

遡及型追跡に基づく標識画像の自動収集を用いた標識検出器の高精度化

出口 大輔^{†a)} 道満 恵介[†] 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†]

Construction of an Accurate Traffic Sign Detector by Automatic Gathering of Traffic Sign Images Based on Retrospective Tracking

Daisuke DEGUCHI^{†a)}, Keisuke DOMAN[†], Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE[†]

あらまし 本論文では、車載カメラ映像から多様な変化を含む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低コストで構築する手法を提案する。様々な環境で精度良く標識を検出するためには、多様な変化を含む標識画像を大量に収集し、それらを学習サンプルとして標識検出器を構築する必要がある。しかしながら、そのような標識の学習サンプルを様々な環境で網羅的に収集することは不可能である。また、遠く離れた標識の画像中のサイズは小さく、それらを自動もしくは半自動で大量に収集することは困難である。一方、ある時点では遠くの標識であったとしても、自車の走行に伴って遠くの標識も徐々に近づき、最終的には大きく撮影されるという特徴がある。このような大きく撮影された標識は自動検出可能であり、また、標識の時間方向への追跡も比較的容易である。そこで本論文では、まず近くで大きく撮影された標識を検出し、一時的に記憶しておいた過去の映像から遡及的に時間をさかのぼりながら標識を追跡することによって、遠く離れた位置の低品質の標識を切り出して収集し、学習サンプルとして標識検出器を構築する手法を提案する。これにより、多様な変化を含む標識画像を自動で収集し、高精度な標識検出器をわずかな手作業で構築可能な手法を実現する。提案手法を様々な環境で撮影した車載カメラ映像に適用した結果、わずかな手作業で F 値が約 0.957 の標識検出器が構築可能であることを確認した。

キーワード 標識検出, 遡及型追跡, 自動収集, カスケード型識別器, 車載カメラ

1. ま え が き

近年、安全かつ快適な運転の支援を目的として、我々の運転する自動車に様々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急速に普及してきており、駐車支援を目的としたアラウンドビューモニター (NISSAN)、安全走行支援を目的としたナイトビュー (TOYOTA) やインテリジェント・ナイトビジョンシステム (HONDA)、などで利用されている。ここ数年では、車載カメラを交通環境の認識・理解に利用する研究が広く行われるようになっており、車載カメラを利用した高精度位置推定や道路地図の作成に関する研究が盛んである。

交通環境の認識・理解は、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、また、高度な運転支援や安全・快適なサービスをドライバへ提供するための重要な技術となる。特に、道路標識は交通環境を認識するための手掛りとなる重要な情報であり、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を集めている。これまでに、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], 顔検出の技術 [5] を応用した手法 [6], [7], など様々な方法が提案されている。特に、顔検出の技術を応用した手法は高速かつ高精度な標識検出が可能であることから、歩行者検出などへの利用も試みられている [8]。この手法は、学習サンプルから画像特徴量を抽出し、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実現する。高精度な標識検出器を構築するためには、実際に標識検出を行う環境で発生する

[†] 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,
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8601 Japan
a) E-mail: ddeguchi@is.nagoya-u.ac.jp



図 1 実環境における標識の見えの変化
Fig. 1 Appearances of traffic signs in a real environment.

様々な変動パターンをバランスよく含んだ学習サンプル (図 1) を事前に用意する必要がある。しかしながら、そのような学習サンプルを手作業で切り出して大量に収集するためには、多くの人的コストが必要となる。また、様々な環境で実際に起こり得るすべての変動パターンを事前に収集することは困難である。

これらの問題の解決を目的として、Wöhler は歩行者検出と歩行者追跡の両方を組み合わせることで、動的に学習サンプルを収集する枠組みを提案している [9]。しかしながら、歩行者検出器と歩行者追跡手法を単純に組み合わせただけであり、事前に用意した検出器の性能が低い場合は、誤った学習サンプル (歩行者以外のサンプル) が大量に収集されてしまうという問題が存在する。そのため、事前に用意する歩行者検出器の学習には、手作業で収集した大量の学習サンプルが必要であった。

そこで本論文では、車両の進行に伴う交通標識の見えの変化を事前知識として導入することで、車載カメラ映像から学習サンプルとなる標識画像を効率良く自動収集する手法を提案する。また、自動収集した学習サンプルを用いて標識検出器を再構築することにより、標識検出器の高精度化を図る。これにより、従来大きな問題であった学習サンプルの収集コストを大幅に低減する手法を実現する。本論文では、我が国の安全かつ快適な交通環境の実現において重要な役割を担っている円形の規制標識 (図 2) を対象とし、実際に走行する環境で撮影した車載カメラ映像から多様な変動を含む標識画像を大量に自動収集する。そして、自動収集した大量の標識画像を学習画像として使い、高精度な標識検出器の構築を行う。

以降、2. で車載カメラ映像からの標識画像の自動収



図 2 対象標識の例
Fig. 2 Examples of target traffic signs.

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. 提案手法

本論文では、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し、それらを学習サンプルとして利用することにより、わずかな手作業で高精度な標識検出器を構築可能な手法を提案する。高精度な標識検出器を構築するためには、多様な変化を含む標識画像を、解像度の低いものから高いものまで大量に切り出して収集する必要がある。しかしながら、図 3(a) のような遠方の低品質の標識 (カメラと標識の距離が遠い場合) は、半自動的であったとしても 1 枚の画像だけから正しく切り出して収集することは難しい。そこで本論文では、車両の進行に伴う道路標識の見えの変化に注目し、標識画像の自動収集に以下の二つの特徴を利用する。

- (1) 近くで大きく撮影された標識の認識や切り出しは容易である。
- (2) 一度大きく撮影された標識の位置が分かれば、時間をさかのぼって標識を追跡することは比較的容易である。

これらの特徴を利用し、まず図 3(c) のように近くで大きく撮影された標識を自動で見つけ、そこから時間をさかのぼりながら標識を追跡することで図 3(a) のような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。本論文では、このように時間をさかのぼりながら標識を追跡する処理を週及型追跡と呼び、標識画像の自動収集に利用する。

提案手法の処理の流れを図 4 に示す。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、の二つの段階からなる。図 4 に示すように、標識画像の収集 (大きな標識の検出と標識の週及型追

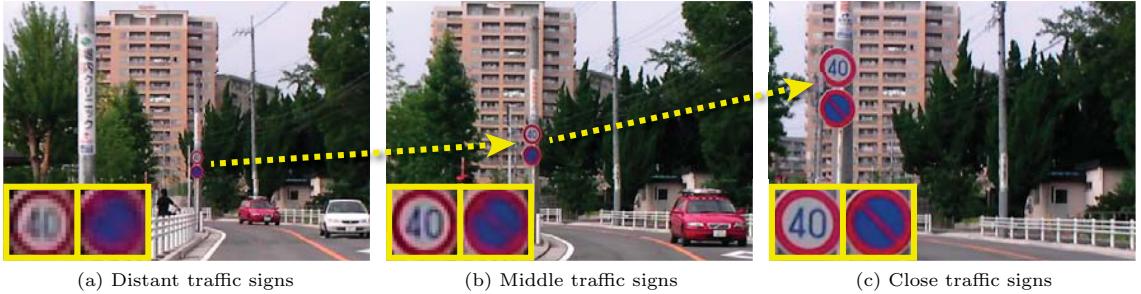


図 3 車両と標識の距離の違いによる標識の見えの変化
 Fig. 3 Appearances observed at distant, middle and close traffic signs from a vehicle.

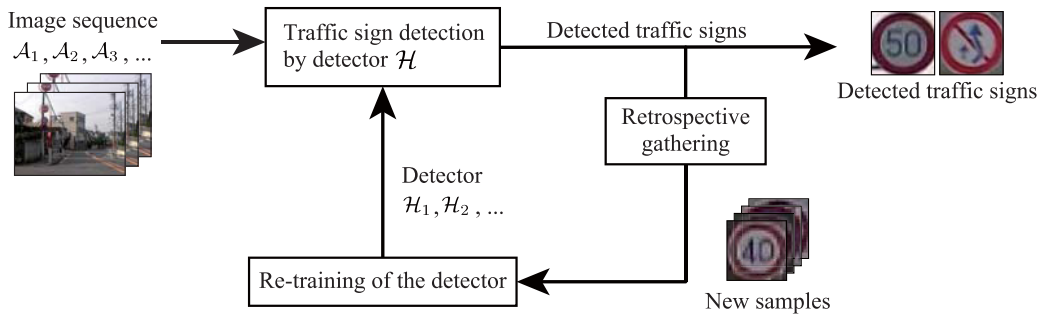


図 4 処理の流れ
 Fig. 4 Processing flow.

跡)と標識検出器の再構築の二つの処理を実際の走行から得られる車載カメラ映像に繰り返し適用する。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手順は、(a)大きく撮影された標識の検出、(b)標識の遡及型追跡、の二つの処理に分かれる。大きく撮影された標識のみを検出する初期検出器は、わずかな学習サンプルからでも比較的容易に構築が可能である。一方、遠方にある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比較的容易である。本手法はこの二つの処理を組み合わせたものである。

これら二つの処理を走行中に得られる車載カメラ映像に適用し、多様な変化を含む標識画像を自動収集する。また、あらかじめ構築した標識検出器 \mathcal{H}_k を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

本処理では、検出器 \mathcal{H}_k を用い、車載カメラ映像中で大きく撮影された標識の検出を行う。まず、検出窓の位置とスケールを変化させながら入力画像を走査し、各検出窓で切り出した入力画像が標識であるかどうか

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 \mathbf{X}_i の集合 $\mathcal{M} = \{\mathbf{X}_i\}$ を求める。次に、各検出窓間の重なり率を基準として検出窓の集合 \mathcal{M} を Mean Shift クラスタリング [10] し、複数の検出窓の集合 \mathcal{M}_j ($j = 1, \dots, M$) に分割する。ここで得られる \mathcal{M}_j には、検出に用いた \mathcal{H}_k の性能により、標識以外のものも多数含まれる可能性がある。そこで、次に示す処理を適用することで、確実に標識と考えられる検出窓を抽出する。

上述の検出処理は、入力画像を走査しながら検出器 \mathcal{H}_k により標識かどうかの判定を行うため、検出対象の標識の周囲に標識と判断された検出窓が多数得られる。これは、標識の位置が多少変化したとしても、標識の見えは大きく変化しないためである。そこで、各 \mathcal{M}_j に対して次式を評価することで、検出窓数が多いものを抽出する。

$$\|\mathcal{M}_j\| > \alpha \tag{1}$$

ここで、 $\|\mathcal{M}\|$ は集合 \mathcal{M} の要素数を表し、 α は要素数に対するしきい値である。式 (1) を満たす集合 \mathcal{M}_j から、集合内の検出窓の中心座標 \mathbf{x} を求め、2.1.2

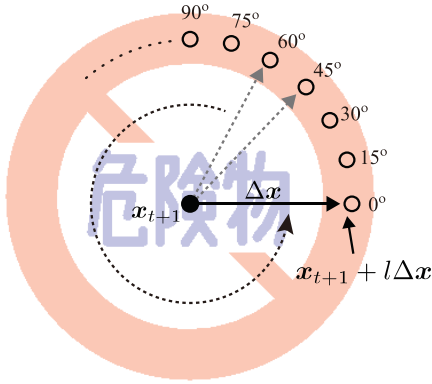


図 5 輪郭抽出の流れ
Fig. 5 Flow of outline extraction.

の初期値として用いる。

2.1.2 標識の週及型追跡

本処理では、2.1.1 で得られた標識の検出窓を初期値とし、週及的に標識を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。具体的には、(1) 標識強調画像の作成、(2) 標識の追跡、の二つの処理により \mathbf{x}_t と R_t を求め、各時刻における標識を切り出す。

(1) 標識強調画像の作成

入力画像 \mathbf{F}_t に対し、各画素の赤色成分を輝度で正規化した強調画像 \mathbf{G}_t を求める。次に、得られた画像 \mathbf{G}_t にガウス平滑化を施し、画像 \mathbf{G}'_t を得る。以降は、画像 \mathbf{G}'_t に対して処理を行う。

(2) 標識の追跡

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。図 5 に示すように、標識の輪郭の抽出は、 $\Delta\mathbf{x}$ 方向に l を増加させながら次式を評価することで行う。

$$\nabla \mathbf{G}'_t(\mathbf{x}_{t+1} + l\Delta\mathbf{x}) \cdot \Delta\mathbf{x} < 0 \quad (2)$$

ここで、 $\nabla \mathbf{G}'_t(\mathbf{x})$ は \mathbf{x} における輝度のこう配を表し、 \cdot はベクトルの内積を表す。式 (2) を満たし、かつ、 $\mathbf{x}_{t+1} + l\Delta\mathbf{x}$ における \mathbf{G}'_t の画素値が最大となる点を探索する。画像中の標識の大きさはフレーム間で大きく変化しないため、本探索処理は $R_{t+1} - 5 \leq l \leq R_{t+1} + 5$

(R_{t+1} は時刻 $t+1$ における標識の半径) の範囲で l の値を 1 ずつ増加させながら行う。 $\Delta\mathbf{x}$ を 15° ずつ回転させながらこの操作を繰り返し適用し、標識の輪郭に対応する点の集合を得る。

次に、得られた点から任意の 5 点をランダムに選択し、文献 [11] の方法を用いて円を当てはめる。選択する 5 点を様々に変化させながら求めた円と輪郭点との距離を評価し、その値が最小となる円の中心を \mathbf{x}_t 、半径を R_t とする。

$t \leftarrow t - 1$ とすることで時間をさかのぼ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 を求めることで標識の切出しを行う。また、得られた標識の半径 R_t がしきい値 T_R 以下となった場合は追跡を終了する。

2.2 標識検出器の構築

本節では、前節までに自動収集した標識画像を学習画像とし、以下の処理により標識検出器を構築する。ここでは、文献 [6], [7] で用いられている標識検出に有効な 7 種類の色特徴画像を用いる。この 7 種類の色特徴画像から求めた LRP (Local Rank Pattern) 特徴 [12] を画像特徴量として利用し、Real AdaBoost 識別器 [13] を文献 [14] の手順で多段接続したカスケード型 Real AdaBoost 識別器を標識検出器に用いる。以下で、画像特徴量の計算方法と、検出器の構築手順を示す。

2.2.1 画像特徴量の計算

入力画像から文献 [6], [7] で用いられている 7 種類の色特徴画像 $\mathbf{H}_1(\mathbf{x}) \sim \mathbf{H}_7(\mathbf{x})$ を作成し、特徴量の計算に用いる。具体的には、入力画像中の位置 \mathbf{x} における画素値 $(r(\mathbf{x}), g(\mathbf{x}), b(\mathbf{x}))$ の各成分のみを抽出した画像 $\mathbf{H}_1(\mathbf{x}) \sim \mathbf{H}_3(\mathbf{x})$ 、グレースケール画像 $\mathbf{H}_4(\mathbf{x})$ に加え、以下の式で計算した値を画素値としてもつ色特徴画像を作成する。

$$\mathbf{H}_5(\mathbf{x}) = \frac{r(\mathbf{x})}{r(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x})} \quad (3)$$

$$\mathbf{H}_6(\mathbf{x}) = \frac{g(\mathbf{x})}{r(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x})} \quad (4)$$

$$\mathbf{H}_7(\mathbf{x}) = \frac{b(\mathbf{x})}{r(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x})} \quad (5)$$

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。

次に、求めた各色特徴画像に対して以下の手順により LRP 特徴量を計算する。まず、画像中に任意の

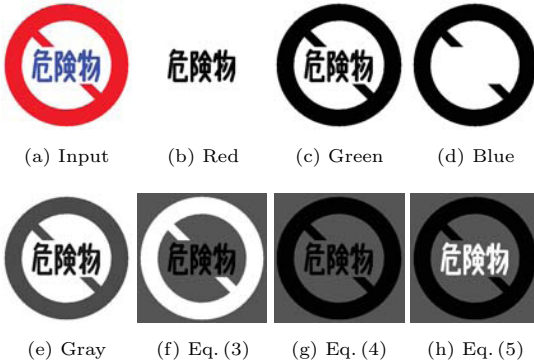


図 6 標識検出器の構築に用いる色特徴画像の例

Fig. 6 Examples of color feature images used to construct traffic sign detectors.

3×3 のマスク Q を設定する。そして、マスク Q 内の任意の位置 $\mathbf{a} \in Q$ に対して色特徴画像の画素値 $\mathbf{L}(\mathbf{a})$ を算出し、 \mathbf{a} のランクを次式により計算する。

$$R(\mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{q} \in Q} \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{L}(\mathbf{q}) < \mathbf{L}(\mathbf{a}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

マスク Q の大きさは 3×3 のため、 $R(\mathbf{a})$ は 0~8 の値をとる。式 (6) をマスク Q 内の任意の位置 $\mathbf{b} \in Q$ に対しても計算し、 $R(\mathbf{b})$ を得る。最後に、2点 \mathbf{a} , \mathbf{b} で定義される LRP 特徴量を次式により求める。

$$\text{LRP}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = R(\mathbf{a}) \times 9 + R(\mathbf{b}) \quad (7)$$

ここで、 $R(\mathbf{a})$, $R(\mathbf{b})$ はそれぞれ 0~8 の 9 種類の値をとるため、 $\text{LRP}(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ はそれらのすべての値の組合せ ($9 \times 9 = 81$ 種類) を表現することが可能である。また式 (7) は、2点の輝度の大小関係を表す特徴となっており、画像の輝度変化に対して比較的頑健な特徴量である。式 (7) はマスク Q 内の任意の2点に対して計算可能であり、 3×3 のマスク Q からは ${}^9C_2 = 36$ 種類の特徴量が計算される。標識検出器を構築する際は、マスク Q を平行移動及び拡大縮小させながら LRP 特徴量を複数算出する。具体的には、X 軸方向と Y 軸方向への平行移動に加え、各軸の拡大率を別々に設定することで任意形状のマスクを生成する。そして、得られる特徴量を一次元ベクトルに並べたものを特徴量ベクトルとして検出器の学習に用いる。

2.2.2 検出器の構築

2.2.1 で求めた画像特徴量を入力とし、標識検出器 \mathcal{H}_k を構築する。具体的には、Real AdaBoost 識

別器を多段接続したカスケード型 Real AdaBoost 識別器を構築し、検出器として用いる。ここで、Real AdaBoost 識別器をカスケード接続する方法として、文献 [14] の Nested cascade を利用する。また、Real AdaBoost 識別器では、文献 [14] と同様のルックアップテーブル型の弱識別器を用いる。

図 4 の処理の流れに示すように、本項で構築した標識検出器 \mathcal{H}_k は再度 2.1 の処理に利用し、学習サンプルの自動収集に利用される。この操作を走行中に得られる車載カメラ映像に繰り返し適用することで、標識検出器の性能の逐次的な改善を図る。

3. 実験

3.1 実験条件

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提案手法を適用し、手法の性能評価を行った。本実験では、SANYO Xacti DMX-HD2 を車載カメラとして使用し、撮影する車載カメラ映像の画像サイズを 640×480 画素、フレームレートを 30 fps とした。撮影した画像から、 $15 \times 15 \sim 65 \times 65$ 画素の大きさの対象標識 (図 2) が一つ以上含まれる 2,967 フレーム (4,886 個の標識を含む) を抽出し、構築した標識検出器の性能評価のための評価用映像として用いた。

また、評価用映像とは異なる走行で撮影した車載カメラ映像 $\mathcal{A}_0, \mathcal{A}_1, \mathcal{A}_2, \mathcal{A}_3, \mathcal{A}_4$ を用意し、提案手法の入力として用いた。各車載カメラ映像に含まれるフレーム数は各々、736, 768, 757, 772, 874 フレームである。また、異なる走行で撮影した車載カメラ映像から標識の映っていないフレームを 180 枚選択し、各画像から部分画像をランダムに切り出して学習時のネガティブ画像として用いた。大きく撮影された標識の検出で使用する式 (1) のパラメータ α は、2.1.1 の処理で標識以外が検出されない十分な値として $\alpha = 15$ を用いた。また、標識の追跡終了条件であるしきい値は、検出対象の標識の最小サイズである $T_R = 15$ とした。

3.2 実験手順

まず、車載カメラ映像 \mathcal{A}_0 から大きく撮影された標識を手作業で 13 個抽出し、その 13 個の切出し位置 (回転を含む) を変化させて 500 枚の標識画像を作成する。そして、この手作業により収集した標識画像 500 枚を用いて初期標識検出器 \mathcal{H}_0 を構築する。次に、 \mathcal{H}_0 を初期標識検出器として、図 4 の手順に従い標識検出器 $\mathcal{H}_1 \sim \mathcal{H}_4$ を構築する。具体的には、標識検出



図 7 複数の対象標識を含む例

Fig. 7 Detection result of the proposed method applied to a scene with multiple traffic signs.



図 8 標識に部分的な隠れを含む例

Fig. 8 Detection result of the proposed method applied to a scene with a partially occluded traffic sign.

器 \mathcal{H}_0 を用いて \mathcal{A}_1 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。次に、標識検出器 \mathcal{H}_1 を \mathcal{A}_2 に適用し、収集した 500 枚の標識画像と \mathcal{H}_1 の構築に利用した 1,000 枚の標識画像を用いて標識検出器 \mathcal{H}_2 を構築する。このように、学習に使用する標識画像を逐次的に増加させながら標識検出器の構築を行う。以降、これらの作業を順次繰り返すことで標識検出器 $\mathcal{H}_3, \mathcal{H}_4$ を構築する。

3.3 実験結果

提案手法により構築した標識検出器の検出結果の一例を図 7 と図 8 に示す。図 7 は対象標識を複数含む



図 9 提案手法により自動収集した標識画像の例

Fig. 9 Examples of automatically gathered traffic sign images by the proposed method.

場合の検出例であり、図 8 は対象標識に部分的な隠れを含む場合の検出例である。また、提案手法により自動収集された標識画像の一部を図 9 に示す。

また、提案手法の有効性を確認するため、以下の 4 種類の手法の比較を行った。

Proposed method (LRP) 本論文で説明した手法により標識検出器 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ を構築。

Proposed method (HAAR) 2.2.1 の LRP 特徴量を Haar-like 特徴量に変更し、標識検出器 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ を構築。

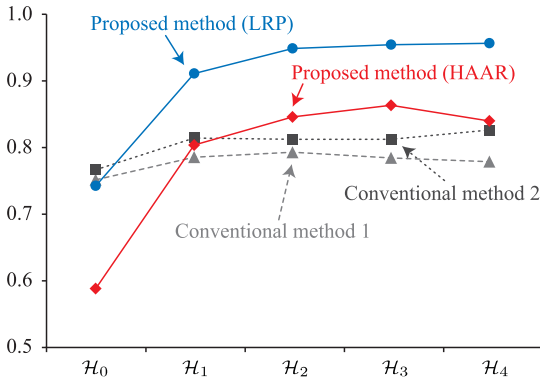
Conventional method 1 手作業で抽出した 13 個の標識（初期標識検出器 \mathcal{H}_0 の構築時に利用）の切り出し位置を様々に変化させ、収集する標識画像の枚数（500～2,500 枚）を変化させて $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ と学習枚数が同等の識別器を構築。

Conventional method 2 Conventional method 1 に解像度変化を加えて標識画像を収集し、収集する標識画像の枚数（500～2,500 枚）を変化させて $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ と学習枚数が同等の識別器を構築。

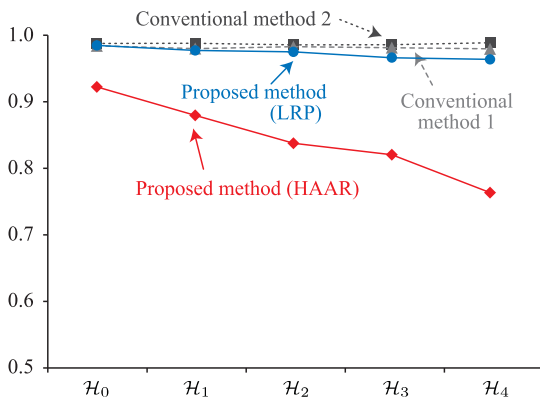
これら四つの手法それぞれで構築した標識検出器 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ を用いて評価映像から標識を検出し、検出された標識の適合率、再現率、F 値を評価した。図 10 は、3.2 の実験を 20 回行った際の平均値を示している。また、Intel Xeon W5590 3.33 GHz×2 を搭載した計算機を用いて各処理の計算時間を計測したところ、2.1.1 の大きな標識の検出は画像 1 枚当たり約 0.19 秒、2.1.2 の標識の週及型追跡は標識 1 個当たり約 0.07 秒、2.2 の標識検出器の構築は検出器一つ当たり約 564 秒であった。

4. 考 察

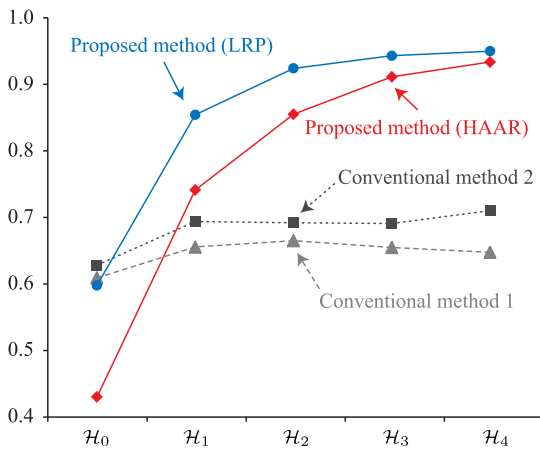
図 10 から分かるように、提案手法 (Proposed method (LRP)) により車載カメラ映像から学習サ



(a) F-measure



(b) Precision



(c) Recall

図 10 提案手法と比較手法それぞれで構築した標識検出器 $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ の F 値, 適合率, 再現率

Fig. 10 F-measure, precision, recall of detectors $\mathcal{H}_0 \sim \mathcal{H}_4$ constructed by the proposed method and the conventional methods.

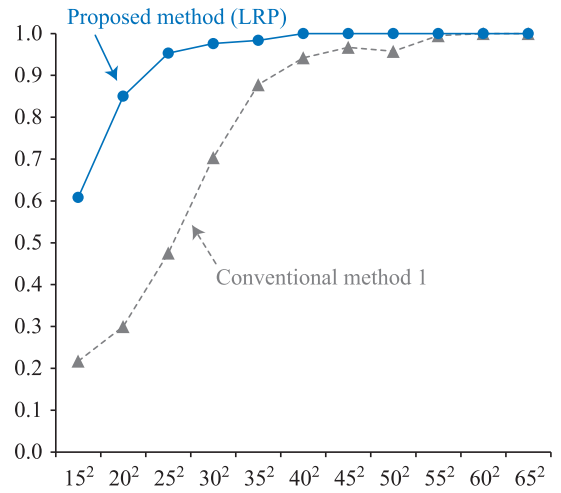


図 11 標識の大きさ別の再現率

Fig. 11 Recall rate according to the size of traffic signs.

ンプルを自動収集することにより, F 値が最高で約 0.957 という高い精度の標識検出器の構築が可能であった. また図 10 は, \mathcal{H}_0 を \mathcal{A}_1 の映像に適用して \mathcal{H}_1 を構築, \mathcal{H}_1 を \mathcal{A}_2 の映像に適用して \mathcal{H}_2 を構築, というように学習サンプルを自動収集しながら標識検出器を逐次的に構築した場合の検出性能の変化を示している. これを見ると, 順次使用する車載カメラ映像 (異なる走行) 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確認できる. これは, カメラを搭載した車により様々な環境を走行するだけで, 標識検出器の性能を改善できることを意味しており, 提案手法はわずかな手作業のみで高精度な標識検出器の構築が可能であることが確認できる.

図 10 は, 手入力で与えた 13 枚の標識画像 (切出し位置と回転の変化を含む) のみから学習サンプルを切り出した場合 (比較手法: Conventional method 1 と 2) の検出性能も示している. 図 10 から分かるように, 手入力で与えた 13 枚の標識画像のみから標識検出器を構築した場合は, 十分に標識の見えの変化を学習することができず, 高い検出性能を得ることができていない. 特に, 切出し位置や解像度等を変化させて多数の学習サンプルを生成したとしても, F 値は最大で 0.797 程度である. これに対し, 提案手法は手入力で与えた 13 枚の標識画像を利用して大量の学習サンプルを自動収集し, F 値が約 0.957 の検出器を構築可能であった. 図 11 は, 提案手法と比較手法それぞれで構築した標識検出器の再現率を, 標識の大きさ別

で比較したものである。この図から分かるように、特に比較手法では小さな標識の再現率が低いことが分かる。これに対し、提案手法では解像度の高いものから低いものまで、様々な標識を自動収集して学習を行うため、特に小さな標識の検出性能が向上していることが分かる。従来、このように小さな標識を検出するためには、手作業でこれらの標識を切り出して収集する必要があり、これは非常に手間のかかる作業であった。本論文で提案する手法はこの作業が不要であり、従来必要であった学習画像収集の手間を大幅に軽減できると考えられる。

一方、検出器の特徴量として文献 [6], [7] で用いている Haar-like 特徴量を利用した場合 (Proposed method (HAAR)), 図 10 (b) から分かるように適合率が徐々に低下していくことが分かる。これは、**2.1.1** で大きな標識を検出する際に多くの誤検出が発生し、自動収集した学習サンプルの中に標識以外のサンプルが多く含まれたためである。これに対し、本論文で利用した LRP 特徴量を用いた検出器の誤検出は少なく、結果として高い性能が得られたと考えられる。しかしながら、LRP 特徴量を用いたとしてもわずかではあるが標識以外のサンプルが収集されることを確認した。今後、**2.1.1** の処理における誤検出の抑制方法を検討し、学習サンプル収集手法の改善が必要であろう。

5. む す び

本論文では、走行中に撮影される車載カメラ映像から多様な変動を含む標識画像を自動収集し、わずかな手作業で高精度な標識検出器を構築することが可能な手法を提案した。具体的には、まず近くで大きく撮影された標識を検出し、検出した大きな標識を初期値として週及的に時間をさかのぼりながら標識を追跡することで低品質の標識を切り出して収集した。自動収集した標識画像を学習サンプルとして利用し、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、F 値が最高で約 0.957 の検出精度をもつ標識検出器を構築可能であることを確認した。また、標識画像の自動収集と標識検出器の構築を繰り返し行うことで、逐次的な標識検出器の性能向上が可能であることを確認した。

今後の課題として、大きな標識検出時の誤検出の抑制、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、多データでの評価、が挙げられる。

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及び JST 戦略的創造研究推進事業 CREST 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。本論文は、2010年7月に開催された第13回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2010) で報告した内容 [15] を発展させて論文化したものである。

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,” 信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.2, pp.855–858, Feb. 2000.
- [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] 竜門琢磨, 長坂保典, 鈴木宣夫, “円形状の道路標識の認識,” 信学技報, EID99-143, Feb. 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,” 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.7, pp.1393–1394, July 1994.
- [5] P. Viola and M. Jones, “Robust real-time face detection,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol.57, no.2, pp.137–154, May 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. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005*, pp.255–260, June 2005.
- [7] K. Doman, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, and H. Murase, “Construction of cascaded traffic sign detector using generative learning,” *Proc. International Conference on Innovative Computing Information and Control (ICICIC2009)*, ICICIC-2009-1362, Dec. 2009.
- [8] P. Viola, M.J. Jones, and D. Snow, “Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance,” *International J. Comput. Vis.*, vol.63, no.2, pp.153–161, July 2005.
- [9] C. Wöhler, “Autonomous in situ training of classification modules in real-time vision systems and its application to pedestrian recognition,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol.23, no.11, pp.1263–1270, Sept. 2002.
- [10] 岡田和典, “ミーンシフトの原理と応用,” 信学技報, PRMU2007-308, March 2008.
- [11] I.D. Coope, “Circle fitting by linear and nonlinear least squares,” *J. Optimization Theory and Applications*, vol.76, no.2, pp.381–388, Feb. 1993.
- [12] M. Hradis, A. Herout, and P. Zemcik, “Local rank patterns — novel features for rapid object detection,” *Proc. International Conference on Computer Vision and Graphics (ICCVG2008)*, *Lecture Notes in Computer Science*, vol.5337, pp.239–248, Nov. 2008.
- [13] R.E. Schapire and Y. Singer, “Improved boosting al-

gorithms using confidence-rated predictions,” Mach. Learn., vol.37, no.3, pp.297–336, Dec. 1999.

- [14] C. Huang, H. Ai, B. Wu, and S. Lao, “Boosting nested cascade detector for multi-view face detection,” Proc. International Conference on Pattern Recognition (ICPR2004), vol.2, pp.415–418, Aug. 2004.
- [15] 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “多数の色特徴を組み合わせた環境適応型標識検出器の構築に関する検討,” 第13回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2010) 論文集, pp.1999–2006, July 2010.

(平成 23 年 4 月 22 日受付, 7 月 12 日再受付)



出口 大輔 (正員)

平 13 名大・工・情報卒. 平 18 同大学院博士後期課程了. 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.



道満 恵介 (学生員)

平 19 名大・工・情報卒. 平 21 同大学院情報科学研究科博士前期課程了. 修士 (情報科学). 平 23 より日本学術振興会特別研究員. 現在, 同研究科博士後期課程在学中. 画像処理・パターン認識の基礎技術及びそれに基づく ITS やマルチメディアコンテンツ生成技術に興味をもつ. 平 23 本会東海支部学生研究奨励賞.



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, 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 16~22 情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教・准教授兼任, 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, 言語処理学会, 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 年間米国コロンビア大客員研究員. 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 論文賞他受賞. IEEE フェロー, 情報処理学会会員.