

3Q-3

# マッチング位置制約を考慮したテンプレート検索に基づく道路標識検出手法

弓取恭平 奥田哲也 富岡洋一 北澤仁志  
東京農工大学

## 1 はじめに

道路標識・道路標示の検出は自動車の自動運転に向けた重要な課題である。既存手法として、生成型学習による検出 [1] や、SIFT 特徴量を用いた検出 [2] 等があるが、多数のテンプレートが必要になったり、特徴点の抽出に多くの処理時間を要する。そこで、本研究ではマッチング位置制約を考慮したテンプレート検索 [3] を用いた道路標識の検出手法を提案する。本手法は検出位置や大きさに対して、個別にテンプレートを用意する必要がなく、従来手法と比較して計算量を減らすことができる。更に、分解能の向上や、複数テンプレートからの最適な候補の選択、マッチング位置制約による検出位置の修正により、検出率を向上させることができる。

## 2 マッチング位置制約を考慮した排他的ブロックマッチング [3]

文献 [3] の手法を用いて、動画像中から道路標識を検出する。テンプレート画像と現フレーム画像を等サイズのブロックに分割し、各ブロックの特徴量を HSV, HOG を用いて計算することで、図 1 に示すようにテンプレートのブロックと入力画像のブロックの類似度で構成されるコストマトリックスを生成する。ここで、テンプレートのブロックと入力画像のブロックが 1 対 1 に対応すると仮定し、1 次割当問題を解くことで合計コストが最少となるマッチング位置を求める。

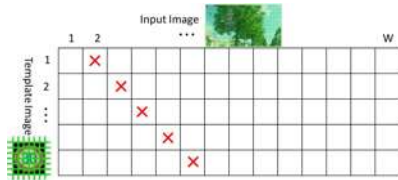


図 1 コストマトリックス

### 2.1 マッチング位置制約

ブロックマッチングの際、ブロックの視覚的特徴量だけでは情報量が不足するため、多くのブロックが誤った場所へマッチングしてしまう。そこで文献 [4] の手法を用いてマッチング位置の修正を行う。マッチング位置制約を用いた結果を図 2 に示す。個別にバラバラに対応しているブロックが、形状を保つように統合されていることが分かる。

## 3 検出率向上のための提案手法

実際の運転シーンにおいては様々な要因の影響を受ける為、排他的ブロックマッチングとマッチング位置制約を用いても高い検出率は得られない。そこで、複数テンプレートの使用、重みによるテンプレート中心部の重視、スライディングブロック、オーバーラップブロックにより検出率

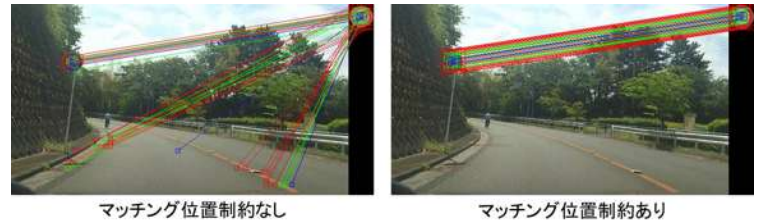


図 2 Ransac によるマッチング位置修正

の向上を目指す。また、実際の環境に近い特徴量を求めるために、使用するテンプレートには実写の道路標識を用いた。

### 3.1 複数テンプレートによる検出

環境変動や劣化の影響を考慮するため複数のテンプレートを用意し、その中から最も類似しているテンプレートを使用する。本手法では複数テンプレートからブロック毎に最も類似しているものを 1 つ選びマッチングを行うようにする。具体的には図 3 のように各入力画像ブロックの特徴量と、用意したテンプレート K 個のブロック特徴量から類似度を求め、それぞれのコスト  $Cost_{(m,n)}$  を比較し、最も小さい値をコスト値を  $Cost_{(m,n,k)}$  とする。これを入力画像の全ブロックに対して行うことによって、道路標識の一部の環境変化にも対応することが可能となる。

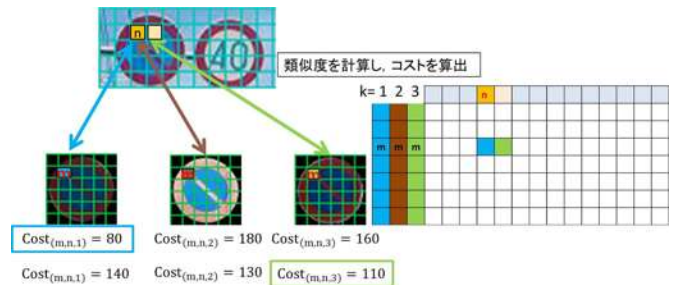


図 3 複数テンプレートによる検出の概要

### 3.2 重みによるテンプレート中心部の重視

速度制限、追越禁止といった多くの標識の外側は赤色であり、類似している。標識を正しく判別するには、特徴の差が出ている標識の内側部分に重きを置いてブロックマッチングを実行させる必要がある。そこで、作成したコストマトリックスにおいて、図 4 のようにテンプレートの外側から R 番目のループに重み  $\omega_R$  を掛ける。これにより 1 次割当問題を解く際に標識内部のブロックのマッチングが優先されるようになり、誤検出を減らすことができる。

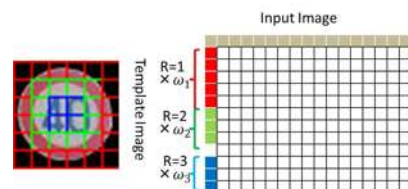


図 4 重みを掛ける部分

Road sign extraction using template search based on the Matching Position Constraints  
Kyohei Yumitori, Tetsuya Okuda, Yoichi Tomioka and Hitoshi Kitazawa  
Tokyo University of Agriculture and Technology

### 3.3 スライディングブロック

入力画像をブロックへ分割する際、ブロック境界の位置が変化することにより特徴量に変化し、マッチング結果が大きく変わってしまうことがある。解決のためには分解能を上げる必要がある。ブロックを細分化しても8×8ピクセル領域の特徴量を計算するため、図5のように対象となるブロックの周辺のブロック特徴量を追加する但しコストマトリックスのサイズが16倍となるため、1次割当を解く際に多くの処理時間を要するという問題がある。

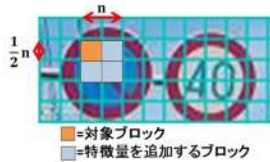


図5 スライディングブロックの概要

### 3.4 オーバーラップブロック

処理時間の増大を抑えるため、オーバーラップブロックでは図6のように右下のみにずらした場合を考え、新たなコストマトリックスを生成する。次に図7のように元の位置と右下にずらした場合の2つの1次割当問題の解を求め、コストの小さい方を適切な検出結果とする。

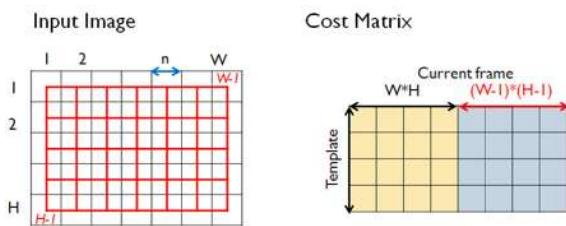


図6 オーバーラップを考慮したコストマトリックス

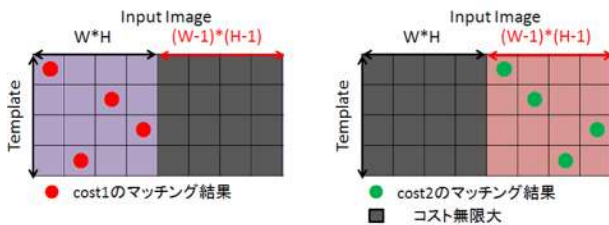


図7 オーバーラップの概要

## 4 実験結果と考察

入力データには移動する車両から撮影した実写画像を用いた。画像の大きさは640×360ピクセルであり、ブロックの大きさは8×8ピクセルとする(スライディングブロック使用時は4×4ピクセル)。その映像の中から直径30ピクセル以上の対象標識が含まれている71フレームを抽出し、実験は其中に含まれていた116個の道路標識を対象とした。テンプレートには図8の8種類のものを用いた。図9に複数テンプレートによる検出、重みによるテンプレート中心部の重視、スライディングブロックによるマッチング精度向上の様子を示す。提案手法により正しい位置にマッチングしていることがわかる。

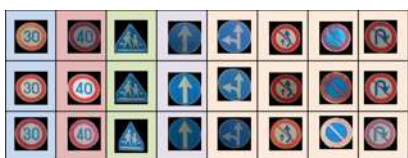


図8 実験に使用するテンプレート



図9 各提案手法を追加した場合

検出精度の評価基準としては、検出結果の網羅性を表す再現率 (Recall), 検出結果の正確性 (Precision), そしてこれらの調和平均 (F 値) を用いた。

$$Recall = \frac{\text{正検出数}}{\text{対象となる標識の総数}}$$

$$Precision = \frac{\text{正検出数}}{\text{検出した標識の総数}}$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

実験結果を表1に示す。また、表3に各標識の検出結果の詳細を示す。F 値は約7割であった。主な検出失敗の例としては30kmと40kmの速度制限が正しく判別できていないことが挙げられ、速度制限を区別しないならF 値は80.2[%]となる。

表1 全ての道路標識を含め 表2 速度制限を区別しない場合の実験結果 [%]

Recall	Precision	F 値
70.0	80.0	72.9

Recall	Precision	F 値
80.0	82.0	80.2

表3 各標識の検出結果詳細 [%]

Image Input	Template									
	30制限	40制限	横断歩道	直進	直進左折	追越禁止	駐車禁止	転回禁止	抽出漏れ	他物体
30制限	3	9	0	0	0	0	0	0	3	0
40制限	4	9	0	0	0	0	0	0	2	1
横断歩道	0	0	13	1	0	0	0	0	0	4
直進	0	0	0	7	0	0	0	0	3	6
直進左折	0	0	0	1	10	0	0	0	0	4
追越禁止	1	0	0	0	0	8	0	1	1	4
駐車禁止	0	0	0	0	0	0	24	0	7	0
転回禁止	0	1	0	0	0	0	0	4	4	1

## 5 まとめと今後の課題

各手法を組み合わせることにより70%強の検出率を達成することができた。課題として数値の正確な判別、実際に道路標識が存在しないシーンでの判別が困難であった。今後は目標の道路標識がない場合に誤って検出してしまわないように考慮することによって検出精度の改善が期待できる。

### 参考文献

- [1] 村瀬他”色変動を考慮した生成型学習法...”, MIRU2009
- [2] 藤吉他”SIFT 特徴量を用いた交通道路標識認識”, 画像センシングシンポジウム, 2007年1月.
- [3] Zhu Li, et al, "Template Matching...", IEICE Trans. ED, Aug. 2012.
- [4] 奥田他”マッチング位置制約に基づく...”, 第76回情報処理学会, 3Q-2, 2014年3月.