

IV-42

画像データによる車種判別に関する研究

新日本製鉄 正員 中井幸治

北海道大学 正員 中辻 隆

北海道大学 正員 萩原 亨

1. はじめに

本研究は、画像データを用いて車種をパターンとして判別するシステムの開発を行うことを目的としている。2方向から撮影した画像の特徴量を用いて車種を判別するシステムにニューラルネットワークモデルの優れた特性を導入することにより、システムの高度化をはかることを主な内容とする。

2. 画像処理

表-1に示す7台の車両を判別対象として、カメラから車両までの距離が15(m)～35(m)の区間において車両後部の撮影を行った。撮影した画像のデジタル化については、標準化を128*128画素で、量子化を6bit(64階調)で行った。映像信号には輝度信号を用いた。写真-1に、15(m)地点における各車両のデジタル画像を示す。写真中の車両は、表-1の順に従い左から縦の順に並べている。車両部分の抽出は、車両を含まない背景画像との輝度値の差を利用して行った。さらに、平滑化→尖鋭化→2値化→図形融合→小成分除去の処理を施し、車両を2値の面図形として抽出した。カメラからの距離に比して大きさの正規化も施した。

3. パターンマッチングによる車種判別

3.1 テンプレートマッチングによる判別

距離15(m)地点における画像を標準パターンとして、データベースを作成した。未知パターンは、距離20, 25, 30, 35(m)地点の画像である。パターンはすべて面図形として抽出した2値画像である。データベースと照合される未知パターンのテンプレートは、128*128画素フレームの中央の112*112画素とした。画像には位置の正規化も施してあるのでサイズとしては十分である。判別結果を表-2に示す。

3.2 特徴量のマッチングによる判別

表-3に示す10種類の形状特徴を計測し、各パターンを10次元の特徴ベクトルとして表現した。マッチングには最近隣法を用いた。データベース化した各標準パターンの特徴ベクトルと、未知パターンの特徴ベクトルの距離を計算し、その距離が最小となるパターンに未知パターンを分類する。距離にはユークリッド距離を用いた。表-4に判別結果を示す。

3.3 結果分析

2つのパターンマッチング手法による車種判別の結果を以下にまとめる。

- 1) パターンマッチングは近距離においては有効
- 2) 特徴量のマッチングでは、普通車の判別は困難
- 3) 単眼視の限界

表-1 判別対象一覧

車種	車名	略記
トラック	NISSAN アトラス	TR
ジープ	NISSAN サファリ	SF
ワゴン	NISSAN バネアット	WG
普通車 1	TOYOTA セリカ	XX
普通車 2	TOYOTA カリーナ	ED
軽自動車	SUZUKI アルト	K
自動車	HONDA V T 250	BK

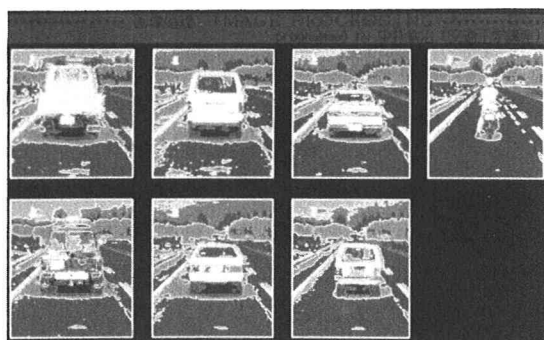


写真-1 車両のデジタル画像

表-2 テンプレートマッチングによる判別結果

距離\車種	TR	SF	WG	XX	ED	K	BK
20(m)	TR	SF	WG	XX	ED	K	BK
25(m)	TR	SF	WG	XX	ED	K	BK
30(m)	TR	TR	TR	XX	XX	K	BK
35(m)	TR	SF	TR	XX	ED	K	BK

4. 2方向監視型ニューラルネットワークモデルによる判別

2方向からの画像情報を入力して車種の判別を行うためのバックプロパゲーションモデルを図-1のように構築した。入力層を2つ有する3層構造のネットワークであり、1つめの入力層には車両後部の画像から得られる表-3に示す10次元の特徴ベクトルが、同様に2つめの入力層には横方向からの画像の10次元の特徴ベクトルが入力される。

パターンマッチングにおいては、各車両ごとに標準パターンを1つだけデータベースに蓄えていたが、カメラと車両の距離が長くなった場合に、標準パターンは果たして“標準”でありえるのかという問題があった。ニューラルネットワークモデルの学習特性は、この問題の解決に有効にはたらく。ネットワークの収束に用いる学習データには、パターンマッチングに使ったすべての標準パターンと未知パターン、計35パターンを用いた。パターンマッチングにおいては15(m)地点以外のパターンを未知パターンとしていたが、このモデルにおいては学習の効果により未知パターンではなくなる。このことは、車両1台につき標準パターンを5つ有することと等価であり、従って、距離に影響されない判別が行えるわけである。

パターンマッチングにおいて同等のことをするのならば、データベースは膨れ上がり、データ照合に膨大な時間を要する。このことは車両台数が増えればなおさらである。これに対してニューラルネットワークモデルは、判別の際にデータを照合するといった操作は行わないので、多量の画像データを必要とする車種の判別といった問題への適用にとっても有効なわけである。未学習データにはランダムな地点における画像を1台につき5パターン、計35パターンを用いた。

2方向監視型ニューラルネットワークモデルによる判別結果を表-5に示す。比較のため、表-6には、横方向の画像情報を用いていない1方向監視モデルによる判別結果を示す。表中には、各車両の5つの未学習データがどのように判別されたかを、車両に割り当てた番号を列記して示している。正しく判別された場合には、“_”を記入している。2方向監視型にすることにより判別能力が大幅に向上していることがわかる。

5. まとめ

本研究は、従来の手法の判別能力の限界を打破するために、ニューラルネットワークモデルの優れた特性を導入し、システムの高度化をはかったものである。以下に、本研究の成果をまとめる。

- 1) 交通の分野において必要な画像認識技術及びその手順の蓄積を進め、プログラム化した。
- 2) パターンマッチングは近距離の車種判別に有効であった。
- 3) 距離に影響されない車種の判別法として2方向監視型のバックプロパゲーションモデルを提案した。

表-3 計測した形状特徴

1	面積	最大	長	長
2	絶対	方向	最大	長
3	水垂	向	最大	長
4	垂	向	最大	長
5	コ	向	最大	長
6	周	向	最大	長
7	水	向	最大	長
8	垂	向	最大	長
9	ビ	向	最大	長
10	円	向	最大	長

表-4 特徴量のマッチングによる判別結果

距離 \ 車種	TR	SF	WG	XX	ED	K	BK
20(m)	TR	SF	WG	ED	ED	K	BK
25(m)	TR	SF	WG	ED	ED	K	BK
30(m)	TR	SF	WG	ED	ED	K	BK
35(m)	TR	SF	WG	ED	ED	K	BK

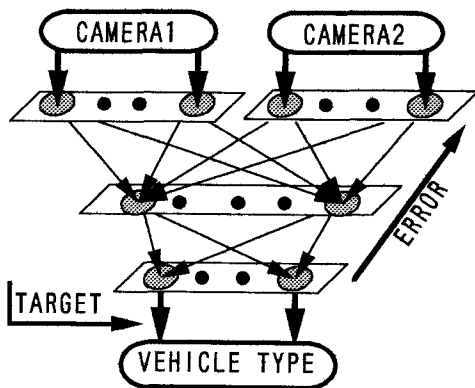


図-1 2方向監視型ニューラルネットの概念図

表-5 結果（1方向）

車種	出力
TR	1 3 3 3 -
SF	2 - - - 3
WG	3 - - - -
XX	4 - - - -
ED	5 4 - - -
K	6 - - - -
BK	7 - - - -

表-6 結果（2方向）

車種	出力
TR	1 - - - -
SF	2 - - - -
WG	3 - - - -
XX	4 - - - -
ED	5 4 - - -
K	6 - - - -
BK	7 - - - -