

色変動を考慮した生成型学習法による道路標識検出器の構築

道満 恵介^{†a)} 出口 大輔[†] 高橋 友和^{††} 目加田慶人^{†††}
井手 一郎[†] 村瀬 洋^{†b)}

Construction of a Traffic Sign Detector Using Generative Learning Method
Considering Color Variation

Keisuke DOMAN^{†a)}, Daisuke DEGUCHI[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††},
Yoshito MEKADA^{†††}, Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE^{†b)}

あらまし 環境変化に対してロバストかつ高速な物体検出を可能とする識別器として、Viola らが提案したカスケード型識別器がある。これを用いて様々な環境下に存在する道路標識を高精度に検出するためには、多様な見えの変動を含んだ大量の標識画像を用いて識別器の学習を行う必要がある。しかしながら、多様な見えの変動をバランスよく含んだ大量の標識画像を手作業で収集するには多大なコストがかかる。そのため、本研究では生成型学習を用いてカスケード型識別器を構築することを考える。これまでも生成型学習を用いて識別器を構築する手法は提案されているが、形状やテキストの変動のみが考慮されており、色の変動は考慮されていない。そこで本論文では、形状やテキストの変動に加えて色の変動も考慮し、より高い検出性能をもったカスケード型識別器を構築する手法を提案する。車載カメラ映像を用いた道路標識の検出実験の結果、本論文で提案する色の変動を考慮する生成型学習により、従来よりも高い検出性能をもつカスケード型識別器が構築できることを確認した。

キーワード 生成型学習, カスケード型識別器, 標識検出, 車載カメラ

1. ま え が き

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。本研究ではその一環として、車載カメラ映像からの道路標識検出・認識に注目する。高精度なリアルタイム道路標識認識システムが実現できれば、速度超過や進路制限の警告といった安全運転支援が可能となる。

道路標識認識システムは大きく分けて、検出処理、認識処理の二つから構成される。このうち、検出処理は後の認識精度に大きく影響するため、高い精度が求

められる。標識検出の手法はこれまでも数多く研究されており、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] がある。一般的に、色特徴は高速に計算可能であるものの照明変動等に対して不安定であるのに対し、形状特徴はその逆の性質がある。一方で、Viola らが提案したカスケード型識別器 [5] (以降、単に「カスケード型識別器」と呼ぶ) を用いたもの [6] ~ [8] もある。カスケード型識別器には、多様な変動に強く、高速に物体検出が行えるという利点がある。しかしながら、カスケード型識別器には、その構築において大量の学習用サンプルが必要という実用上の問題がある。図 1 は、実際に道路標識を撮影した際に得られた撮影画像の例である。撮影された標識の見えは、標識自体の変化やカメラと標識の位置関係、時間帯や天気等の違いから様々に変動する。安定して高い検出性能をもつ識別器の構築には、このような見えの変動を含む学習用サンプルを網羅的に収集する必要があるため、その収集コストが大きな問題となる。

これを解決するためのアプローチの一つとして、生

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科, 名古屋市
Graduate School of Information Science, Nagoya University,
Nagoya-shi, 464-8601 Japan

^{††} 岐阜聖徳学園大学経済情報学部, 岐阜市
Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku
Gakuen University, Gifu-shi, 500-8288 Japan

^{†††} 中京大学情報理工学部, 豊田市
School of Information Science & Technology, Chukyo Uni-
versity, Toyota-shi, 470-0393 Japan

a) E-mail: kdoman@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

b) E-mail: murase@is.nagoya-u.ac.jp



図 1 多様な変動を含んで撮影された道路標識画像
Fig. 1 Camera-captured traffic sign images containing various changes.

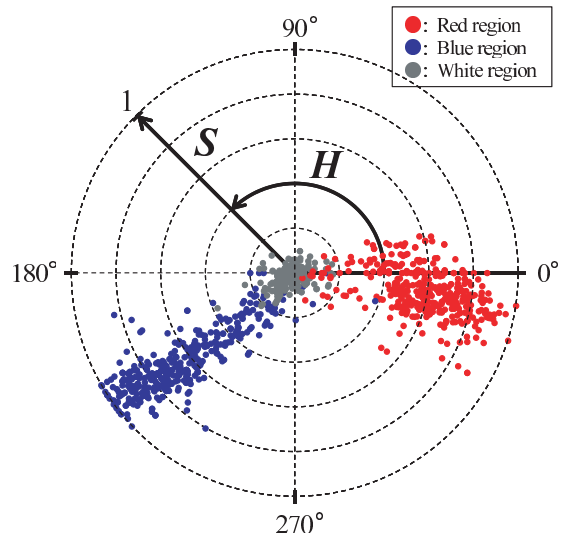


図 2 実際の標識画像における色相 H [0, 360] と彩度 S [0, 1] の分布

Fig. 2 Distribution of hue H [0, 360] and saturation S [0, 1] in camera-captured traffic sign images.

成型学習を用いて識別器を構築することが考えられる．ここで生成型学習とは，対象をカメラで撮影する際に起こり得る種々の見えの変動をモデル化し，それら生成モデルにより原画像から生成された生成画像を用いて学習を行う手法を指す．これにより，数枚の原画像から種々の変動を含んだ大量の学習用サンプルを生成することができ，収集コストの大幅な削減が可能になる．生成型学習は，部分空間法を用いた道路標識認識 [9]，局所特徴量の照合による物体認識 [10] 等に適用されており，その有効性が示されている．一方で我々は，カスケード型識別器を用いた道路標識検出に対して生成型学習の枠組みを導入し，少量の学習用サンプルをもとに高精度な道路標識検出器を構築するための手法を研究してきた [11]．しかしながら，これまでの研究では幾何学的変化や光学ぼけ等による形状やテクスチャの変動は考慮されているが，退色や照明変化等による色の変動は考慮されていない．これに関して，撮影された標識画像に含まれる色の変動を調べるための予備実験を行った（予備実験 1）．この予備実験では，円形規制標識を対象として計 3 日間（2007 年 7 月 18 日，22 日，2009 年 4 月 22 日），いずれも晴れの日の日中に同一の車載カメラで撮影を行った．そして，得られた各標識画像における赤色，青色，白色の 3 領域から 1 画素ずつランダム抽出し，その画素の色相と彩度を調べた．図 2 は，撮影して得られた 274 枚

の標識画像から抽出された各色領域における色相 H ，彩度 S の分布であり，大きな色の変動が含まれていることが確認できる．そのため，形状やテクスチャの変動に加えて色の変動も検出器の構築時に学習することで，より多様な変動に対してロバストな検出が可能になると考えられる．

そこで本論文では，形状やテクスチャの変動だけでなく色変動も考慮した生成型学習法による道路標識検出器の構築手法を提案する．これにより，色の変化に対してもロバストな検出器を実現する．以降，2. でカスケード型識別器を用いた道路標識検出について述べる．3. で提案手法の詳細を述べ，4. で提案手法の有効性を確認するための評価実験の結果と考察を述べる．最後に 5. でまとめる．

2. カスケード型識別器による標識検出

本研究で標識検出器として用いるカスケード型識別器 [5] は，図 3 に示すように，複数の識別器 H_1, H_2, \dots, H_n が直列に並んだ構造をもつ．カスケード型識別器は，顔検出 [5]をはじめ，標識検出 [6]～[8]，歩行者検出 [12]，車両検出 [13] 等，様々な問題への適用例もあり，その有効性が示されている．

カスケード型識別器により標識を検出する際には，次のように処理を行う．まず入力画像に対して，1 段階

の識別器 H_1 によって標識か非標識かを判定する。このとき、標識であると判定された場合のみ次段の識別器 H_2 による判定が行われ、同様の判定処理を繰り返し、最終的にすべての段の識別器を通過した場合のみ標識と判定する。いずれかの段の識別器で非標識であると判定された場合は、その時点で棄却されて処理が終了する。多くの非標識画像は初期の段で棄却されるため、単一の識別器を利用するよりも効率的な検出処理が可能である。なお、カスケード型識別器を構成する各識別器は、AdaBoost アルゴリズムにより構築する。ここで各識別器は、複数の Haar-like 特徴 (図 4) を用いた弱識別器の組合せで構成される。Haar-like 特徴は、白方形領域における平均輝度値と黒方形領域における平均輝度値の差で表され、Integral Image を利用することで高速に計算することができる [5]。また、Haar-like 特徴は、グレースケール成分のエッジ特徴の評価に利用されることが一般的であるが、これを複数の色成分上で評価する手法が提案されている [6]。これにより、カスケード型識別器を構成する各識別器において、標識のエッジ特徴と色特徴を同時に評価することができ、検出精度の向上を図ることができる。

以上のように、カスケード型識別器により高速かつ高精度な物体検出が可能であるが、実用上の問題点も存在する。それは、十分な検出精度を得るためには、実際に起こり得る様々な変動を含む学習用サンプルを大量に用意する必要があるという点である。カスケード型識別器を標識検出器として利用する手法を提案している Bahlmann らは、識別器の学習のために標識画像を 4,000 枚収集したと報告している [6]。しかし、多様な変動をバランス良く含んだ標識画像を数千枚も収集するのは膨大なコストがかかる。そこで次節では、高性能なカスケード型識別器を低コストで構築するた

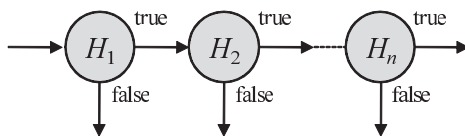


図 3 カスケード型識別器
Fig. 3 Cascaded classifiers.



図 4 Haar-like 特徴の例
Fig. 4 Examples of Haar-like features.

めの手法を提案する。

3. 提案手法：生成型学習を用いたカスケード型識別器の構築

本章では、本論文で提案する生成型学習を用いたカスケード型識別器の構築手法について述べる。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見えの変動をモデル化し、各種モデルに従って生成した大量の画像を用いて識別器の学習を行う手法である。これにより、少ない枚数の原画像をもとに様々な変動を含んだ大量の学習用サンプルを得ることができる。その結果、識別器の作成時に必要な学習用サンプルの収集コストが大幅に低減される。本手法の最大の特長はこの点にある。以降、生成モデルの定義、標識画像の生成、カスケード型識別器を構築するための処理について順に述べる。

3.1 生成モデルの定義

本研究における生成型学習では、次の七つの見えの変動を考慮する。

- 色の变化：退色、照明変化
- 形状の変化：回転、位置ずれ、伸縮
- テクスチャの変化：光学ぼけ、背景変化

このうち、色の变化に関しては本論文で新たに考慮する見えの変動である。提案手法では、これら見えの変動をシミュレートするための生成モデルを個々に定義し、各生成モデルに与える生成パラメータにより変動の度合を制御する (図 5)。以降、色の变化要因とモデル化方法について述べた後、形状、テクスチャについても同様に述べる。

3.1.1 色の变化に関する生成モデル

• 退色モデル：標識の経年劣化が進むにつれて退色が進行し、標識表面の赤色領域や青色領域において色変化が生じる。退色は、標識表面の色素が空気や光のエネルギーを受けて分解されることで発生するが、特に、高いエネルギーをもつ紫外線の影響が最も大きい。そのため、紫外線を吸収しやすい赤色の物体は退色しやすく、紫外線を吸収しにくい青色の物体は退色しにくい傾向がある。これに関して、退色による道路標識の色変化を調べるための予備実験を行った (予備実験 2)。この予備実験では、予備実験 1 における 2009 年 4 月 22 日分の撮影画像の中から、大きなぼけや汚れ、明度変化のない標識画像 108 枚を手で抽出した。これにより抽出された標識画像に含まれる色の変動は、主に退色の影響であると考えられる。そこで、

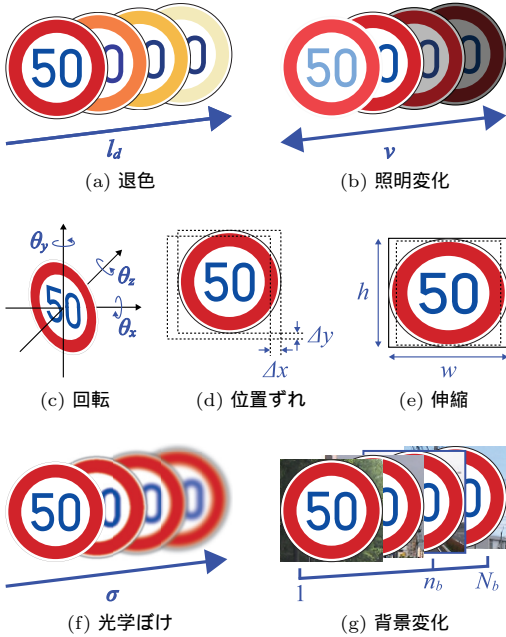


図5 提案手法で定義する生成モデルと各モデルにおける変動の度合を制御する生成パラメータ

Fig. 5 Generation models defined in the proposed method and their parameters controlling degrees of appearance changes.

これらの標識画像における退色の度合を次のように3段階に分けた。まず、抽出された108枚の標識画像の中から、最も退色の低いもの（退色度 低）、最も退色の高いもの（退色度 高）、及びそれらの中間程度の退色のもの（退色度 中）を1枚ずつ目視で選択し、各退色度（3段階）における基準画像とした。選択された各退色度の基準画像を図6に示す。その後、残りの各標識画像に対して、目視により最も類似していると思われる基準画像の退色度（低～高）を割り当てた。これにより得られた赤色領域と青色領域における色相 H 、彩度 S の分布及びそれぞれの退色度における平均値を図7に示す。これらを見ると、赤色領域においては、退色の進行とともに色相が反時計回りに変化するが、ある程度退色が進行すると変化量が小さくなっていることが確認できる。また、同領域における彩度に関しては、単調に低下していることが分かる。一方、青色領域においては、退色が進行しても色相、彩度にはそれほど大きな変化は見られない。

以上の結果から、連続的に変化する退色度ごとの色分布がそれぞれ異なる正規分布に従うと仮定し、次のように退色をシミュレートする。まず、対象とする



図6 各退色度における基準画像
Fig. 6 Standard images of each discoloration level.

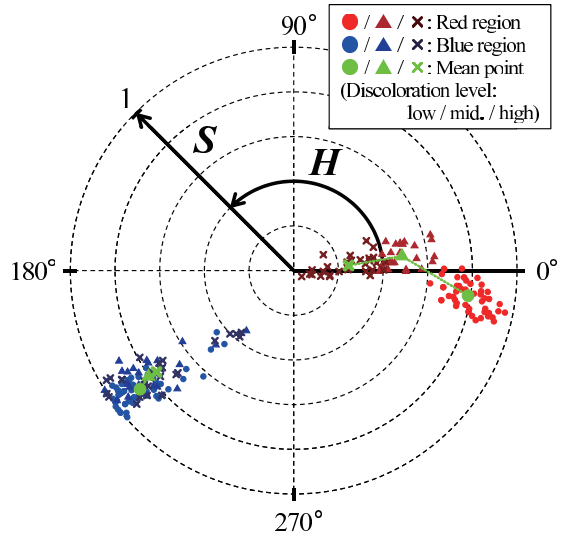


図7 退色による道路標識の色相 H [0, 360] と彩度 S [0, 1] の変化
Fig. 7 Changes of hue H [0, 360] and saturation S [0, 1] in discolored traffic signs.

道路標識を構成する色の総数を N_c とし、次のような $2N_c$ 次元のベクトル x を考える。

$$x = (h_1, \dots, h_{N_c}, s_1, \dots, s_{N_c})^T \quad (1)$$

ここで、 h_n, s_n ($n = 1, \dots, N_c$) はそれぞれ色領域 n の色相、彩度であり、例えば、道路標識が赤と青の2色で構成される場合には $N_c = 2$ となる。そして、退色の過程を L_d 段階に分け、退色度 l ($l = 0, \dots, L_d - 1$) に属するサンプル点 $x_i^{(l)}$ から平均ベクトル $\mu^{(l)}$ と分散共分散行列 $\Sigma^{(l)}$ を計算する。退色モデルのパラメータとして、 $[0, L_d - 1]$ の連続値で表現される退色度 l_d を指定し、退色度 l_d における平均ベクトル $\hat{\mu}^{(l_d)}$ と分散共分散行列 $\hat{\Sigma}^{(l_d)}$ を次式で示される区分線形補間により求める。

$$\hat{\mu}^{(l_d)} = \alpha_d \mu^{(\lceil l_d \rceil)} + (1 - \alpha_d) \mu^{(\lfloor l_d \rfloor)} \quad (2)$$

$$\hat{\Sigma}^{(l_d)} = \alpha_d \Sigma^{(\lceil l_d \rceil)} + (1 - \alpha_d) \Sigma^{(\lfloor l_d \rfloor)} \quad (3)$$

ここで、 $\alpha_d = l_d - \lfloor l_d \rfloor$ である。その後、多変量正規分

選択する．これにより，標識のエッジ特徴だけでなく色特徴も利用した検出処理が可能となる [6]．

- R, G, B
- $r = R/S, g = G/S, b = B/S$
- $I = 0.2989R + 0.5866G + 0.1145B$

ここで R, G, B, I はそれぞれ赤色，緑色，青色，グレースケールの成分であり， $S = R + G + B$ である．

4. 評価実験

本章では，提案手法の有効性を確認するための評価実験について述べる．

4.1 実験条件

4.1.1 検出対象

赤色の円形規制標識は運転時に重要であるにもかかわらず，退色により視認性が低下して見逃しやすくなる．そのため，これらを検出してドライバに警告することは有効である．そこで本実験では，赤色の円形規制標識を検出対象とした．

また，評価用映像を用意するため，表 1 に示す条件下で道路標識を撮影した．その車載カメラ映像から，直径が 15 ~ 45 pixels までの対象標識が一つ以上含まれる計 6,874 フレームを抽出し，評価用映像を作成した．なお，評価用映像には，対象標識が合計 12,235 個含まれていた．

4.1.2 学習・検出条件

生成型学習に用いる原画像としては，図 9 に示す 20 種類の標識画像^(注1)を用いた．これらの標識画像は赤色，青色，白色の 3 領域により構成される．

退色モデルのパラメータについては，退色度の分割数 $L_d = 3$ とし， l_d は $[0, L_d - 1]$ で一様乱数により決定した． $\mu^{(l)}$ 及び $\Sigma^{(l)}$ ($l = 0, \dots, L_d - 1$) は，予備実験 2 により得られた各退色度における色相，彩度の分布 (図 7) から計算した．なお本実験では，標識の白色領域は退色しないとして，赤色領域と青色領域のみを退色の対象とした ($N_c = 2$)．背景モデルについては，合成用背景パターンとして $N_b = 216$ 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．標識画像の生成に用いた他のパラメータは互いに独立な正規分布に従うと仮定し，表 2 に示す平均と標準偏差から正規乱数により発生させた．これらの平均と標準偏差は，生成画像が実際の標識画像に近くなるように目視により調整しながら決定した．

また，カスケードを構成する各識別器の学習時には，AdaBoost アルゴリズムに基づき，標識画像の 99.9%

表 1 評価用映像の撮影条件
Table 1 Capturing conditions of the test set.

撮影日時・天候	2007年7月7日8時~13時(晴) 2007年7月18日16時~17時(晴) 2007年7月22日10時~11時(晴) 2008年5月1日14時~16時(曇)
撮影場所	市街地，郊外(名古屋市及びその周辺)
撮影機器	SANYO Xacti DMX-HD2
解像度	640 × 480 pixels
フレームレート	30 fps



図 9 生成に用いた原画像 (340 × 340 pixels)
Fig. 9 Original images used for generation (340 × 340 pixels).

非標識画像の 50% を正しく識別できるようになるまで Haar-like 特徴の追加を行った．なお，各識別器の学習における非標識画像としては，対象標識を含まない 160 枚の情景画像 (640 × 480 pixels) からランダムに抽出した最大 5,000 枚の部分領域を用いた．カスケードの段数は，160 枚の情景画像における部分領域をすべて棄却できるようになるまでカスケードの段数を増加させた．

また，検出時のカスケード型識別器への入力サイズは，15 × 15 pixels から 1.25 倍ずつ拡大させながら 45 × 45 pixels までとし，計 6 段階のスケールで入力画像を走査した．

4.1.3 評価基準

検出精度の評価には，検出結果の正確性を表す適合率として式 (6)，検出結果の網羅性を表す再現率として式 (7)，及びそれらの調和平均である F 値として式 (8) を用いた．

$$\text{適合率} = \frac{\text{正検出の数}}{\text{検出領域の総数}} \quad (6)$$

(注1): イラスト素材【Riguru】(<http://www.riguru.com/>) から購入した．

表 2 正規分布に従う生成パラメータの平均と標準偏差
Table 2 Mean and variance of generation parameters over Gauss distributions.

	照明変化 v	回転 [°]			位置ずれ [pixels]		伸縮		光学ぼけ σ
		θ_x	θ_y	θ_z	Δx	Δy	w	h	
平均	-0.25	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0
標準偏差	0.17	2.45	2.45	2.45	10.0	10.0	0.078	0.078	2.0

明度の範囲: [0, 1].

$$\text{再現率} = \frac{\text{正検出した対象標識の数}}{\text{対象標識の総数}} \quad (7)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (8)$$

また, 検出された各領域に対して, 次式で計算される重なり率が 1/3 以上であれば正検出, そうでなければ誤検出として数えた.

$$\text{重なり率} = \frac{\text{検出領域} \cap \text{標識領域}}{\text{検出領域} \cup \text{標識領域}} \quad (9)$$

重なり率が 1/3 以上あれば, 標識領域と同じサイズの検出領域が標識領域の半分以上を含むことが保証される. なお, 各対象標識の標識領域 (正解) は人手で指定した.

4.2 実験方法

生成型学習における色変動の考慮の効果を確認するため, 以下の方法によりカスケード型識別器の検出性能を評価した.

- 生成: 色変動なし, 学習・検出: 色特徴なし
- 生成: 色変動なし, 学習・検出: 色特徴あり
- 生成: 色変動あり, 学習・検出: 色特徴なし
- 生成: 色変動あり, 学習・検出: 色特徴あり (提案手法)

具体的にはまず, 形状, テクスチャ, 色に関する七つの生成モデルを用いて標識画像を計 5,000 枚 (原画像ごとに 250 枚) 生成し, それらを学習用サンプルとしてカスケード型識別器の学習を行った (色変動あり). 次に, それら生成モデルのうち, 形状, テクスチャに関する生成モデルのみを用いて標識画像を計 5,000 枚 (原画像ごとに 250 枚) 生成し, 同様にカスケード型識別器の学習を行った (色変動なし). また, それぞれの場合において, I (グレースケール) 成分のみを学習と検出に利用した場合 (色特徴なし) と, R, G, B, r, g, b, I の七つの成分を学習と検出に利用した場合 (色特徴あり) の 2 種類の学習を行った. その後, 以上四つの方法で構築されたカスケード型識別器を評価用映像に適用して検出精度を比較した.

表 3 検出性能の比較: 色変動なし vs. 色変動あり

Table 3 Comparison of detection ability: considering color variation vs. not considering color variation.

	色変動なし		色変動あり	
	色特徴なし	色特徴あり	色特徴なし	色特徴あり (提案手法)
適合率	0.90	0.97	0.84	0.95
再現率	0.76	0.53	0.91	0.93
F 値	0.82	0.69	0.89	0.94

4.3 実験結果

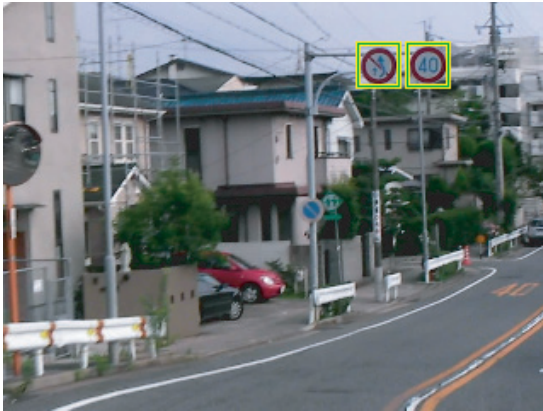
4 種類それぞれの方法による検出精度を表 3 に示す. 4 種類の方法の中で最も高い検出精度が得られたのは, 生成に色変動を利用し, 学習・検出に色特徴を利用する提案手法であった. 提案手法における F 値は 0.94 であり, 高い検出精度が得られた. 色変動なし・色特徴なしの場合と, 色変動あり・色特徴あり (提案手法) の場合において検出された標識の例を図 10, 図 11 にそれぞれ示す. なお, 各図中における方形で示された領域が対象標識であると判定された検出領域である. これらの図を見ると, 提案手法により, 退色した標識や明度が低下した状況下にある標識に対しても検出できるようになっていることが確認できる.

4.4 考察

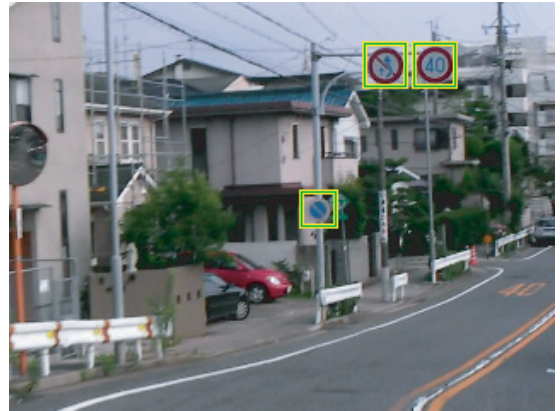
色変動なしと色変動ありの間の F 値の変化に注目すると, 色特徴の有無を問わず, 色変動ありの場合の方が高い検出精度が得られた. ただし色変動考慮の効果は, 色特徴なしの場合よりも色特徴ありの場合の方が大きかった. また, 色変動なしの場合においては, 色特徴を利用することにより再現率が逆に低下した. 以降, 色変動考慮の効果, 色特徴利用の効果について順に考察を述べ, その後, カスケードの段数と検出精度の面から提案手法の有効性について考察する. そして最後に, 生成型学習による学習サンプルの収集コストに関して考察を述べる.

4.4.1 色変動考慮の効果

生成型学習において形状やテクスチャだけでなく色の変動も考慮することで検出精度が向上した. これに



(a) 色変動なし，色特徴なし



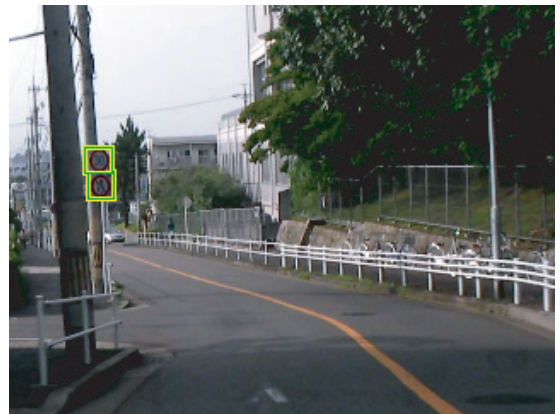
(b) 色変動あり，色特徴あり（提案手法）

図 10 検出された標識の例 (1)

Fig. 10 Example of detected signs (1).



(a) 色変動なし，色特徴なし



(b) 色変動あり，色特徴あり（提案手法）

図 11 検出された標識の例 (2)

Fig. 11 Example of detected signs (2).



(a) 生成画像（色変動なし）



(b) 生成画像（色変動あり）



(c) 実画像（評価画像）

図 12 生成画像と評価用画像に含まれる実画像の比較

Fig. 12 Comparison of the generated sign images (a,b) and real sign images contained in the test set (c).

関して，評価用映像に含まれる標識画像と各生成画像との比較を図 12 に示す．これを見ると，色変動ありの方が実際の撮影画像に似た画像が生成できており，その結果，検出精度の向上につながったと考えられる．また，色変動を考慮した際の生成型学習の効果は，色

特徴なしの場合よりも色特徴ありの場合の方が大きかった．これは，色特徴なしの場合においてはグレースケール成分のみを用いて学習，検出を行ったため，様々な色変動を含んだ標識画像を生成することの効果が見れにくかったからであると考えられる．

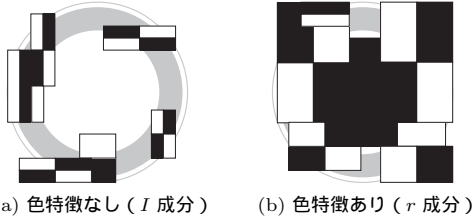


図 13 カスケードの初期の段で選択された Haar-like 特徴の例 (色変動なしの場合)

Fig. 13 Examples of Haar-like features selected in earlier stages of the cascade.

4.4.2 色特徴利用の効果

色変動考慮の有無によって色特徴利用の効果が異なり、色変動を考慮しない場合には色特徴の利用により検出精度が低下した。これは、識別器構築時に用いた学習用サンプルにおける色分布と、実際に撮影画像に含まれる標識の色分布が関係していると考えられる。これに関して、色変動なしの場合に構築されたカスケード型識別器の初期の段において選択された Haar-like 特徴の例を図 13 に示す。これを見ると、色特徴利用の有無によらず、共通して赤色の円形規制標識の円周部に分布していることが分かる。グレースケールの方が赤色よりも色変化に対する許容度が高い。そのため、色変動を考慮しない場合においては、色特徴なしの方が検出精度が高かったものと考えられる。また、色変動を考慮する場合には色特徴の利用により検出精度が向上したことから、色特徴を効果的に利用するためには色変動を適切に考慮する必要があるといえる。

4.4.3 カスケードの段数と検出精度の関係

カスケード型識別器におけるカスケードの段数は検出性能に大きく影響を及ぼす。そこで、色変動なし・色特徴なしの場合と、色変動あり・色特徴ありの場合 (提案手法) のそれぞれにおいて、カスケードの段数を変えたときの適合率と再現率の変化を調べた。その結果を図 14 に示す。これを見ると、いずれの段数で比較しても提案手法による検出精度が高いことが分かる。このことから、色変動を考慮して色特徴を利用する提案手法の有効性が確認できた。

4.4.4 収集コストの削減

本実験では、5,000 枚の標識画像を用いてカスケード型識別器の学習を行ったが、このうち手作業での収集が必要な標識画像は、生成における原画像 20 枚のみである。これに関して、評価用映像の 2,967 フレームから手作業でランダムに収集した 5,000 枚の標識画

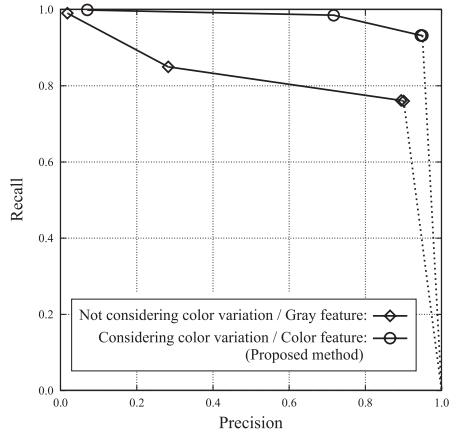


図 14 カスケードの段数を変えたときの検出精度の比較
Fig. 14 Comparison of detection accuracy of each cascaded classifiers.

像を用いてカスケード型識別器を構築し、評価用映像に含まれる残りの 3,907 フレームに対する検出精度の平均を求めた結果、F 値は 0.94 であった。このときの学習用サンプルの収集枚数は 5,000 枚であり、提案手法とほぼ同じ検出精度である。20 枚の収集で 5,000 枚の収集と同程度の性能が得られたことから、提案手法によって収集コストを大幅に削減できていることが確認できた。なお、提案手法では、検出対象とする標識の種類を変更または増加した際にも、生成型学習で用いる原画像の変更または追加のみで容易に対応できる。

5. む す び

本論文では、道路標識を検出するためのカスケード型識別器を、形状やテクスチャ、色の変動を考慮した生成型学習により構築する手法を提案した。提案手法は、生成型学習により識別器を作成することで、様々な見えの変動を含んだ学習用サンプルを少ない収集コストで生成するものである。また、生成型学習における画像生成時に、形状やテクスチャの変化だけでなく色の变化も考慮することで、実際の撮影画像により近い標識画像が生成できる。更に、色変動を適切に考慮することで、生成型学習を用いて作成されたカスケード型識別器においてエッジ特徴だけでなく色特徴も有効に利用することができる。車載カメラ映像を用いた実験により、色変動考慮の有無による検出精度の比較を行った結果、提案手法によって F 値で 0.94 という高い検出精度が得られた。これは、同枚数の実画像を用いて識別器の学習を行った場合と同程度の検出精度

であることを確認した。これにより、本手法の有効性を確認した。

今後の課題としては、本論文で考慮した退色モデルや照明変化モデルの妥当性評価や、赤色の円形規制標識以外の道路標識及び道路標識以外への適用が挙げられる。また、より撮影画像に近い標識画像を生成するために、本論文で扱わなかったカメラの露光量やホワイトバランス等のカメラ特性の違いの考慮も今後の検討課題である。

謝辞 日ごろ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.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

文 献

- [1] A. de la Escalera, L.E. Moreno, M.A. Salichs, and J.M. Armingol, "Road traffic sign detection and classification," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol.44, no.6, pp.848-859, Dec. 1997.
- [2] 明珍甲太, 景山陽一, 西田 眞, "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," 信学技報, PRMU2004-262, March 2005.
- [3] N. Barnes and A. Zelinsky, "Real-time radial symmetry for speed sign detection," *Proc. 2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.566-571, June 2004.
- [4] G. Loy and N. Barnes, "Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system," *Proc. 2004 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, vol.1, pp.70-75, Sept.-Oct. 2004.
- [5] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *Proc. 2001 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.511-518, Dec. 2001.
- [6] 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. 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.255-260, June 2005.
- [7] C.G. Keller, C. Sprunk, C. Bahlmann, J. Giebel, and G. Baratoff, "Real-time recognition of U.S. speed signs," *Proc. 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.518-523, June 2008.
- [8] R. Ach, N. Luth, and A. Techmer, "Real-time detection of traffic signs on a multi-core processor," *Proc. 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.307-312, June 2008.
- [9] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, "Identification of degraded traffic sign symbols by a generative learning method," *Proc. 18th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol.1, pp.531-534,

Aug. 2006.

- [10] 黄瀬浩一, 野口和人, 岩村雅一, "参照特徴ベクトルの増大による特定物体認識の高速化と高精度化," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009) 講演予稿集, pp.174-181, July 2009.
- [11] 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道路標識検出・認識," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2008) 講演予稿集, pp.376-381, July 2008.
- [12] C.R. Wang and J.J. Lien, "AdaBoost learning for human detection based on histograms of oriented gradients," *Proc. Asian Conf. on Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science*, vol.4843, pp.885-895, Springer-Verlag, June 2007.
- [13] P. Negri, X. Clady, S.M. Hanif, and L. Prevost, "A cascade of boosted generative and discriminative classifiers for vehicle detection," *EURASIP J. on Advances in Signal Processing*, vol.8, no.2, Article no.65, Jan. 2008.

(平成 21 年 10 月 9 日受付, 22 年 2 月 26 日再受付)



道満 恵介 (学生員)

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、同研究科博士後期課程在学中。画像処理・パターン認識技術の基礎及び ITS への応用に興味をもつ。



出口 大輔 (正員)

平 13 名大・工・情報卒。平 18 同大大学院情報科学研究科博士後期課程了。博士(情報科学)。平 16~18 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 及び医用応用に関する研究に従事。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。日本医用画像工学会, 日本コンピュータ外科学会, 日本生体医工学会各会員。



高橋 友和 (正員)

平 9 茨城大・工・情報卒。平 12 同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並びにその応用に興味をもつ。画像電子学会会員。



目加田慶人 (正員:シニア会員)

平 3 名大・工・情報卒。平 8 同大学院工学研究科博士課程了。博士(工学)。平 8 宇都宮大工学部情報工学科助手、平 13 名大学院工学研究科情報工学専攻助教授、平 16 中京大学生命システム工学部教授、平 20 より情報理工学部教授。平 18 より名大学院工学研究科特任教授を兼任。画像処理・パターン認識とその医用応用に関する研究に従事。平 10 日本医用画像工学会論文賞、2002 年 FPGA/PLD Design Conference 審査委員特別賞、MIRU2004 優秀論文賞、平 17 CADM 館野賞。IEEE、日本医用画像工学会、日本 CT 検診学会各会員。



井手 一郎 (正員:シニア会員)

平 6 東大・工・電子卒。平 8 同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、情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教授兼任。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 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もっている。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 (正員:フェロー)

昭 53 名大・工・電気卒。昭 55 同大学院修士課程了。同年日本電信電話公社(現 NTT)入社。平 4 から 1 年間米国コンピア大客員研究員。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 本会学術奨励賞、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 本会業績賞、平 15 文部科学大臣賞、平 16 IEEE Trans. MM 論文賞、ほか受賞。IEEE フェロー、情報処理学会会員。