情景中の最高速度標識の検出および認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J77-D-2, No.7, pp.1393–1394, July 1994.
- [5] Y. Freund and R.E. Schapire, “A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting”, Journal of Computer and System Sciences, Vol.55, No.1, pp.119–139, August 1997.
- [6] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features”, Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.511–518, December 2001.
- [7] P. Viola and M. Jones, “Robust real-time object detection”, Proc. of IEEE Workshop on Statistical and Computational Theories in Computer Vision, pp.1–25, July 2001.
- [8] C. Bahlmann, Y. Zhu, V. Ramesh, M. Pellkofer and T. Koehler, “A system for traffic sign detection, tracking, and recognition using color, shape, and motion information”, Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005, pp.255–260, June 2005.
- [9] 道満恵介, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, “カスケード型識別器による標識検出のための生成型学習法”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007) 講演予稿集, pp.1212–1217, August 2007.
- [10] 道満恵介, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, “生成型学習とカスケード型識別器による交通標識検出”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, D-12-90, pp.221, March 2008.
- [11] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada and H. Murase, “Identification of degraded traffic sign symbols by a generative learning method”, Proc. of 18th International Conference on Pattern Recognition, Vol.1, pp.531–534, August 2006.