

車載カメラ映像からの学習サンプルの自動収集 による標識検出器の構築

出口 大輔[†] 道満 恵介[†] 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

E-mail: [†]{ddeguchi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}kdoman@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 高精度な標識検出器を構築するためには、実際の変動を反映した多様な学習サンプルが必要である。多様な実データを収集する方法は、学習サンプルの収集コストが高く、実際の変動を網羅的に収集することは難しい。それに対し、学習サンプルを自動的に生成する生成型学習が提案されているが、実際の変動を正しく生成することは困難である。また、これらの手法はどちらも事前学習により検出器を構築するため、未知の環境ではその環境での学習サンプルにより学習を再度行う必要がある。本稿では、標識検出器の構築に必要な学習サンプルを車載カメラ映像から自動収集し、高精度な標識検出器を構築する手法を提案する。具体的には、近くで大きく撮影された標識を検出し、時間を遡りながら標識を追跡することによって低品質の標識を切り出して収集する。そして、自動収集した標識画像を学習サンプルとして用いて標識検出器を構築する。提案手法をさまざまな環境で撮影した車載カメラ映像に適用した結果、最大で F 値が 0.95 という高い検出精度が得られることを確認した。

キーワード 標識検出, 学習サンプル, カスケード型識別器, 車載カメラ

Construction of a traffic sign detector by automatic gathering of training samples from in-vehicle camera images

Daisuke DEGUCHI[†], Keisuke DOMAN[†], Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University Furo-cho, Chikusa-ku, Aichi, 464-8601 Japan

E-mail: [†]{ddeguchi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}kdoman@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract Various training samples are required for constructing an accurate traffic sign detector. When we obtain various training samples from real environments, it is difficult to obtain training samples exhaustively due to its cost. On the other hand, the generative learning method has been proposed. However, it is difficult to simulate all variations observed in real environments. Since both methods construct a traffic sign detector before applying it to an unknown environment, it is required to reconstruct the detector by using new training samples obtained in the environment. Therefore, this paper proposes a method of constructing an accurate traffic sign detector by automatic gathering of training samples from in-vehicle camera images. First, the proposed method detects large traffic signs from in-vehicle camera images. Then, training samples are obtained by tracking traffic signs back to the past. Finally, the traffic sign detector is constructed using gathered training images by the method. We applied the proposed method to various images captured by an in-vehicle camera. Experimental results showed that the F value of the proposed method was 0.95, and the proposed method could construct an accurate traffic sign detector.

Key words traffic sign detection, training images, cascaded classifiers, in-vehicle camera

1. はじめに

近年, VICS や ETC に代表される ITS (Intelligent Transport Systems) 技術が我々の身近な所で広く利用されるようになった。この ITS 技術の発展に伴い, 自動車にさまざまなセンサが搭載されるようになってきている。その中でも, 車載カメラは近年急速に普及しつつあり, このカメラを利用したさまざまなサービスの実現に

大きな期待が寄せられている。それらの中でも, 安全運転支援システムへの期待は高く, これらを実現する技術開発が重要な課題となっている。交通環境の認識・理解は, この安全運転支援システムを実現するための必要不可欠な技術であり, 高度な運転支援や安全・快適なサービスをドライバーへ提供するための重要な技術となる。特に, ドライバーへの速度超過の警告や追い越し禁止の警告といったサービスの実現に向けて, 車載カメラ映

像から道路標識を検出・認識する技術が注目されてきている。

車載カメラ映像中の道路標識を認識するためには、道路標識検出が必要不可欠な前処理となる。この道路標識検出の従来研究として、標識の色特徴を利用した手法 [1] [2] や、形状特徴を利用した手法 [3] [4]、など様々な方法が提案されている。また、近年多くのデジタルカメラに搭載されるようになった顔検出機能に注目し、この技術を標識検出に応用しようという試みもなされている。この技術は、Violaらによって提案されたカスケード型識別器を用いた高速な物体検出技術 [5] であり、Bahlmannら [6] はこの技術が標識検出にも有効であることを実験により示している。これらは、Haar-like 特徴を特徴量として使い、AdaBoost アルゴリズムを用いて構築した強識別器をカスケード状に組み合わせることで、高速かつ高精度な標識検出器を構築している。しかしながら、安定して高い検出性能を発揮するためには、図 1 に示すような実際に起こりうる様々な変動パターンをバランスよく含んだ学習用画像を用意する必要がある。Bahlmannら [6] は、手作業でこれらの学習画像を収集することで標識検出器を構築している。しかしながら、実際に起こりうるすべての変動パターンを手作業で収集するには、数え切れないほど多くの標識画像が必要となるため、それらを手作業で集めることは不可能に近い。この問題を解決するため、道満らは生成型学習法を用いた標識検出器の構築手法を提案している [7]。生成型学習は、対象をカメラで撮影する際に起こる種々の画像変化をモデル化し、それら生成モデルを用いて原画像に多様な変形を施し、得られる画像を用いて学習を行う手法である。しかしながら、現実起こるすべての画像変化をモデル化することは困難であり、また、生成に必要なパラメータの決定が難しいといった問題がある。

そこで本稿では、運転時に見落とすことによる危険性が高い図 3 に示す円形の規制標識を対象とし、車載カメラ映像から学習サンプルとなる標識画像を自動収集することにより、多様な変動を含む標識画像を大量に集める手法を提案する。そして、自動収集した標識画像を用いて高精度な標識検出器の構築を行う。これにより、従来大きな問題であった手作業による学習画像の収集コストを大幅に軽減する。

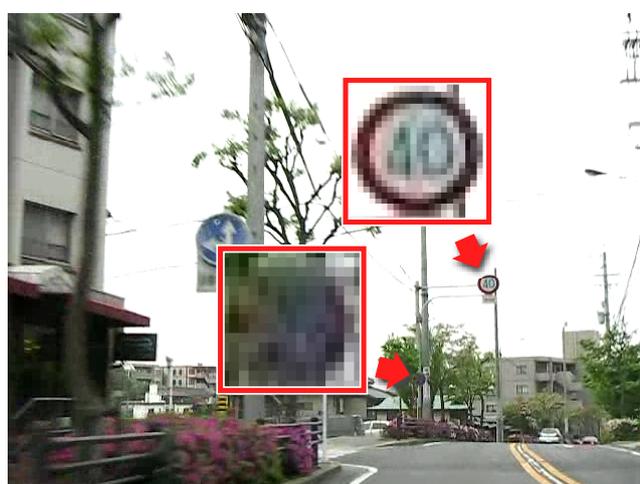
以降、2. で車載カメラ映像からの標識画像の自動収集による標識検出器の構築手法を説明し、3. で車載カメラ映像を用いた提案手法の評価を行う。4. で実験結果について考察を行った後、5. でまとめる。

2. 手 法

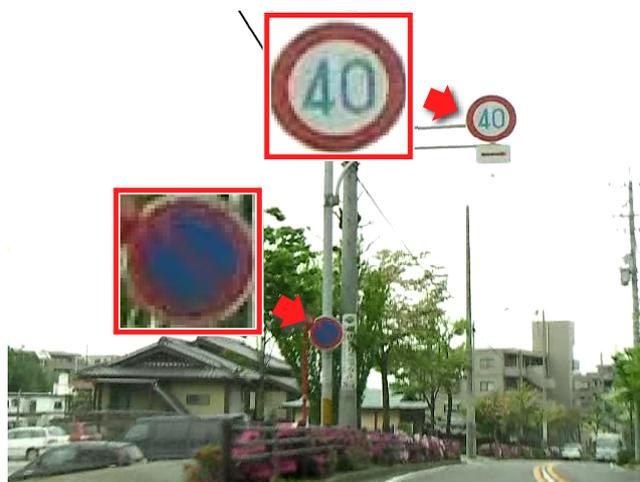
本稿では、走行中に撮影される車載カメラ映像から学習サンプルとなる標識画像を自動収集することにより、高精度な標識検出器を構築する手法を提案する。多様な実データを収集して高精度な標識検出器を構築するため



図 1 実環境における標識の見えの変化



(a) カメラと標識の距離が遠い場合



(b) カメラと標識の距離が近い場合

図 2 カメラと標識の距離の違いによる標識の見えの違い

には、解像度の低いものから高いものまで、さまざまな標識画像を切り出して収集する必要がある。しかしながら、図 2(a) のように遠方の低品質の標識（カメラと標識の距離が遠い場合）を正しくかつ大量に切り出して収集



図3 対象標識

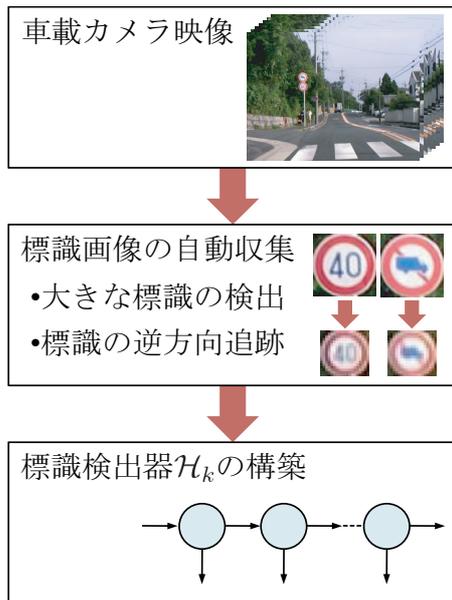


図4 処理の流れ

することは難しい．一方，図2(b)のように近くで大きく撮影された標識は認識や切り出しが容易であるという特徴がある．そこで，まず近くで大きく撮影された標識を自動で見つけ，そこから時間を遡って標識を追跡することで低品質の標識を正しく切り出し，多様な学習サンプルを収集する手法を提案する．

提案手法の処理の流れを図4に示す．図4から分かるように，提案手法は大きく分けて，(i) 標識画像の自動収集，(ii) 標識検出器の構築，の2つの段階からなる．これら2つの処理を車載カメラ映像に対して適用し，標識検出器の構築を行う．以降で具体的な処理手順を示す．

2.1 標識画像の自動収集

標識画像の自動収集は，(a) 大きく撮影された標識の検出，(b) 標識の逆方向追跡，の2つの処理に分けられる．大きく撮影された標識のみを検出する初期検出器は比較的容易に構築が可能である．一方，遠方で低解像度の標識の検出は困難であるが，もし正しい標識の位置が

分かれば時間方向の追跡は容易である．本手法はこの2つの処理を組み合わせたものである．

これら2つの処理を走行中に得られる車載カメラ映像に適用し，標識画像を自動収集する．また，あらかじめ構築した標識の検出器 \mathcal{H}_k を本処理の入力として用いる．

2.1.1 大きく撮影された標識の検出

a) 標識候補の検出
ここでは，検出器 \mathcal{H}_k を用い，標識候補の検出を行う．まず，入力画像に対して検出窓の位置とスケールを変化させながら走査し，各検出窓で切り出した入力画像が標識かどうかを \mathcal{H}_k を用いて判定する．そして，標識と判断された検出窓の中心座標 x_i の集合 $\mathcal{M} = \{x_i\}$ を求める．ここで得られる \mathcal{M} には， \mathcal{H}_k の性能により標識以外のものも多く含まれる可能性がある．そこで，以降の処理を適用することにより，確実に標識と思われる領域のみを抽出する．

b) 標識尤度画像の作成

本処理では，a) で求めた標識候補の中心座標の集合 \mathcal{M} を用いて標識尤度画像 L を作成する．標識尤度画像の画素 x に対する画素値 $L(x)$ は，次式で計算される．

$$L(x) = \sum_{v \in \mathcal{M}} l(x, v), \quad (1)$$

$$l(x, v) = \begin{cases} e^{-(x-v)^T(x-v)} & (x-v)^T(x-v) < T_1 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

c) EM アルゴリズムを用いた標識中心位置の推定

ここでは，b) で求めた尤度画像から，EM アルゴリズムを用いて入力画像中に含まれる標識の数，および標識の中心座標を求める．EM アルゴリズムは，評価関数の期待値が最大となるパラメータを逐次処理により求める手法である．提案手法では，標識中心座標の分布を正規分布 Ψ_q で近似し，次式(3)で与えられる対数尤度が最大となる正規分布のパラメータを求めることで，標識の中心座標を推定する．

$$\sum_{n=1}^N \log \left\{ \sum_{q=1}^Q \lambda_q(x_n) L(x_n) w_q p(x_n | \Psi_q) \right\} \quad (3)$$

ここで， N は入力画像の画素数であり， Q は求める正規分布の個数を表す．また， $\lambda_q(x_n)$ は画素 x_n が正規分布 Ψ_q に属する確率を表し，正規分布 $p(x_n | \Psi_q)$ の確率密度関数は次式で与えられる．

$$p(x_n | \Psi_q) = \quad (4)$$

$$\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma_q|}} \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{(x_n - \mu_q)^T \Sigma_q^{-1} (x_n - \mu_q)}{|\Sigma_q|} \right]$$

ここで， d は正規分布の次元数(提案手法の場合は $d = 2$)を表す．

EM アルゴリズムでは，以下の式を順次適用すること

により各パラメータの更新を行う．

$$\lambda_q(\mathbf{x}_n) = \frac{w_q^{(i)} p(\mathbf{x}_n | \Psi_q^{(i)})}{\sum_{q=1}^Q w_q^{(i)} p(\mathbf{x}_n | \Psi_q^{(i)})} \quad (5)$$

$$w_q^{(i+1)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \quad (6)$$

$$\mu_q^{(i+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \mathbf{L}(\mathbf{x}_n) \mathbf{x}_n}{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \mathbf{L}(\mathbf{x}_n)} \quad (7)$$

$$\Sigma_q^{(i+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \mathbf{L}(\mathbf{x}_n) (\mathbf{x}_n - \mu_q^{(i+1)}) (\mathbf{x}_n - \mu_q^{(i+1)})^T}{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \mathbf{L}(\mathbf{x}_n)} \quad (8)$$

ここで、 i は EM アルゴリズムにおけるパラメータの更新回数を表す．これらの処理を式 (3) の値が増加しなくなるまで繰り返し、最終的な正規分布のパラメータ Ψ_q を得る．

また、EM アルゴリズムに与える各標識の初期パラメータ $\Psi_q^{(0)}$ ($q = 1, \dots, Q$) を以下のように決定する．

$$\Psi_q^{(0)} = \left\{ w_q^{(0)}, \mu_q^{(0)}, \begin{pmatrix} 10^2 & 0 \\ 0 & 10^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (9)$$

ここで、 Q 、 $w_q^{(0)}$ 、 $\mu_q^{(0)}$ は以下の手順により求める．まず、式 (1) により作成した尤度画像 \mathbf{L} に対し、画素値が 0 より大きい画素を 1、それ以外を 0 にする処理を施した 2 値画像を作成する．そして、作成した 2 値画像に対して 8 近傍型ラベリング [8] を施し、得られたラベル数を Q とする．また、各ラベルの画素数を $w_q^{(0)}$ 、各ラベルの重心位置を $\mu_q^{(0)}$ とする．

d) 標識候補の絞り込み

標識候補の中心座標の集合 \mathcal{M} と c) で求めた標識候補の中心座標の分布パラメータ Ψ_q を用い、次式を満たすものを最終的な標識候補として抽出する．

$$w_q \|\mathcal{M}\| > T_2 \quad (10)$$

ここで、 $\|\mathcal{M}\|$ は集合 \mathcal{M} の要素数を表す．

本処理で得られる標識候補を 2.1.2 の初期値として用いる．

2.1.2 標識の逆方向追跡

本処理では、d) で得られた標識の中心座標を初期値とし、時間を逆方向に追跡することで低品質の標識を自動的に収集する．これは、時刻 $t+1$ における標識の中心位置 \mathbf{x}_{t+1} を入力とし、時刻 t における標識の中心位置 \mathbf{x}_t と半径 R_t を逐次的に求める処理に対応する．具

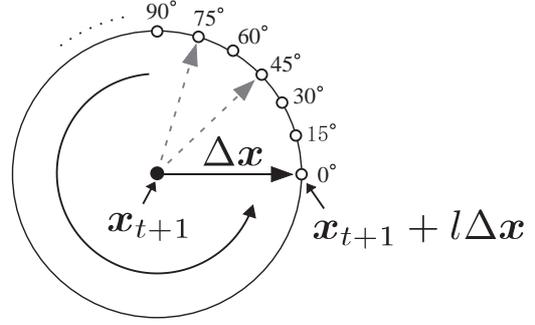


図 5 エッジ検出の流れ

体的には、(1) 標識強調画像の作成、(2) 標識の追跡、の 2 つの処理により \mathbf{x}_t と R_t を求め、各時刻における標識を切り出す．

a) 標識強調画像の作成

車載カメラで撮影した画像の赤色成分を輝度で正規化し、標準偏差 1 のガウス平滑化を施した画像を \mathbf{F}_t とする．以降は、画像 \mathbf{F}_t に対して処理を行う．

b) 標識の追跡

図 5 に示すように、時刻 $t+1$ の標識の中心位置 \mathbf{x}_{t+1} を初期値として、 $\Delta\mathbf{x}$ を変化させながら標識の輪郭に対応するエッジの抽出を行う．ここで、 $\Delta\mathbf{x}$ は標識輪郭の探索方向 (大きさ 1 に正規化されたベクトル) であり、 l は標識の中心位置 \mathbf{x}_{t+1} からの距離を表す．標識の輪郭に対応するエッジの抽出は、 $\Delta\mathbf{x}$ 方向に l を増加させながら次式を評価する事で行う．

$$\nabla \mathbf{F}_t(\mathbf{x}_{t+1} + l\Delta\mathbf{x}) \cdot \Delta\mathbf{x} < 0 \quad (11)$$

ここで、 $\nabla \mathbf{F}_t(\mathbf{x})$ は \mathbf{x} における輝度の勾配を表し、 \cdot はベクトルの内積を表す．式 (11) を満たし、かつ、 $\mathbf{x}_{t+1} + l\Delta\mathbf{x}$ における \mathbf{F}_t の画素値が最大となる点を探索する．この操作を $\Delta\mathbf{x}$ を反時計回りに 15° ずつ回転させながら適用し、標識の輪郭に対応する点の集合を得る (図 5)．得られた点の集合に対し、文献 [9] の方法を用いて円を当てはめ、得られた円の中心を \mathbf{x}_t 、半径を R_t とする．

$t \leftarrow t-1$ とすることで時間を遡りながら前述の操作を繰り返し適用し、各時刻における \mathbf{x}_t と R_t を得る．そして、 \mathbf{x}_t と R_t を用いて標識の切り出しを行う．

2.2 標識検出器の構築

本節では、前節までで自動収集した標識画像を学習画像とし、以下の処理により道路標識を検出する識別器を構築する．ここでは、文献 [5] で提案されている Haar-like 特徴を利用したカスケード型識別器を用いて道路標識検出器を構築する．この識別器は、単純な特徴を利用することで識別に要する時間を大幅に短縮することが可能であるとともに、環境変化などに対してロバストであるという特徴がある．また、非検出対象と判定されるべきものの多くはカスケード型識別器の初期の段で棄却されるため、非カスケード型識別器と比較して効率的な識別が



図 6 標識検出器の構築に用いる色特徴画像の例

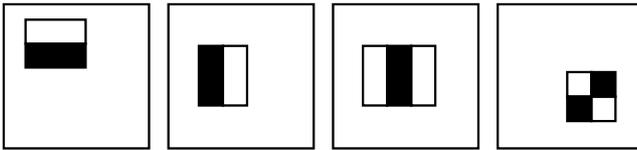


図 7 Haar-like 特徴

可能である．また，文献 [6], [7] で示されている標識検出に有効な 7 つの色特徴画像を作成し，それぞれから計算した Haar-like 特徴量を学習に用いる．具体的には，画素 x の画素値 $(r(x), g(x), b(x))$ の各成分のみを抽出した画像に加え，以下の式で計算した値を画素値として持つ色特徴画像を作成する．

$$\frac{r(x)}{r(x) + g(x) + b(x)} \quad (12)$$

$$\frac{g(x)}{r(x) + g(x) + b(x)} \quad (13)$$

$$\frac{b(x)}{r(x) + g(x) + b(x)} \quad (14)$$

$$0.2989 \cdot r(x) + 0.5866 \cdot g(x) + 0.1145 \cdot r(x) \quad (15)$$

図 6(a) の画像に対し，上記の色特徴画像を求めた例を図 6(b) ~ (h) に示す．そして，図 7 に示す Haar-like 特徴を図 6(b) ~ (h) の各画像上で計算し，標識検出器の学習に用いる．

3. 実験

3.1 実験条件

提案手法の有効性を確認するため，昼間に市街地や郊外を撮影した車載カメラ映像に対して実験を行った．撮影に使用したカメラは SANYO Xacti DMX-HD2 であり，車載カメラ映像の仕様は，解像度 640×480 ，フレームレート 30 fps である．撮影した画像から， $15 \times 15 \sim 45 \times 45$ 画素の大きさの対象標識が 1 つ以上含まれる 2967 フレームを抽出し，評価用映像として用いた．また，評価用映像とは異なる 5 つの経路で撮影した 3907

フレームを用意し，提案手法の入力として用いた．各経路に含まれるフレーム数は，経路 0 (736 フレーム)，経路 1 (768 フレーム)，経路 2 (757 フレーム)，経路 3 (772 フレーム)，経路 4 (874 フレーム) である．標識の検出および絞り込みのパラメータ T_1 と T_2 は，実験的に $T_1 = 4$ ， $T_2 = 20$ とした．

3.2 実験 1

提案手法を適用することにより標識検出器の検出精度がどのように変化するかを確認するため，経路 0 と経路 1 の 2 つの経路で撮影した車載カメラ映像を用いて実験を行った．まず，経路 0 の映像から手作業で標識画像を 500 枚切り出し，初期標識検出器 \mathcal{H}_0 を構築した．そして，標識検出器 \mathcal{H}_0 を用いて経路 1 の映像から標識画像を自動収集し，収集した標識画像からランダムに選択した 500 枚の標識画像と， \mathcal{H}_0 の構築に利用した標識画像 500 枚を用いて標識検出器 \mathcal{H}_1 を構築した．また，あらかじめ準備した標識の映っていない 160 枚の画像から部分画像をランダムに切り出し，各標識検出器の構築に用いる非標識画像 (ネガティブ画像) として用いた．

構築した標識検出器 \mathcal{H}_0 と \mathcal{H}_1 を評価映像に適用し，標識検出器の適合率，再現率，F 値を計算した結果を表 1 に示す．表 1 に示すように， \mathcal{H}_1 は \mathcal{H}_0 と比較して，再現率で 0.29，F 値で 0.19 の精度改善が得られた．

3.3 実験 2

実験 1 より自動収集した標識画像を用いた標識検出器の構築が有効であることを確認したため，経路 2 ~ 4 を追加した場合の検出精度の変化を調査した．具体的には，経路 0 ~ 4 の車載カメラ映像に対して以下の手順により標識検出器の構築を行った．まず，実験 1 と同様の手順で初期標識検出器 \mathcal{H}_0 を構築する．次に，標識検出器 \mathcal{H}_0 を用いて経路 1 の映像から標識画像を自動収集し，収集した標識画像からランダムに選択した 500 枚の標識画像と \mathcal{H}_0 の構築に利用した標識画像 500 枚を用いて標識検出器 \mathcal{H}_1 を構築する．そして，標識検出器 \mathcal{H}_1 を経路 2 の映像に適用し，収集した標識画像からランダムに選択した 500 枚の標識画像と \mathcal{H}_1 の構築に利用した標識画像 1000 枚を用いて標識検出器 \mathcal{H}_2 の構築を行う．以降，これらの作業を順次行うことで標識検出器 $\mathcal{H}_1 \sim \mathcal{H}_4$ を構築した．また，非標識画像 (ネガティブ画像) には実験 1 と同じものを用いた．

表 1 に，構築した標識検出器 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ を評価映像に適用した場合の標識検出器の適合率，再現率，F 値を示す．また， $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ のそれぞれで，道路上の同じ標識をどの程度離れた位置で検出できるかを評価した． \mathcal{H}_0 と \mathcal{H}_4 が初めて標識を検出した時の検出結果を図 8 に示す．また，図 8 の各画像の右下は，標識画像の拡大表示である．図 8 の経路において， \mathcal{H}_0 の検出結果を基準とした場合に $\mathcal{H}_1 \sim \mathcal{H}_4$ が初めて標識を検出した位置を表 2 に示す．

表 1 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ を評価映像に適用した結果

標識検出器	適合率	再現率	F 値
\mathcal{H}_0	0.96	0.58	0.72
\mathcal{H}_1	0.96	0.87	0.91
\mathcal{H}_2	0.93	0.91	0.92
\mathcal{H}_3	0.90	0.97	0.94
\mathcal{H}_4	0.92	0.98	0.95

表 2 \mathcal{H}_0 の検出結果を基準とした場合に、 $\mathcal{H}_1 \sim \mathcal{H}_4$ が車載カメラ映像中で初めて標識を検出した位置（車から見て標識の方向を正とした場合の距離）

標識検出器	\mathcal{H}_1	\mathcal{H}_2	\mathcal{H}_3	\mathcal{H}_4
検出位置	-11 m	-12 m	-15 m	-19 m

4. 考 察

表 1 から分かるように、提案手法により自動収集した標識画像を学習サンプルとして用いることにより、最大で F 値が 0.95 という高い精度の標識検出器の構築が可能であった。また表 1 は、 \mathcal{H}_0 を経路 1 の映像に適用して構築した \mathcal{H}_1 、 \mathcal{H}_1 を経路 2 の映像に適用して構築した \mathcal{H}_2 、というように標識検出器を順次更新した場合の検出性能の変化を示している。これを見ると、順次使用する経路を増やすことによって標識検出器の性能が向上することが分かる。これは、カメラを搭載した車によりさまざまな環境を走行することで、逐次的に標識検出器の性能を改善できる事を意味している。これらから、提案手法を用いた標識画像の自動収集が有効に動作することを確認できる。

また、表 2 は道路上の同じ標識をどの程度離れた距離から検出できるかを $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ それぞれで評価した結果であり、図 8 は \mathcal{H}_0 と \mathcal{H}_4 において初めて標識を検出した位置での検出結果を示している。表 2 から分かるように、走行する経路が増加するに従って道路上の同じ標識を検出可能な距離が遠くなっていく事が分かる。これは、提案手法を用いて低解像度な標識画像を自動収集することにより、2.2 の標識検出器構築において低解像度な標識画像が学習に含まれたためである。これにより、小さい標識や解像度の低い標識も検出できるようになったと考えられる。このように、提案手法はカメラを搭載した車でさまざまな環境を走行することで標識検出器の性能が改善できるため、従来の手作業で標識画像を収集する手法と比較して学習画像収集の手間を大幅に軽減できる。

提案手法では、図 9 に示すような、傾いた標識も自動で収集することが可能であった。しかしながら、図 10 に示すように、今回対象としていない標識を誤って検出する例が見られた。提案手法では、このような対象外の標識を一度検出してしまうと、以降の学習に悪影響を与えることとなる。今回の実験では、このような標識に対する検出枠（同じ標識を検出した枠）はごく少数であり、



(a) \mathcal{H}_0 による検出結果 ($t = 337$)



(b) \mathcal{H}_4 による検出結果 ($t = 297$)

図 8 \mathcal{H}_0 と \mathcal{H}_4 による標識の検出結果。(a) と (b) は道路上の同じ標識を車載カメラ映像中で初めて検出した時の検出結果（括弧内はその時のフレーム番号）を示している。各画像の右下に検出された標識の拡大表示を示した。

2.1.1 の処理 d) により正しく除外することが可能であった。今後、車載カメラ映像を増やして実験を行い、このような対象外の標識の影響を詳細に調査する予定である。

次に、車載カメラ映像中の連続して標識が映し出されている 608 フレームを用い、標識の中心位置の推定誤差により提案手法の有効性を評価した。具体的には、各フレームの標識の中心位置を手動で入力した正解データを作成し、提案手法の結果との比較を行った。その結果、標識の中心位置の推定誤差は平均 1.11 画素（標準偏差 0.65）であった。また、図 11 に提案手法で求めた標識の中心位置と半径の一例、図 12 に標識に部分的な隠れが存在する場合の追跡結果を示す。これらの結果から、提案手法は標識に部分的な隠れが存在する場合でも精度よく標識を切り出して収集できることが分かる。しかしながら、標識と背景の境界が不明瞭な場合に正しく標識を切り出すことができなかった。提案手法では、図 3 のよ



図 9 傾いた標識の検出例



図 10 対象外の標識の検出例

うに縁が赤い線で囲まれている標識を対象としているため、図 13 のように解像度の低下等が原因で境界が不明瞭な場合には正しく追跡できなかった。今後、標識の境界抽出手法を改良し、標識の追跡性能を改善する予定である。

5. む す び

本稿では、走行中に撮影される車載カメラ映像から標識画像を自動収集することにより、高精度な標識検出器を構築する手法を提案した。具体的には、近くで大きく撮影された標識を検出し、検出した標識を初期値として時間を遡りながら標識を追跡することによって低品質の標識を切り出して収集した。これにより、多様な学習サンプルを自動で収集する手法を実現した。また、自動収集した標識画像を学習サンプルとして用いることで標識検出器の構築を行った。提案手法を、車載カメラ映像に対して適用した結果、最大で F 値が 0.95 という高い検出精度を持つ標識検出器を構築可能であることを確認した。

今後の課題として、提案手法を用いて自動収集した標識サンプルを用いたオンライン学習手法の開発、標識と

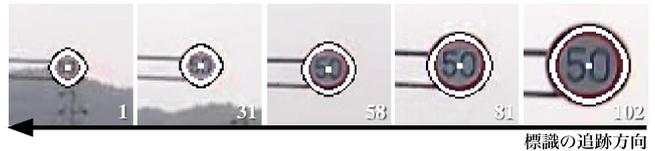


図 11 標識追跡結果 (x_t, R_t) の一例 (右下はフレーム番号)



図 12 標識に部分的な隠れが存在する場合の標識追跡結果

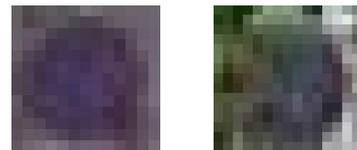


図 13 標識の追跡に失敗した画像例

背景の境界が不明瞭な場合における標識切り出し手法の改善、多試料での評価、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。本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金によった。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, PRMU2004-262, March 2005.
- [3] 竜丸琢磨, 長坂保典, 鈴村宣夫, “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, EID99-143, 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] P. Viola and M. Jones, “Robust Real-Time Face Detection,” International Journal of Computer Vision, Vol. 57, No. 2pp.137-154, 2004
- [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. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005, pp.255-260, June 2005.
- [7] 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, “色変動を考慮した生成型学習法を用いたカスケード型標識検出器,” 信学技報, PRMU2008-170, pp.135-140, 2008
- [8] 米倉達広, 横井茂樹, 鳥脇純一郎, 福村晃夫, “三次元デジタル空間における図形の連結性とオイラー数,” 電子通信学会論文誌 D, J65-D, No.1, pp.80-87, 1982
- [9] I. D. Coope, “Circle Fitting by Linear and Nonlinear Least Squares,” Journal of Optimization Theory and Applications Vol. 76, No. 2, pp.381-388, 1993