

修 士 論 文

Hough 変換と濃度こう配特徴  
による車両前方画像中の  
道路標識抽出に関する研究

平成 27 年度修了

三重大学大学院 工学研究科  
博士前期課程 情報工学専攻

加藤 祐嗣

# はじめに

統計 [1] によると，日本の道路交通事故における人身事故の発生件数は 2014 年において，約 57 万件である．そのうち，死亡者数は 4113 人と今もなお高い水準を保っている．また，自動車検査登録情報協会 [2] によると，2015 年 11 月において日本の自動車保有台数は約 8100 万台で，約 3 人に 2 人は車を持っている事となり，交通事故の起こりやすい状況であると言える．また，高齢化社会の進行に伴い，高齢者ドライバーの割合が増加している．その結果，高齢運転者が関与した交通事故が増えている．警察庁の調べ [3] で，2002 年から 2012 年にかけて，約 1.9 倍と増加していることがわかった．このような現代の交通問題に対して，近年，高度交通システム（Intelligent Transport System :ITS）技術が発達しており，渋滞の緩和，交通事故防止などの様々な交通問題の解決が期待されている．ITS 技術は現在でも活発な研究分野であり，例えばカーナビゲーションによる音声案内システム，バックグラウンドモニターによる後方運転支援システム，画像センサやミリ波レーダーを用いた自動ブレーキシステムは実用化段階にある．さらに注目されている ITS 技術に道路標識の自動認識システムがある．道路標識は道路の通行方法や制限速度等をドライバーに伝える役割を持ち，道路交通の安全性・円滑性を確保する上で重要な存在である．しかし現在は，道路標識の認識はドライバーに委ねられており，標識の未確認・見間違いによる交通事故が発生する可能性がある．この問題を解決するため，安全運転支援システムのように，車両前方の映像から道路標識を自動認識することが出来れば，道路標識見落としによる事故の減少が期待でき，安全運転のサポートが出来るようになる．また，認識した標識を音声で案内したり，地図データ中の標識データの自動更新などにも応用がすることができる．しかし，道路標識の自動認識は様々な課題があるため，まだ実用化に至っていない．道路標識の自動認識における課題の 1 つに，道路標識の自動検出がある．

本研究では，道路標識の自動検出について重点的に扱う．道路標識の自動認識処理は主に，検出，認識の 2 段階の処理で構成される．過検出された候補領域は認識段階で棄却できるが，未検出領域の認識は不可能であるため，検出には高い再現性が求められる．道路標識の検出手法はこれまでに数多く研究されており，色特徴を利用した手法 [4][5][8] や

形状特徴を利用した手法 [11], 特徴量ベースの手法 [6][7] など, 様々な手法が提案されている. しかし, 実際の画像中では標識が大小様々である, オクルージョン, 傾き, 照明変化など多数の問題があるため, 円形の標識などの特定の形状のみを対象にした研究が多く, 複数の形状を同時に対象としたものは少ない.

そこで本研究では, 一般化 Hough 変換の一種である Merlin-Farber Hough 変換 (Merlin Farber Hough Transform : MFHT) を用いた画像内の標識候補の検出と, 濃度こう配特徴による候補の見かけ評価を組み合わせた, 多種形状の道路標識を検出する手法を提案する. 本研究では, 走行中の車載カメラで撮影された画像中から円形, 正三角形, 逆三角形 (正三角形の上下反転), 四角形 (正方形の  $45^\circ$  回転), 八角形の 5 種類の形状の道路標識を検出する. はじめに前処理を施し, グレイスケール画像と RGB 各要素から画像のこう配を取得する. 次に, 複数の形状テンプレートを用いる MFHT で, 標識・非標識共に標識候補領域としてあらかじめ指定した個数分だけ検出する. 次に, それぞれの標識候補領域から 400 次元の濃度こう配特徴を検出し, あらかじめ学習させた Support Vector Machine(SVM) を用いて標識らしさの評価を行う. 高い評価値を持つ候補領域を上位から複数選び, 標識として検出する.

評価実験に用いる標識を含んだ車両前方画像として, IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2013(IJCNN2013) で提供された, The German Traffic Sign Detection Benchmark(GTSDB) データベースを使用する. 評価用画像から検出実験を行った結果, 全体で 90.9 % の検出率を得られた. 各形状の検出率は, 円形が 95.2 %, 正三角形が 87.3 %, 逆三角形が 70.0 %, 四角形が 83.9 %, 八角形が 100 % となった. 逆三角形の検出率が他の形状と比べて低い点の改善や, 全体の検出率の更なる向上, 処理速度の改善が今後の課題として挙げられる.

本論文では, 第 1 章に研究背景と目的, 第 2 章に従来研究, 第 3 章に提案手法, 第 4 章に実験方法と結果と考察, 第 5 章にまとめと今後の課題をそれぞれ述べる.

# 目次

はじめに	i
第 1 章 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.2 研究の目的	2
第 2 章 先行研究	3
2.1 色特徴を利用した手法	3
2.2 形状特徴を利用した手法	4
2.3 特徴量ベースの手法	4
第 3 章 提案手法	6
3.1 提案手法の概要	6
3.2 前処理	7
3.3 Merlin-Farber Hough 変換 (Merlin-Farber Hough Transform : MFHT) に よる標識候補領域検出	9
3.4 Hough 空間の平滑化	11
3.5 極大点の取得	11
3.6 特徴抽出	12
3.7 SVM による評価	12
第 4 章 評価実験	15
4.1 データセットの詳細	15
4.2 実験概要	17
4.3 結果と考察	18
第 5 章 まとめ	25
5.1 まとめ	25



5.2	今後の課題 . . . . .	25
	謝辞	26

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 研究の背景

統計 [1] によると，日本の道路交通事故における人身事故の発生件数は 2014 年において，約 57 万件である．そのうち，死亡者数は 4113 人と今もなお高い水準を保っている．また，自動車検査登録情報協会 [2] によると，2015 年 11 月において日本の自動車保有台数は約 8100 万台で，約 3 人に 2 人は車を持っている事となり，交通事故の起こりやすい状況であると言える．また，高齢化社会の進行に伴い，高齢者ドライバーの割合が増加している．その結果，高齢運転者が関与した交通事故が増えている．警察庁の調べ [3] で，2002 年から 2012 年にかけて，約 1.9 倍と増加していることがわかった．このような現代の交通問題に対して，近年，高度交通システム（Intelligent Transport System : ITS）技術の発達しており，渋滞の緩和，交通事故防止などの様々な交通問題の解決が期待されている．ITS 技術は現在でも活発な研究分野であり，例えば VICS と呼ばれる渋滞や交通規制などの道路交通情報をリアルタイムに送信，カーナビゲーションなどの車載器に文字・図形で表示する画期的な情報通信システムが登場し，ルート案内しか出来なかったカーナビゲーションも音声案内により先の危険を知らせるまでに発達した．また，ミリ波レーダーや画像センサで前方を監視し，衝突の危険性があれば自動ブレーキで車両を停止させるなどの安全運転支援システムが自動車に搭載され始め，今後の自動車の安全を担う存在として注目されている．さらに注目されている ITS 技術に道路標識の自動認識システムがある．道路標識は道路の通行方法や制限速度等をドライバーに伝える役割を持ち，道路交通安全性・円滑性を確保する上で重要な存在である．しかし現在は，道路標識の認識はドライバーに委ねられており，標識の未確認・見間違いによる交通事故が発生する可能性がある．この問題を解決するため，安全運転支援システムのように，車両前方の映像から道路標識を自動認識することが出来れば，道路標識見落としによる事故の減少が期待でき，安全運転のサポートが出来るようになる．また，認識した標識を音声で案内したり，地図

データ中の標識データの自動更新などにも応用がすることができる。しかし、道路標識の自動認識は様々な課題があるため、まだ実用化に至っていない。道路標識の自動認識における課題の 1 つに、道路標識の自動検出がある。

## 1.2 研究の目的

本研究では、道路標識の自動検出について重点的に扱う。道路標識の自動認識処理は主に、検出、認識の 2 段階の処理で構成される。過検出された候補領域は認識段階で棄却できるが、未検出領域の認識は不可能であるため、取りこぼしの少ない検出が求められる。道路標識の検出手法はこれまでに数多く研究されており、色特徴を利用した手法 [4][5][8] や形状特徴を利用した手法 [11]、特徴量ベースの手法 [6][7] など、様々な手法が提案されている。しかし、実際の画像中では標識が大小様々である、隠蔽、傾き、照明変化など多数の問題があるため、円形の標識などの特定の形状のみを対象にした研究が多く、複数の形状を同時に対象としたものは少ない。

そこで本研究では、一般化 Hough 変換の一種である Merlin-Farber Hough 変換 (MFHT) を用いた画像内の標識候補の検出と、濃度こう配特徴による候補の見かけ評価を組み合わせ、多種形状の道路標識を検出する手法を提案する。

## 第 2 章

# 先行研究

### 2.1 色特徴を利用した手法

#### 2.1.1 色変動を考慮した生成型学習法

道満ら [4] により提案された手法であり，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．生成型学習を用いて，環境変化に対してロバストかつ高速な物体検出が可能なカスケード型識別器を作成することにより，入力画像に含まれる様々な変動を考慮した識別器が作成可能となる．この手法の利点は，収集できるサンプル数が少ない場合や，変動や変形の学習パターンを収集できない場合であっても，1 種類の画像から様々な変動・変形を加えた学習用画像を生成できるので，収集コストを大幅に削減できる点である．また，形状やテクスチャの変動に加えて色の変動も考慮して学習することにより，高い検出性能を得ることができる点である．

#### 2.1.2 標識のカラー含有量を用いた手法

明珍ら [5] によって提案された手法であり，道路標識に含まれる色の割合及びその比率を特徴量として利用し，検出・認識を行う手法である．検出対象の色特徴を画像中から見つけ出し，その領域における円形度を算出し，一定のしきい値以上の候補領域を道路標識として検出する．また，角度を変えた数種類の色特徴を利用することで，形状の変動にも対応して検出できる．この手法の利点は，道路標識が正面を向いていない場合であっても，検出対象に含まれる色の割合の変化が少なく，検出が可能である点である．しかし，天候や時間帯によって色情報が変化してしまうため，正しく検出できない可能性が考えられる．

### 2.1.3 標識に含まれる特定色を用いた手法

Yang ら [8] によって提案された手法であり，標識に含まれる特定色の情報を利用して検出・認識する手法である．検出段階では車両前方画像を入力とし，Color Probably Model を用いて標識に含まれる色を抽出した後，Maximally Stable Extremal Regions(MSER) を用いて標識・非標識を含んで領域検出を行い，SVM で標識のみを検出する．分類段階では，SVM により検出された標識を Convolutional Neural Network (CNN) によって認識する．この手法の利点は，計算の良さと高水準のパフォーマンスが両立できる点であるが，天候や時間帯によって色情報が変化してしまう可能性が考えられる．

## 2.2 形状特徴を利用した手法

### 2.2.1 ファジーベースの手法

Fleyeh[1] により，標識の色情報と形状情報を用いたファジーベースのアプローチが提案された．画像中から標識を検出するために，まず各色に対する色らしさの定義を，各ピクセルの Hue（色相），Saturation（彩度），Value（明度）に依存したファジールールの集合に基づき決定する．その決定した色らしさと画像中の色を照らし合わせることで，特定の色を抽出できる．さらに，ファジールールは矩形，三角形，楕円，八角系の形状を分類するために使用され，特定の色を持つ箇所と照らし合わせ，標識を認識する．この手法は，異なった環境状況において高いロバスト性があるが，オクルージョンのある標識は上手く扱うことが出来ない．

## 2.3 特徴量ベースの手法

### 2.3.1 標識画像の自動収集による標識検出器構築手法

出口ら [6] により提案された，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である．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で，遠く離れた位置の低品質の標識を切り出して収集する．これにより，多くの学習サンプルを取得し多様な変化を含む標識の特徴量を学習できる．

### 2.3.2 SIFT 特徴量を用いた標識認識

SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[12] は、特徴点の検出と特徴量の記述を行うアルゴリズムである。検出した特徴点に対して、画像の回転・ノイズ・スケール変化・照明変化に頑健な特徴量を記述するため、イメージモザイク等の画像のマッチングや物体認識・検出に用いられる。伊原ら [7] は SIFT 特徴量を道路標識を適応した。SIFT 特徴量を用いることで、道路標識の拡大・縮小・傾き・オクルージョンに対してロバストな認識が可能となった。

## 第 3 章

# 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

提案手法による道路標識検出の大まかな流れを図 3.1 に示す．一般化 Hough 変換の一種である MFHT 変換を用いた画像内の標識候補の検出と，濃度こう配特徴による候補の見かけ評価を組み合わせた，多種形状の道路標識を検出する手法を提案する．本研究では，走行中の車載カメラで撮影された画像中から円形，正三角形，逆三角形（正三角形の上下反転），四角形（正方形の  $45^\circ$  回転），八角形の 5 種類の形状の道路標識を検出する．はじめに前処理を施し，グレースケール画像と RGB 各要素からこう配を取得する．次に，複数の形状テンプレートを用いる MFHT で，標識・非標識共に標識候補領域としてあらかじめ指定した個数分だけ検出する．次に，それぞれの標識候補領域から 400 次元の濃度こう配特徴を検出し，あらかじめ学習させた SVM を用いて標識らしさの評価を行う．高い評価値を持つ候補領域を上位から複数選び，標識として検出する．

以下の流れ図に沿って各処理の詳細を述べる．

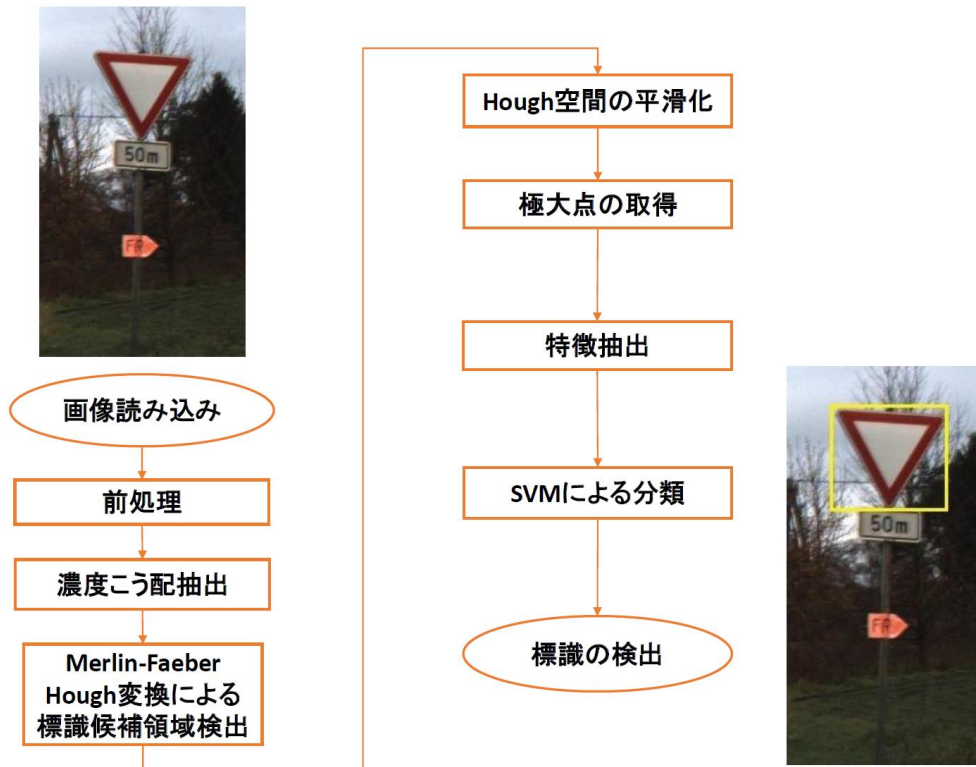


図 3.1: 全体の処理の流れ図

## 3.2 前処理

### 3.2.1 ヒストグラム平坦化

入力画像に対し前処理を行う。まず入力画像をグレースケール化した画像と R（赤）要素，G（緑）要素，B（青）要素それぞれからグレースケール化した画像を取得する。各標識は形状と配色が決められているので，グレースケール画像だけでなく RGB 各要素から取得する色情報も用いることは検出率の向上に有効であると考えられる。次に，それぞれの画像に対してヒストグラム平坦化によるコントラスト強調を行う。道路に設置される標識は時間帯や天気によって照明変化が起こるため，白飛びや日陰による黒つぶれが発生する。コントラストが低い標識に対し，ヒストグラム平坦化によるコントラスト強調を行い，安定したこう配が算出できるようにする。

### 3.2.2 濃度こう配抽出

濃度こう配とは各画素値の変化の度合いを示すものであり，2つの特徴量を持つ。この2つの特徴量は，こう配強度とこう配方向である。本手法では，Sobel オペレータを用い



て各画素における濃度こう配の強度と方向とを算出する。Sobel オペレータとは、こう配に基づいたエッジ検出法である。水平方向・垂直方向それぞれの偏微分を計算することにより画像からエッジを検出することができる。カーネルサイズ  $3 \times 3$  の垂直方向と水平方向のカーネルを図 3.2 に示す。垂直方向と水平方向それぞれの Sobel オペレータの出力をそれぞれ  $g_x(x, y)$ ,  $g_y(x, y)$  とすると、対象画素のこう配強度  $g(x, y)$ 、こう配の向き  $\theta(x, y)$  はそれぞれ、式 (3.1), (3.2) で与えられる。以上により抽出した濃度こう配の画像例を図 3.3 に示す。これは、こう配強度を明度、こう配方向を色相によって表している。図 3.3 を見ると、標識内部の数字に強く特徴的なこう配分布があることが見てとれる。

ここで求めたこう配の強度と向きは MFHT で使用する。ヒストグラム平坦化処理前と処理後のこう配の画像例を図 3.4 に示す。また、前処理の各要素からのこう配強度と向き取得の流れも図 3.5 に示す。

$$g(x, y) = \sqrt{(g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2)} \quad (3.1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)} \quad (3.2)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) : 水平方向

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b) : 垂直方向

図 3.2: Sobel オペレータ

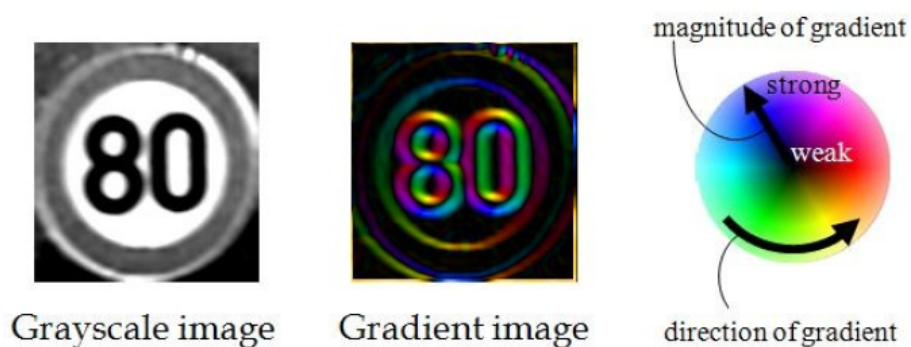


図 3.3: 濃度こう配の画像例

### 3.3 Merlin-Farber Hough 変換 (Merlin-Farber Hough Transform : MFHT) による標識候補領域検出<sup>9</sup>



図 3.4: ヒストグラム平坦化

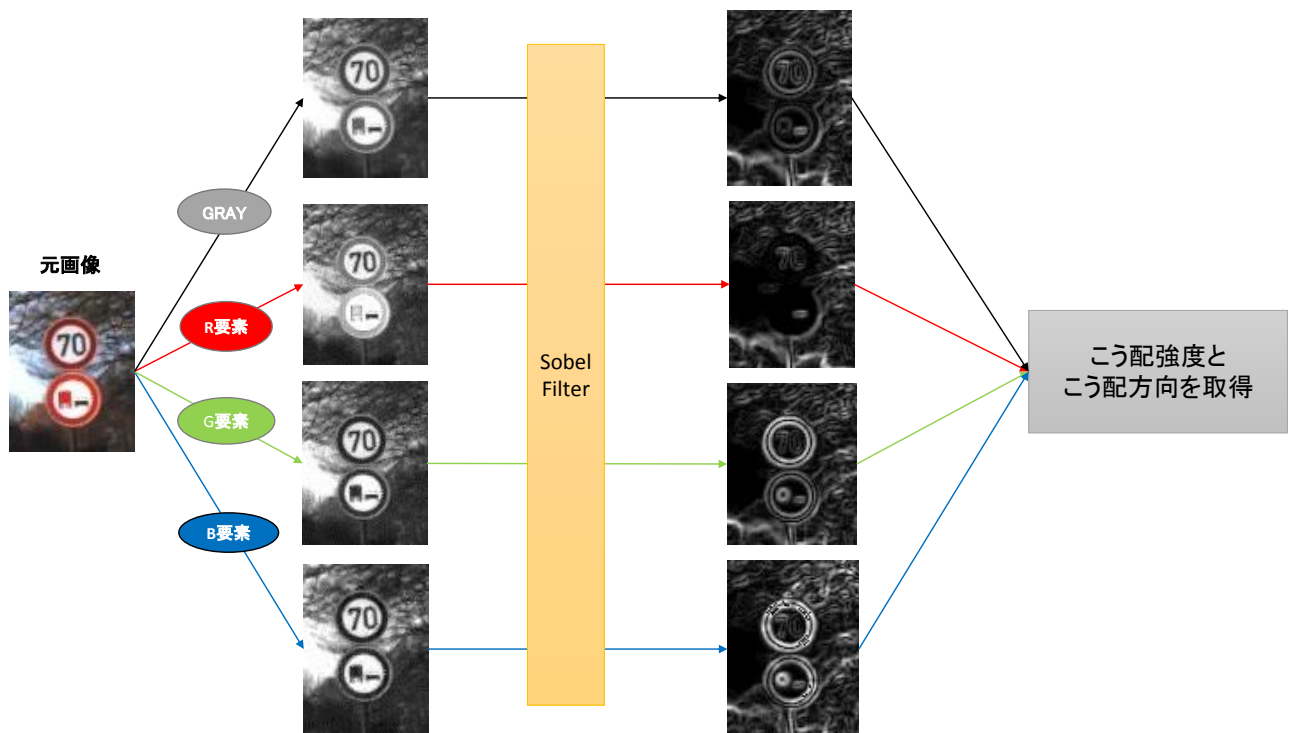


図 3.5: 前処理の流れ

### 3.3 Merlin-Farber Hough 変換 (Merlin-Farber Hough Transform : MFHT) による標識候補領域検出

本手法では、車両前方画像から標識を検出するために Merlin Farber Hough 変換 (MFHT) のアルゴリズムを応用する。MFHT は 2 値の入力画像から、任意の図形を検出する図形検出手法で、一般化 Hough 変換の一種である。一般化 Hough 変換は図形の欠落やノイズに対して頑健な手法として知られている。MFHT は 2 値画像を対象とした図形検出のテンプレートマッチングの高速化アルゴリズムとして用いられている。一般に入力画像の図

### 3.3 Merlin-Farber Hough 変換 (Merlin-Farber Hough Transform : MFHT) による標識候補領域検出10

形は、大きさ、位置、回転などの幅広い自由度を伴っているため、テンプレートに対して様々な変換を行いながら、入力画像との適応度を調べる必要がある。本手法では、円形、正三角形、逆三角形、四角形、八角形の 5 種類の標識を検出する。本手法における MFHT の流れを以下に示す。

1. 検出対象とする形状のテンプレート（形状の輪郭画素系列）上の 1 点を代表点に設定する。歪んだ標識や回転を伴う標識を検出するために、テンプレートには一定範囲の回転を加える。
2. 代表点に対して点対称なテンプレートを求める。
3. 代表点を入力画像の各画素に重ね合わせながら、テンプレートを形成する画素とその周囲 4 - 近傍画素を、Hough 空間上に投票する。近傍画素への投票によって、傾きに起因する形状変化を伴った標識を検出できるようにする。また、多値画像に MFHT を適用するために、Hough 空間に投票する値は前処理で算出した Gray, RGB それぞれ 4 つのこう配の強度とする。投票処理の削減及び精度向上のために、重ね合わせた点とテンプレート上の点それぞれのこう配の向きを 16 方向に量子化し、向きが一致した場合にのみ投票を行う。
4. 指定された個数の Hough 空間の投票値の極大点をテンプレートの代表点の位置として検出する。
5. 検出されたテンプレートの大きさから、標識候補領域を決定する。

このとき、MFHT で使用したテンプレート画像は円形、正三角形、逆三角形、四角形の 4 種類の形状を作成し、八角形のテンプレートは円形の形状と類似しているため削減した。また手順 3 で、こう配方向を 16 方向に量子化し向きが一致したもののみを投票することで、検出対象の標識と異なる形状のテンプレートを使用した場合の投票をなくすことができ、投票処理の削減及び精度向上を図った。投票値として Gray と RGB 各要素から抽出したこう配強度を用いることで、標識の色特徴とエッジの形状特徴を利用した検出を行っている。さらに、テンプレートに回転を加えたものを用意した。これにより、経年劣化や撮影時の環境によって標識の傾きが発生した場合も考慮した。回転を加えたテンプレートは、実際の標識の傾きを考慮して、 $\pm 2$  度、 $\pm 4$  度回転させたものを作成した。四角形のテンプレートを用いる時のみ、図 3.2 の Sobel フィルターでは斜め方向の勾配が取りにくいいため、入力画像・テンプレート共に 45 度回転させたものを使用した。各テンプレートのサイズは、使用するデータセットに含まれる標識のサイズに合わせて作成した。MFHT のアルゴリズムで三角形を検出する場合の例を図 3.6 に示す。

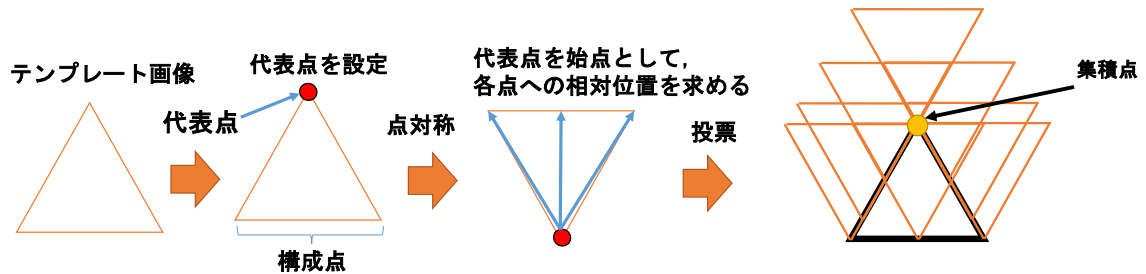


図 3.6: MFHT のアルゴリズム

### 3.4 Hough 空間の平滑化

Hough 変換で得られる Hough 空間は 4-近傍で投票を行っているため、本当の標識候補ではない極大点が候補点として検出されてしまい、後の処理に要する計算時間が増大する。無駄な処理の計算時間削減のため、Hough 空間に対してカーネルサイズ  $3 \times 3$  の移動平均フィルタによって平滑化を行い、極大点の削減を行う。

### 3.5 極大点の取得

平滑化後の Hough 空間から、標識の候補点となる極大点を取得する。極大点とは 8-近傍に中心点より大きい投票値がない点のことである。極大値検出を行うことで道路標識が複数ある場合にも対応出来る。本研究では計算時間削減のため、極大値が一定のしきい値以下の極大点は取得しないようにした。極大点の座標と MFHT で使用したテンプレートの大きさから、標識候補領域を決定する。

### 3.6 特徴抽出

抽出された各候補点の周辺領域から特徴抽出を行う．本手法では，特徴量に濃度こう配ヒストグラム特徴（HOG）[13] を累積強度画像 [14] を用いて抽出する．濃度こう配特徴の抽出において，ブロック内に存在するこう配強度を方向毎に総和計算する必要がある．総和計算を高速に実装するために，本手法では累積強度画像を方向毎に作成している．累積強度画像は以下の式 (3.3) で定義される．

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (3.3)$$

ここで， $ii$  は累積強度画像の画素の値を表し， $i$  は総和計算の対象となるこう配強度画像の画素の値である．こう配強度画像とは，32 方向に量子化したこう配強度値を方向毎に格納し，異なるこう配方向を持つ画素は値を 0 とした画像である．また，累積強度画像の各画素の値は，以下の式 (3.4) により計算される．

$$ii(x, y) = i(x, y) + ii(x - 1, y) + ii(x, y - 1) - ii(x - 1, y - 1) \quad (3.4)$$

こう配強度画像中の任意の矩形領域中に存在する値の総和を累積強度画像の 4 点の値の加減算により求めることが可能となる．原画像に対し，ノイズ除去のための平滑化処理を行い，Sobel オペレータによりこう配を抽出する．次に，こう配方向毎に累積強度画像を作成し，各累積強度画像を用いて濃度こう配ヒストグラム特徴を抽出する流れとなる．本研究では，最初に候補領域を  $5 \times 5$  のブロックサイズで分割し，各ブロックに対して 32 方向の特徴を求め，800 次元 ( $5 \times 5 \times 32$ ) の濃度こう配ヒストグラムを取得する．次に加重フィルタ  $[1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$  を各方向に掛けることで濃度こう配ヒストグラムを 32 方向から 16 方向に削減し，400 次元 ( $5 \times 5 \times 16$ ) の特徴ベクトルを取得する．

### 3.7 SVM による評価

サポートベクターマシン (SVM)[15] とは 2 クラスの分類を行う学習機械であり，現在知られている多くの手法の中でも性能の優れた学習モデルの一つであると考えられている．与えられた学習サンプルのなかで，サポートベクトルと呼ばれるクラス境界近傍に位置する学習サンプルと識別面との距離であるマージンを最大化するように分離超平面を構築しクラス分類を行う．従来パターンの認識手法と比べ，高い汎化性能を持ち，2 次の凸計画問題として定式化されるため学習の結果，最適解を得ることが出来るという特徴を持つ．

SVM の識別関数は以下の式で表される.

$$g(x) = \sum_{j=1}^d w_j x_i + b \quad (3.5)$$

ここで  $x_i$  は訓練データ,  $w_i$  は重みと呼ばれるパラメータで, ベクトル表示した  $\mathbf{W}$  を重みベクトルと呼ぶ.  $b$  はバイアス項と呼ばれるパラメータである. この識別器の  $f(x) = 0$  を満たす点の集合 (識別面) は,  $d - 1$  次元の超平面となる.

図 3.7 に SVM の概念図を示す. SVM は超空間内で 2 クラス分離する超平面を求める. この内, マージンが最大となるような超平面を求め,  $WX + b = 0$  を最終的な分類決定境界とする. また  $WX + b = 1$  および  $WX + b = -1$  上の訓練データをサポートベクトルと呼ぶ.

この SVM を用いて各標識候補の評価を行う. あらかじめすべての形状の標識のこう配特徴を取得しておき, SVM で標識・非標識を学習しておく. 学習した特徴と各標識候補領域の特徴を用いて, SVM により標識・非標識らしさの評価値を取得する. 算出した評価値の高い順番に, 各標識候補を標識・非標識を判断し, 第 4 章で述べる評価方法を基準に判断する.

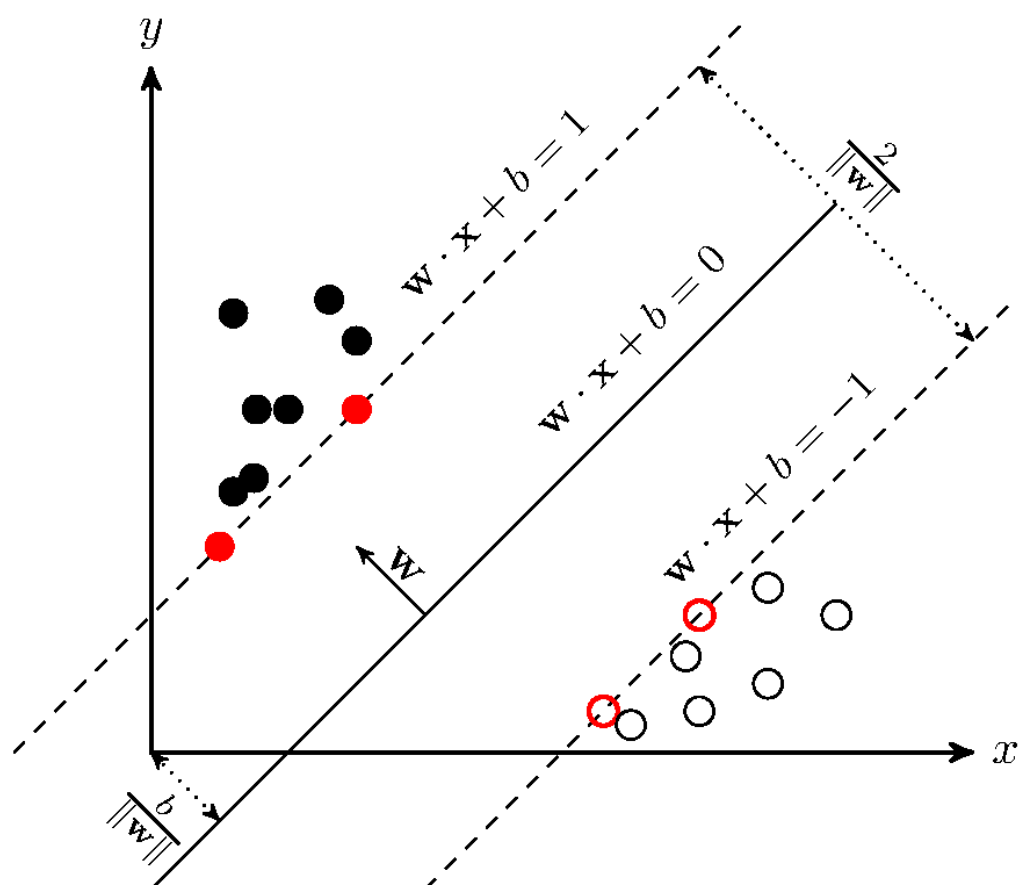


図 3.7: SVM の概念図

## 第 4 章

# 評価実験

第 3 章で示した提案手法の，道路標識検出性能を評価する．以下に詳細を述べる．

### 4.1 データセットの詳細

評価実験に用いる標識を含んだ車両前方画像として，IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2013(IJCNN2013) で提供された，The German Traffic Sign Detection Benchmark(GTSDB) データベースを使用する．GTSDB の概要を以下に示す．

- $1360 \times 800$  pixel の 900 画像が含まれており，600 画像が学習用画像，300 画像が評価用画像として与えられる．
- 時間帯や天気によって起こる様々な照明条件の下で撮影された道路標識が含まれる．
- ドイツの道路標識 (43 クラス) を含む．
- 1 画像中に 0 個～4 個までの標識が含まれる．
- 画像内の道路標識の大きさは  $16 \times 16$  pixel ～  $128 \times 128$  pixel まで存在する．
- 画像内の標識の正解領域が与えられる．

標識の全クラス一覧を図 4.1，データセットの画像例を図 4.2 図 4.3 に示す．





図 4.1: 標識一覧



図 4.2: データセット画像例 1



図 4.3: データセット画像例

## 4.2 実験概要

上記のデータセットの評価用画像 300 枚を入力画像として検出実験を行う．データ内のサンプル数は，学習用画像 600 枚の内に標識サンプルが 852 個・非標識サンプルが 1700 個，評価用画像 300 枚の内に円形標識が 227 個・正三角形が 63 個・逆三角形が 30 個・四角形が 31 個・八角形が 10 個の合計 361 個の標識が含まれている．特徴ベクトルとして 400 次元の濃度こう配特徴を使用し，分類器には SVM，カーネルには RBF を使用する．検出成功の評価基準は， $S$  を検出した対象領域の画素群， $G$  を与えられた正解領域の画素群としたとき，重なり率が式 (4.1) を満たす時のみ検出成功とする．

$$\text{重なり率} : \frac{|S \cap G|}{|S \cup G|} \geq 0.6 \quad (4.1)$$

また，検出率は検出成功数と正解標識数を用いて式 (4.2) で求める．

$$\text{検出率 (\%)} = \frac{\text{検出成功数}}{\text{正解画像数}} \times 100 \quad (4.2)$$

また，SVM による各標識候補領域の出力評価値の順位を RANK と定める．例えば，RANK1 とは最も評価値の高い候補領域を示し，その候補領域が標識かどうかを式 (4.1) の基準により判定する．今回は MFHT 時の各テンプレートごとに標識候補領域を 50 個ずつ出力し，SVM によって出力された評価の内，RANK5, RANK10, RANK20, RANK30 までに標識が検出されているかを判定した．

## 4.3 結果と考察

提案手法の検出率を表 4.1 に、検出率のグラフを図 4.4 に示す。また色情報の有無による検出率の違い、全画像探索手法との検出成功率の違いのグラフをそれぞれ図 4.5、図 4.6 に示す。表 4.1 はそれぞれの形状に対して RANK 毎の検出率を示している。表中の  $\infty$  は MFHT の時の標識候補検出率を示している。成功画像例を図 4.7・図 4.8・図 4.9 に、失敗画像例とそのこう配画像をそれぞれ図 4.10・図 4.11、図 4.12・図 4.13 に示す。図 4.7 は対象の標識が斜めに撮影された場合の検出例、図 4.8 は対象の標識にぼけが含まれる場合の検出例、図 4.9 は対象の標識に回転が含まれる場合の検出例である。それぞれ黄色の矩形で RANK5 までの領域を示している。評価実験の結果、RANK30 までを対象とした時の検出成功率は全体で 90.9% であった。また、各形状の検出率は円形が 95.2%，正三角形が 87.3%，逆三角形が 70.0%，四角形が 83.9%，八角形が 100% となった。逆三角形以外の標識はほぼ 85% を超える結果であった。実験結果より、提案手法によって様々な状態・形状の標識を同時に検出できることが確認できた。また、図 4.5 より色情報を加えたことによる検出成功率の向上が確認できた。図 4.6 からは、MFHT によって負例のバリエーションが限定されることで、より簡単な学習辞書であっても検出が可能となることが確認できた。次に、正解画像例の図を見ると、ぼけ、傾き、回転、標識のサイズ等に差がある状態であっても検出できることが確認できた。MFHT の手順 3 において、16 方向に量子化したこう配の向きに条件を設けて投票を行う処理について考察する。それぞれのこう配の向きが一致した場合にのみ投票を行ったため、代表点周辺以外の無駄な投票を避けることができたと共に代表点周辺に投票が集まり、ある程度の精度を実現できたと考えられる。また、MFHT においてテンプレートに一定範囲の回転を加える処理について考察する。実際の標識の歪みや傾きを考慮してテンプレートに回転を加えたことで、正面で撮影されなかった標識も検出可能になったと考えられる。しかし同時に、画像内の車・木々・空に対して誤検出する結果も多く見られた。

失敗画像例について、図 4.10 は三角形標識が 2 つあるが、1 つしか検出できていない。図 4.11 中の標識のこう配を見ると、検出失敗の標識はエッジのこう配が薄くなっていることが分かる。また図 4.12 の 2 つの標識についても検出することができなかった。図 4.13 中の標識のこう配を見ると、逆光かつ日陰に標識があることによって、エッジが薄くなっていることが分かる。以上より、標識候補検出段階においてこう配強度を投票値に使用しているため、こう配強度が低いものは検出が難しくなっている。前処理のコントラスト強調だけでは様々な環境の標識のエッジを必ず取得できるとは言えない。また、誤検出が多い原因として、木々などの背景部分で投票条件がうまく機能していないことが考えられる。木々などはこう配の向きが不規則であるため、投票条件に一致してしまい標識の代

表点以外の場所へ投票される．特に，斜め方向のこう配方向をもつ標識の検出率が少し低い理由は，背景部分に多く投票されてしまうためと考えられる．これは領域の外側が黒っぽく，内側が白っぽいという標識と似たこう配であるため，SVM による評価値が高くなり，誤検出してしまったと考えられる．これらに対して，背景の除去を考慮した前処理の検討などが必要である．

処理速度については，一枚につき 2～3 分ほどであった．CPU は Intel Core 2 Quad 2.66GHz を使用した．これは，本研究で使ったデータセットの解像度が  $1360 \times 800$  pixel と高く，MFHT や領域走査を伴う処理に時間がかかってしまう．また，検出された全ての候補領域に対して特徴抽出を行っており，無駄な処理が多いことも原因であると考ええる．実際の車載カメラに実装しようとするとき，並列化などの処理速度の高速化などが必要になってくるため，検討する必要がある．

表 4.1: 候補検出率 (%)

RANK	円形	正三角形	逆三角形	四角形	八角形	全体
5	87.2	79.4	60.0	80.7	100	83.4
10	89.9	84.1	63.3	80.7	100	86.1
20	94.3	87.3	70.0	83.9	100	90.6
30	95.2	87.3	70.0	83.9	100	90.9
$\infty$	96.9	92.1	76.7	90.3	100	93.9

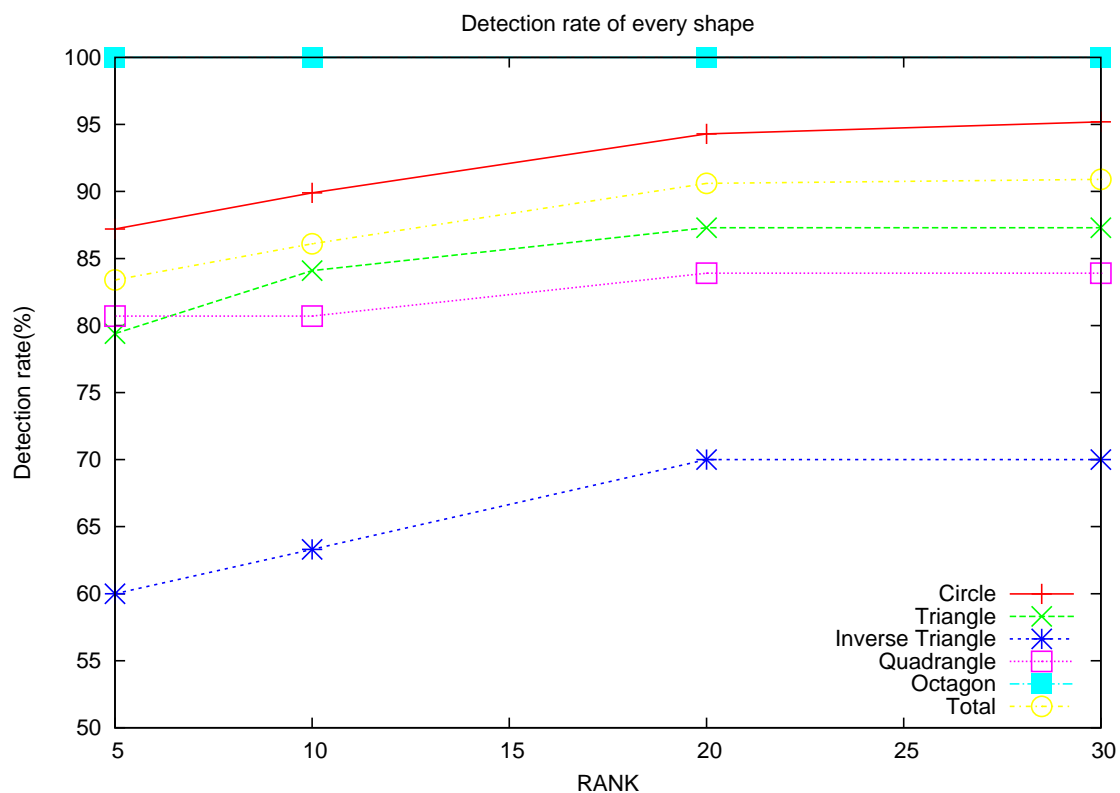


図 4.4: 形状毎の検出成功率

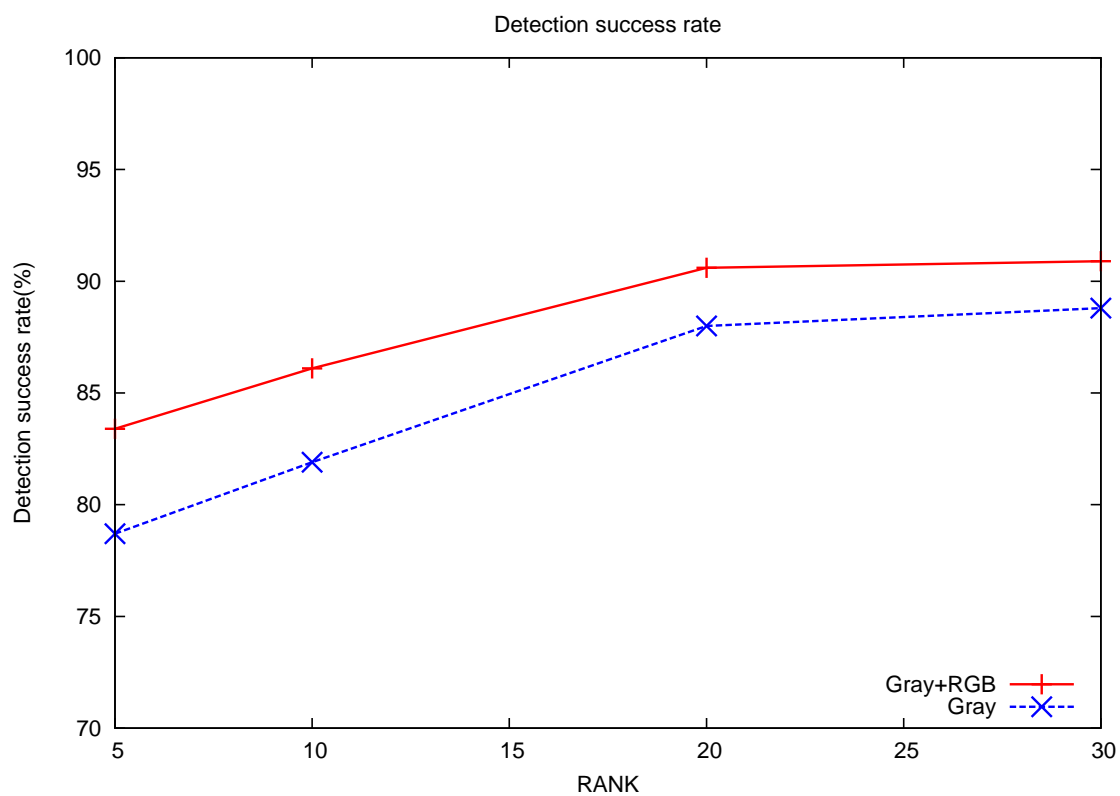


図 4.5: 色情報の有無による検出成功率



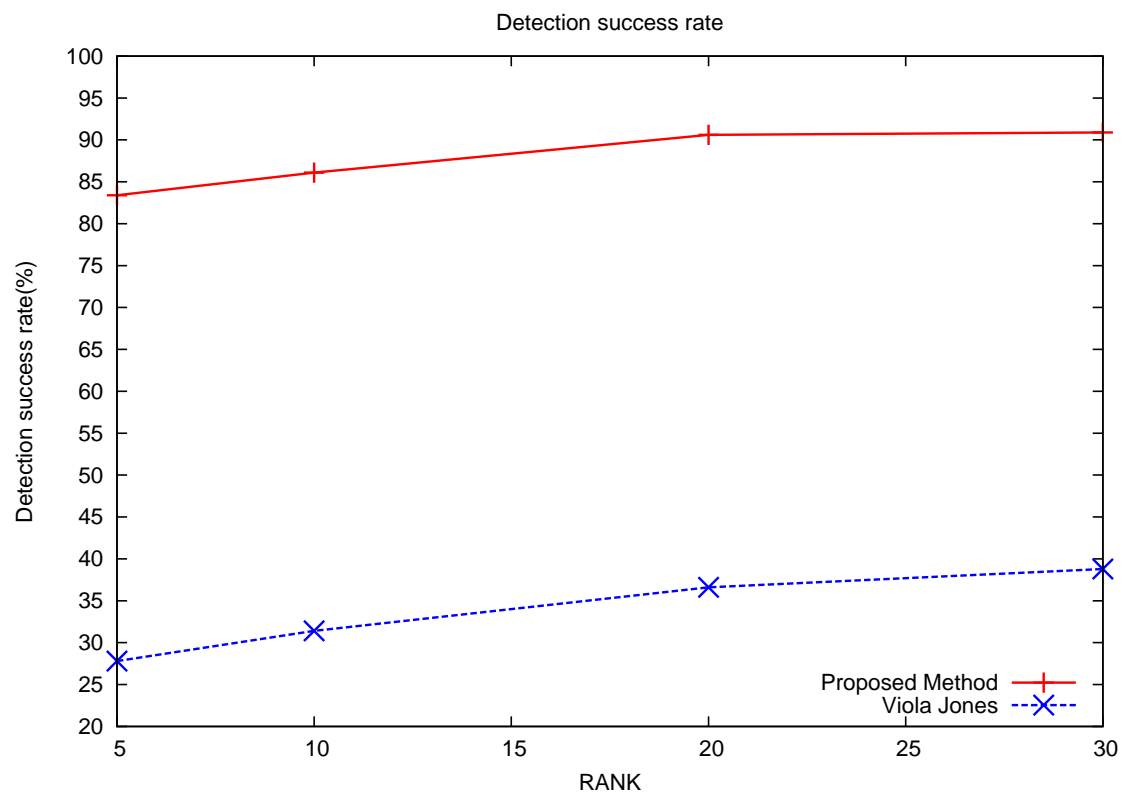


図 4.6: 全画像探索手法との検出成功率の違い



図 4.7: 傾きを含んだ標識の正解画像例



図 4.8: ぼけを含んだ標識の正解画像例



図 4.9: 回転を含んだ標識の正解画像例





図 4.10: 失敗画像 1



図 4.11: 失敗画像 1 のこう配画像





図 4.12: 失敗画像 2

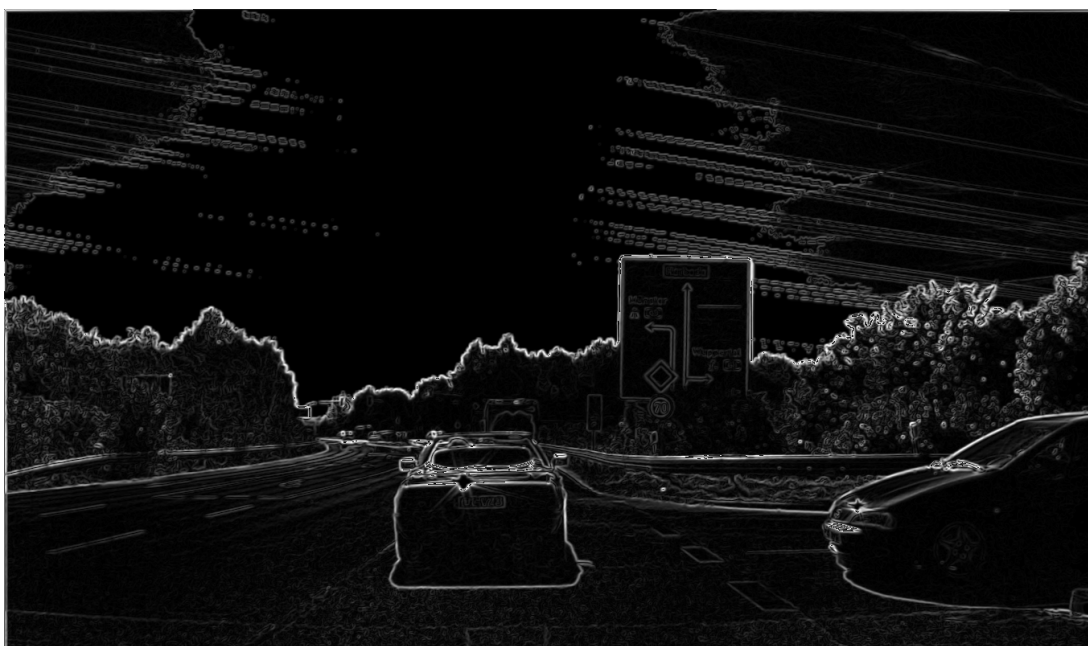


図 4.13: 失敗画像 2 のこう配画像

## 第 5 章

# まとめ

### 5.1 まとめ

本研究では，一般化 Hough 変換の一種である MFHT を用いた画像内の標識候補の検出と，濃度こう配特徴による候補の見かけ評価を組み合わせた，取りこぼしが少なく，多種形状の道路標識を同時に検出する手法を提案した．走行中の車載カメラで撮影された画像中から円形，正三角形，逆三角形（正三角形の上下反転），四角形（正方形の  $45^\circ$  回転），八角形の 5 種類の形状の道路標識を検出した．MFHT において，テンプレートに一定範囲の回転を加え，投票時にこう配の向きによる条件を設けることで，歪み，傾き，隠蔽などを含む標識が検出可能となった．公開データセットである GTSDb を用いて評価実験を行った結果，90.9% の検出率が得られた．各形状の検出率は円形が 95.2 %，正三角形が 87.3 %，逆三角形が 70.0 %，四角形が 83.9 %，八角形が 100 % であった．これにより，複数の形状の標識検出に対する本手法の有効性を確認した．

### 5.2 今後の課題

今後の課題として，より高精度な検出，様々なサンプルを学習した SVM を用いて誤検出数を減らした自動検出の実現が挙げられる．現段階では画像中の車や木々を誤検出するので，標識ではない領域を除いた候補検出手法を検討する．また，実際の車載カメラに実装しようとするとき，現在の処理速度では時間が掛かり過ぎている．画像サイズが大きすぎることや無駄な処理が多いことが理由と考えるので，処理速度の高速化を行っていきたい．

## 謝辞

本研究に関し，研究に対する基本姿勢や様々なアイデアや技術を御教授下さった木村文隆教授，若林哲史准教授，幅広い知識，研究に対する指導や取り組む姿勢，プレゼンテーション方法などをご指導いただきました大山航助教，専門的観点からの指摘など多くの事を御教授下さった三重大大学三宅康二名誉教授に深く感謝します．また，日頃いろいろとお世話になった田中みゆき事務主任，多くの有益なアドバイスやご指摘を下された研究室の先輩方，お互いに切磋琢磨し，楽しい学生生活を与えてくれた同期の皆様に感謝します．最後になりましたが，長きにわたる学生生活を支えてくれた両親に今一度の感謝を表し，本論文の結びといたします．

## 参考文献

- [1] 平成 24 年中の交通事故発生状況 (死亡事故) - シンク出版株式会社  
; <http://www.think-sp.com/2013/02/18/2012-fatal-accidents/>;
- [2] 自動車保有台数統計データ - 自動車検査登録情報協会  
; <http://www.airia.or.jp/number/index.html>;
- [3] 交通事故発生状況(警察庁) - 警察庁 ; <http://www.npa.go.jp/toukei/koutuu48/toukei.html>;
- [4] 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による道路標識検出器の構築”, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム J93-D(8), 1375-1385, August 2010
- [5] 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”, 電子情報通信学会技術研究報告, pp.181-185, 2005.
- [6] 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬洋, ”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”, 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J95-D No.1 pp.76 - 84, 2012
- [7] 伊原有仁, 藤吉弘亘, 高木雅成, 公文宏明, 玉津幸政, ”異なる部分空間における PCA-SIFT を用いた交通道路標識認識” 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌 129(5), 893-900, 2009
- [8] Yi Yang, Hengliang Luo, Huarong Xu, Fuchao Wu, ”Towards Real-Time Traffic Sign Detection and Classification”, Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on, 87-92, Oct 8-11.2014
- [9] Andreas Mogelmoose, Mohan Manubhai Trivedi, Thomas B. Moeslund, ”Vision-Based Traffic Sign Detection and Analysis for Intelligent Driver Assistance Systems: Perspectives and Survey”, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 13(4), 1484-1497, Nov 27 .2012
- [10] Sebastian Houben, Johannes Stallkamp, Jan Salmen, Marc Schlipsing, Christian Igel, ”Detection of Traffic Signs in Real-World Images: The German Traffic Sign Detection Benchmark”

- [11] H.Fleyeh, "Traffic Sign Recognition by Fuzzy Sets." Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE, Eindhoven, pp.422-427, June 2008.
- [12] David G. Lowe. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." Journal of Computer Vision, 60, 2, pp.91-110,2004.
- [13] TetsushiWakabayashi, Shinji Tsuruoka, Fumitaka Kimura, Yasuji Miyake : " Increasing the feature size in handwritten numeral recognition to improve accuracy" , Systems and Computers in Japan, Volume 26 Issue 8, pp.35-44, 1995
- [14] [13] VIOLA, Paul; JONES, Michael J : "Robust real-time face detection.", International journal of computer vision, 57.2: 137-154, 2004
- [15] Chang, Chih-Jen Lin : " LIBSVM:a library for support vector machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology" , 2:27:1:27:27,2011. Soft- ware available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>