

# 交通標識の学習と識別

齋島 彰一† 中川 史唯‡

東京工科大学 中野馨研究室

## はじめに

センサーとしてカメラなどを用い画像から情報を得ることを考えた場合、変換を行う過程でどのような情報を取得することができるか。また、変換を行った画像に対してどのような処理を施せばその画像にあるものを見分けるのに有用な情報を取り出すことができるかを検討する。判別対象一つにつき画像を数枚用意し、それを数種類用意する。そして、その特性を見分ける時にはどのような変換・処理が有効であるかの方法について論じる。今回はその対象の画像として交通標識を使用し、これを画像から取得したデータをもとに学習を行い、判別を可能にする。

## 画像にかける変換

判別する対象画像に対して数種類の変換を相互にかけることでよりよい情報を取り出せるようにしていく。今回、実際に使用する画像変換としては以下のような変換を使用する。

1. 二次微分
2. 横一次微分
3. 縦一次微分
4. 二値化
5. 反転
6. 細線化
7. 色画素分離二値化
8. 画像合成

## 画像から抽出するデータ

また、今回使用する性質としては、形状などの幾何学的性質、色などの光学的性質、分散やベクトルなどの数学的性質を情報として使用する。それらを用いて実際に画像から取得するデータとしては以下のものを使用する。

1. オイラー数
2. 連結数
3. 連結数付随のデータ
4. 重心からの各軸分散
5. 重心からの各軸モーメント
6. 黒画素の量

以上の画像変換と取得するデータを相関図で示すと図1のようになる。

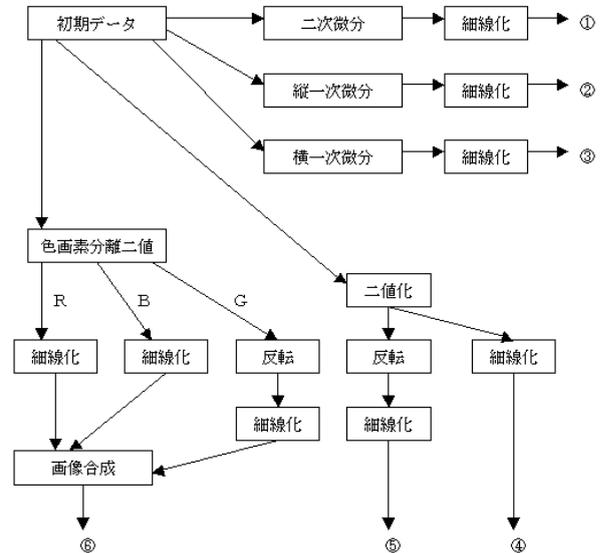


図1. 相関図

この図では矢印がデータの流れを表しており、四角で囲まれたものが前出の処理を示している。また、矢印の先が数字になっているものは画像の最終的な出力を表している。この最終的な出力となっている画像からデータを取得し学習を行うことで対象の判別を行う。また、以上のような処理を施したときに、実際の画像がどのように変化しているかを次に示していく。

## 実画像の変換

実際の画像に上記の相関図をもとに前出の変換をかけていき、どのように画像が変換されるかを以下に示す。

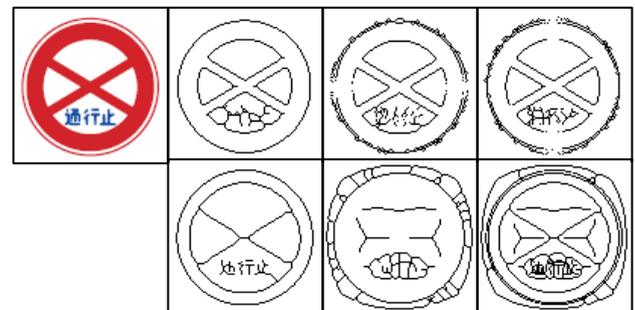


図2. 変換画像

左上画像が初期画像となっており、その左にある画像が、左から図1での出力画像 ① ~ ⑧ になっており、下段の画像が左から図1での出力画像 ⑦ ~ ⑧ に

なっている。以上のように変換後の6枚の画像に対して数値処理を行うことで前出の判別用のデータを取り出すことになる。実際に先ほど変換された画像ではどのようなデータが取り出せたのかを次に示していく。

### 実画像からの取得データ

先ほどの画像から取り出したデータを、表にしたものを以下に示す。

	画像	画像	画像
オイラー数	1.35	1.34	1.33
連結数	5	26	22
一連結最大面積	0.7832	0.3913	0.3731
最大面積X軸	0.88	0.91	0.41
最大面積Y軸	0.89	0.43	0.91
分散X軸	0.003595	0.005751	0.005913
分散Y軸	0.00364	0.00604	0.00593
分散の釣合X軸	0.000011	0.000108	0.000056
分散の釣合Y軸	0.000212	0.000659	0.000567
黒画素の量	0.0671	0.0906	0.092
	画像	画像	画像
オイラー数	1.44	1.28	1.85
連結数	6	5	7
一連結最大面積	0.819	0.9312	0.9312
最大面積X軸	0.91	0.97	0.97
最大面積Y軸	0.9	0.96	0.96
分散X軸	0.004357	0.008028	0.0113
分散Y軸	0.004357	0.008034	0.011617
分散の釣合X軸	0.000054	-0.000283	0.000199
分散の釣合Y軸	0.00053	0.000754	0.001508
黒画素の量	0.0664	0.0957	0.1533

表1. 取得データ

以上が学習に使用するデータとなる。また今回の実験ではこのデータを全て使用した場合とある程度学習効果を期待し、選択したデータを用いて学習を行った場合で二種類の実験を行っている。

### 学習アルゴリズム

取得データからの標識の識別、学習という部分にバックプロパゲーション法という学習方式を用いている。以下がその学習方法の様子を簡略化した図であ

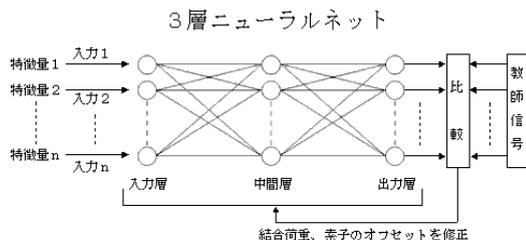
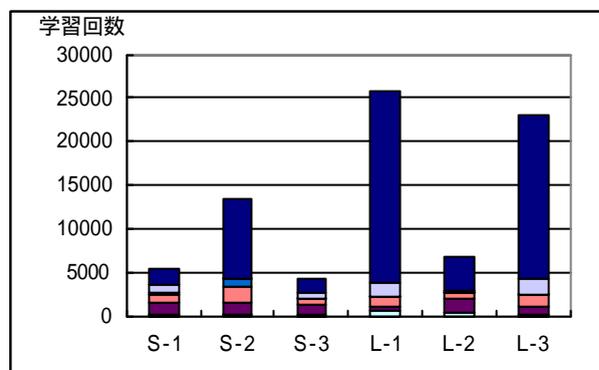


図3. 学習用ニューラルネット

このバックプロパゲーション法は3層以上のニューラルネットを使用して行う学習であり、ニューラルネットの各素子はオフセット、結合線は結合荷重を持っている。始めはそれぞれランダムな値で初期化されており、このネットワークに対して望みの出力を出力層から取り出せるように結合荷重やオフセットを変更していくことで学習を実現する。以上がバックプロパゲーションを用いた学習である。今回は前出のデータを入力として、学習を行わせることで入力された画像がどの標識であるかの判別を行えるようにする。

### 実際の学習状況

前出のようにして実際の標識9種類からデータを取得し学習を行った。その時のどの標識にどの程度の学習回数が必要だったかをグラフ化したものを以下に示す。



グラフ1. 学習回数

上記のグラフではS1-3が取得データを選択し、学習を行った場合。L1-3が前出の取得データ全てを使い学習を行った場合の学習回数の合計である。棒グラフが長いほど学習が収束するまでに試行が必要であったことを表している。学習に使用する初期パラメータがランダムなため結果にばらつきが出てはいるが、学習用に多くのデータを使用の方が学習回数が多く必要なことがみてとれる。しかし少ないパラメータを使用した場合でもS-2のように学習回数が多くなってしまいう場合も存在することが確認できた。

### 考察

対象とする画像によって有効となる変換の種類が異なってくるが、本研究では交通標識という比較的判別が容易であるようにつくられているものが対象であったので十分に特長の抽出や学習が可能であった。実際の判別をする際にどの特徴に重さを置くかで判別の確実性がかわってくるが、そのなかでもオイラー数などは特徴としては比較的性質のよいものであり判別に十分有用であることが確認できた。