単純な構造解析とニューラルネット解析の統合による他船舶実画像からの船種識別システムの開発

静岡大学大学院 理工学研究科 システム工学専攻
若林研究室 50830176 永井義宏

1 序論

人間が有する高度な画像認識能力を機械あるいはコンピュータによって実現しようとする画像処理技術は近年，産業・医学・農業と分野を問わず広く応用されている．

このような画像認識の処理の手順は，画像データ中から認識対象の特徴抽出を行い，その結果を構造情報として処理し認識するというのが一般的である．しかしその特徴抽出が困難な場合にはどう対処したらよいのかという問題もあり，特徴抽出以外のアプローチも必要になってくる．

画像認識のアルゴリズムの一つにニューラルネットワークを利用した解析がある．この解析法を用いることにより，認識対象の構造情報とは違う情報 (例えば画素情報) から解析が可能になる．しかし，ニューラルネットワークによる解析はネットワーク自体がブラックボックスのため，常にあいまいさが残る．そこに単順な構造解析の結果を用いればそのあいまいさをある程度は軽減できるはずである．

本研究では，船舶実画像に対象を限定し，特徴抽出による単純な構造解析にニューラルネット解析を加えて総合的に船種を識別する手法を提案する．

2 システムの概要

本システムの流れを図 1 に示す．

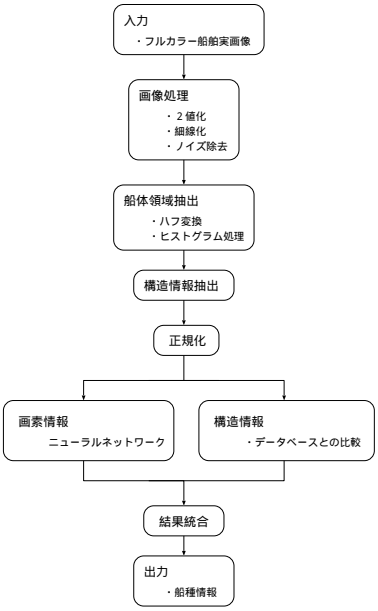

図 1: システムの流れ

前処理段階においては，まず入力画像を 2 値画像に変換する．2 値画像に変換する際には白黒階調画像 (グレイ画像) に一度変換してから，エッジ処理を施す．また，船体領域を抽出しやすくするために細線化とノイズ除去を行なう．こうして得られた 2 値画像から，船体領域を抽出する．この抽出には直線成分を抽出するのに優れたハフ変換のアルゴリズムと画素情報をヒストグラム化した情報に基づいて行われる．そしてこの船体領域画像から，画素情報と構造情報を抽出し船種を識別する．画素情報はニューラルネットワークで処理し，構造情報はあらかじめ作成されている船種ごとの構造情報データベースと照合することにより処理する．この 2 種類の情報より得られた結果を統合して最終的に船種を決定する．

3 特徴抽出

3.1 雑音除去

画像上に現れる雑音を除去するために中間値フィルタを用いた平滑化と画素の連結数にしきい値処理を行う連結性雑音除去を採用した．中間値フィルタは平滑化アルゴリズムの中でもエッジがぼけにくく，計算量も少ないアルゴリズムである．

3.2 船体領域抽出

構造情報と，ニューラルネットワークの入力画像を得るにはシステムの入力画像から船体領域を切り出すことが必要不可欠である．この作業を画像から直線成分を認識するハフ変換アルゴリズムとヒストグラム処理を組み合わせることによって実現している．具体的にはハフ変換によって水平船および喫水線を認識し，その情報より船体領域を絞り込み，画素のヒストグラムによってより正確に船体領域を切り出すという手法を用いている．図 2 は船体領域抽出に成功した例である．

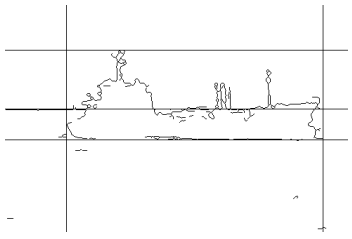

図 2: 船体領域抽出画像

3.3 正規化と構造情報抽出

構造情報をより正確に抽出するために，船体の角度を喫水線を 0 度として修正する．これを角度の正規化と呼ぶ．抽出する構造情報は比較的抽出しやすく，船種の情報を持っているであろうと考えられる以下の 3 種類に絞っている．このとき，デッキラインはハフ変換によって抽出する．

- 船体高さと全長の比率
- 船体高さと船底からデッキラインまでの高さの比率
- デッキラインより上部における構造物の密度

構造情報の抽出が終了したら，ニューラルネットワークの入力画像にするために船体の大きさと向きについて正規化をする．

4 ニューラルネットワーク

本システムにおけるニューラルネットワークは，文字認識などで実績のある 3 階層型ネットワークを採用している．学習は出力パターンと望ましい出力パターンの誤差を学習信号として入力層へと伝播させていき，結合の重みを修正していく誤差逆伝播法により行う．ネットワークの入力は画像の各ピクセル値で，出力は 0 が LNG，1 が自動車専用船，2 がコンテナ船，3 がフェリー，4 が漁船，5 が貨物船，6 がタンカーをそれぞれ意味する船種番号である．図 3 に本システムで用いた 3 階層型ネットワークのモデルを示す．実際のユニット数は入力ユニット 500，中間ユニット 150，出力ユニット 3 で処理を行っている．

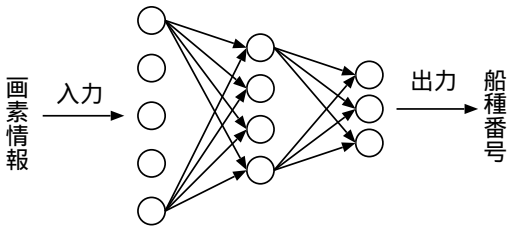

図 3: 3 階層型ネットワーク

5 統合識別法

構造情報とニューラルネットワークの識別結果を統合する方法として，それぞれの構造情報と画素情報 (ニューラルネットワーク) についてあらかじめ値に応じて各船種ごとに重みを割り当てたデータテーブルを作成しておき，そこから得られる重みを加算することにより船種識別を行う方法を考えた．この方法のねらいは，ニューラルネットワークが未知パターンを解析する際の補助的な要素として構造情報を用い，既知パターンに対してはニューラルネットワークの解答に構造情報が悪影響を及ぼさないようにするものである．

重みデータテーブルはサンプル画像から実際に構造情報を抽出し，統計的に傾向が強い値から順に高い重みを付けることで作成した．

項目1ついて

船種

	A	B	C	D	E	F
0 - 99		2	3		1	
100 - 199		1		3	2	2
200 - 299		2		3	1	
300 - 400	3		2	1		

統合結果

	A	B	C	D	E	F
項目 1		2	3		1	
項目 2	1	1	2	3		
項目 3		3	1	2		
項目 4		3	3	2		1
画素情報		3				
合計	1	12	9	7	1	1

識別結果:

第 1 位 B

第 2 位 C

第 3 位 D

図 4: 重み加算式判別法

6 実験結果

サンプル画像１６０枚における認識結果を以下に示す．船体領域については１４８枚，構造情報を抽出するためのデッキラインについては１３９枚を正確に認識し，認識率はそれぞれ９２％，８７％であった．認識に成功したサンプル画像の構造情報を元に重みデータテーブルを作成し，ニューラルネットワークの学習進行状況に対する統合結果の識別成功率を計測した．識別対象の船種は全部で 7 種類である．結果を図 5 に示す．

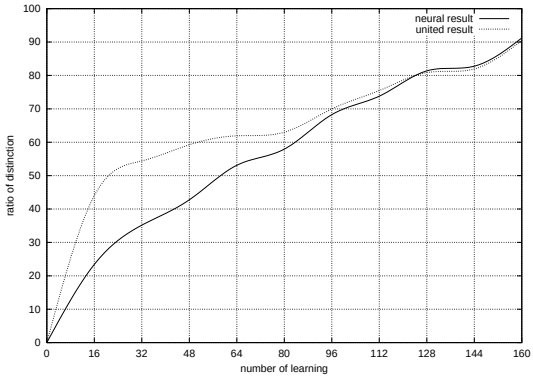

図 5: 統合結果

7 結論

図 5 より，ニューラルネットワークの学習進行度が低いときは構造情報がうまく機能して識別率を最大１０％程度上昇させていることが分かる．これよりニューラルネットワークが未知のパターンを解析する際に構造情報が有効に機能することを意味している．また学習進行度が高くなるにつれて，統合結果がニューラルネットワークの認識結果に追従し悪影響を及ぼしていないことから，本システムの統合方法は有効に機能しているといえる．