見張り支援ニューラルネットワークに関する基礎研究

稲石正明*・足立浩一*・山下千春*・杉崎昭生*

Basic Research on a Lookout Support Neural Network

Masaaki INAISHI, Kouichi ADACHI,
Chiharu YAMASHITA and Akio M. SUGISAKI

Abstract

It is an important solution to construct the lookout support neural network system for navigation at sea in order to raise a ship operation support level. This paper is concerned with a systematization of lookout function and with a picture recognition neural network system for a course and a type of ship estimation.

The neural network topology is three-layered network, which consists of 36 units for input layer, 108 units for hidden layer and 26 units for output layer. Pictures of three-dimensional computer graphics which display ten kinds of ship design drawings are used for supervised training pictures.

The summary of the results are shown below.

- (1) The lookout function which consists of a circumstances watch sub-function and a decision making sub-function is shown in a hierarchical block diagram.
- (2) Correct recognition rate of the course estimation and the type of ship estimation is 55.5% and 44.4% respectively.
- (3) Information of a navigational circumstance picture segmentation system building is obtained.

1. はじめに

船舶運航者(見張り)の視覚機能は、運航の安全を確保するために重要な役割を果たしている。知覚機能の一つである視覚機能と視覚情報に基づく意志決定機能の一部を機械に置き換えることが可能であるならば、見張り任務に対する運航者の負担を軽減することができる。本研究は、運航者の視覚機能を用いた状況監視のための情報の収集および意志決定を支援する画像認識ニューラルネットワークシステムの構築を目指したものである。

著者ら^{*)}は見張り任務で収集される情報の内容を明確にし、航海環境画像から相手船の針路を推定するプロトタイプニューラルネットワークシステムの構築を行った。システムの評価実験の結果、ネットワーク学習用のモデル船に対する針路の推定能力に比して、船種が異なる船に対する針路の推定能力が低いことを明らかにし、針路の推定能力を改善させるためには、相手船の船種を推定する必要があることを明らかにした。

船舶の運航における見張り任務は、単なる監視任務だけでなく、行動計画、評価などの意志決定までも含む総合的な任務と考えることができる。さらに、見張り任務の対象領域は、航海環境だけでなく、船体、機関、貨物などを含むと考える。このような観点から、見張り任務の機能分類、整理を行い、見張り支援の内容を明らかにすることが本研究の第一目的である。

* 正会員 東京商船大学 (〒135 東京都江東区越中島 2-1-6)

相手船の針路と船種に関する支援情報を獲得するために、相手船のシルエット画像の幾何学的特徴から針路と船種を同時に推定できるニューラルネットワークを構築する。構築したネットワークの推定能力について検討を加え、実用的なシステムの構築へ向けての知見を得ることが本研究の第二の目的である。

これらの目的を達成するために、見張り機能の明確化には、視覚の情報処理モデル⁽²⁾⁽³⁾などを参考に、階層的な分類、整理を行い、機能ブロック図としてまとめる。針路と船種の推定には階層型のニューラルネットワークを用い、学習用の教師画像には日本の代表的な大型船舶の設計図を3次元コンピュータグラフィックス化した画像のシルエット画像を採用する。シルエット画像の幾何学的特徴を入力値として、針路と船種を出力値としてニューラルネットワークに学習させる。学習済のネットワークの推定能力の検討および評価については、航海中の船舶の画像を用いて行う。

2. 見張り機能

見張り支援の機能内容を明らかにするために、人間の視覚情報の処理機能に注目して、見張り機能の分類、整理を行った。見張りの機能ブロック図を図-1に示す。見張り機能は目に対応した監視機能および脳に対応した意志決定機能に分けることができる。

監視機能には、船舶が遭遇している状況を監視する機能と、監視内容(データ)から状況の認識、理解を行う二つの機能から成り立つ。状況監視機能は、自船と相手船以外の環境(交通環境、地形環境および自然環境)の監視、相手船の監視および自船の船体、機関、貨物状態などの監視機能から成る。相手船監視機能では主として相手船の探索、追跡および衝突回避のための遭遇予測を行う。状況認識・理解機能では、状況監視機能で得られた情報をもとに、あらかじめ設定されている状況モデルとの照合(状況モデル照合機能)を行い、あるコード体系で状況

図-1 見張り機能

の記述(状況記述機能)を行う。本研究で構築する針路と船種の推定ニューラルネットワークは、相手船監視機能と状況認識・理解機能の一部に対応する。意志決定機能は、安全で効率的な運航を行うための行動計画を行う機能および選択した行動内容などの評価を行う行動評価機能から成る。行動計画機能では、状況の認識・理解機能で得られた状況記述結果と状況監視機能で得られた情報をもとに取るべき行動計画を設定する。行動計画機能として、図-1には比較的広い海域の航海に限定した機能を記しており、出入港や狭水道通過時などに対応した機能を含むことも可能である。行動評価機能では、行動計画の実行に伴う状況変化の情報(コード情報)を状況監視機能から集め、行動に対する評価を行う。

3. 針路および船種推定ニューラルネットワークの構築

3-1 推定方法および構築手順

相手船の針路と船種の推定は、航海環境画像⁽¹⁾と画像認識ニューラルネットワークを用いて行う。本研究では、相手船のシルエット画像から幾何学的特徴(船の長さ、面積など)を抽出し、あらかじめ学習させておいた複数のモデル船の特徴との照合により推定する方法を採用した。学習および照合には、階層型ニューラルネットワークの学習機能および汎化能力⁽⁴⁾を利用するものである。

階層型ニューラルネットワークの構築手順⁽⁵⁾を図-2に示す。ニューラルネットワークの構築フェーズは、教師原画像の収集フェーズ、教師データの作成フェーズ、ネットワーク構造の設計フェーズ、学習フェーズおよび各フェーズに対する能力評価フェーズの五つのフェーズから成る。

教師原画像の収集フェーズは、教師データ作成に必要な原画像の選定と収集を行うもので、システムの汎化能力を左右する重要なフェーズである。教師データの作成フェーズでは、教師入力及び出力データを作成する。教師入力データの作成においては、教師原画像の幾何学的特徴を表す特徴量項目の設定とその特徴量を2値化するためのしきい値の決定作業がある。教師出力データの作成においては相手船の針路と船種を出力項目に設定し、各々の出力項目の値を2値化したパターンを教師出力データとする。

ネットワーク構造の設計フェーズでは、教師データに対応した入出力層のユニットの割当ておよび隠れ層のユニット数の検討作業を行う。本研究では、隠れ層のユニット数の決定は推定能力の大小評価によって行った。学習フェーズでは、バックプロパゲーション法により学習を行い、学習終了条件を設定し、学習結果の検証を行う。

能力評価フェーズにおける能力評価方法として、学習のための教師データに存在しない作為的な評価データに対する能力評価⁶⁾と、実際の航海環境画像を用いた能力評価がある。本研究では、意味のある作為的な評価データを作成することが困難であるため、後者の方法による能力評価を行うこととした。

3-2 教師原画像

教師原画像の作成の手順としては、第一に日本の代表的な大型船舶10種類を選び、設計図をもとに喫水線より上の船体、上部構造物および荷役機械などの座標を読み取り、3次元グラフィックスソフトSunPHIGSを用いて、3次元コンピュータグラフィックス画像(3次元CG画像)を作成する。第二に3次元CG画像を22.5度毎に回転させ、シルエット画像に変換する。このシルエット画像を教師原画像とした。3次元CG画像とすることにより、任意の角度に船体を回転することが可能であり、幾何学的特徴の算出が計算機CRT上の画素単位で行えるなどの利点がある。採用した10種類の船舶は船型の類似性より、次の6グループに分けることができる。

① 鉱石船、鉱撤船、撤物船 ② コンテナ船、PCC ③ タンカー、VLCC ④ チップ船 ⑤ LNG 船 ⑥ 客船
最終的に採用できる教師原画像の枚数としては、シルエット画像を利用することおよび船幅の中央に煙突がない船舶が存在することが原因で、160画像から91画像となった。作成したシルエット画像の一例(LNG船)を図-3に示す。

3-3 教師データ

(1) 特徴量項目

シルエット画像の幾何学的特徴を示す特徴量としては、長さ、面積、図心位置およびシルエット画像の輪郭線を一つの波形と見なして、フーリエ級数展開した展開式の係数を用いることとした。シルエット画像の正規化方法(原図、 x 軸正規化図、 y 軸正規化図、 xy 軸正規化図)および特徴量の無次元化によって、5種類36項目を無次元特徴量項目として採用した。無次元特徴量の定義等を、図-4の記号を用いて、表-1に示す。表中の○印は識別に採用した特徴量項目である。

(2) 2値化しきい値および識別マトリックス

設定した各無次元特徴量項目に対して、シルエット画像の画素単位で特徴量を算出する。図心位置は船体のシルエット画像(幾何学的図形)の重心に当たるところで、船体部分の画素の密度を1として、重心位置を算出することによって求めることができる。フーリエ級数展開は、表-1に示すように5種類の波形に対して行った。船体の上部輪郭の波形と下部輪郭の波形は、船体の長さ(図-4のOC)を周期として、右側輪郭の波形と左側輪郭の波形は、船体の高さ(図-4のOA)を周期としてフーリエ級数展開を行った。全輪郭の波形とは、上部輪郭の波形(図-4のabcdef)および下部輪郭(図-4のahgf)と図-4のBCに関して対称な波形を繋ぎ合わせた波形である。全輪郭の波形に対しては、船体の長さの2倍を周期とし、フー

図-2 階層型ニューラルネットワークの構築手順

図-3 シルエット画像の一例 (CRT ハードコピー)

図-4 表-1 の記号説明図

表-1 無次元特徴量

特徴量項目	定義等	原画	正規化		
			x 軸	y 軸	xy 軸
縦横比	$\overline{AB}/\overline{BC}$	○			
面積比	多角形 $abcde fgh / (\overline{AB} \times \overline{BC})$		○	○	○
左右面積比	多角形 $aXYh / \text{多角形} Xbcde fY$		○	○	○
図心座標比	x_g / y_g	○	○	○	○
フーリエ級数展開式の係数 (a_0, a_1, b_1, a_2, b_2)	上部輪郭 $abcde f$				○
	下部輪郭 $ahgf$				○
	右側輪郭 $de f g$				○
	左側輪郭 $habc$				○
	全輪郭 $abcde fgha$				○

リエ級数展開を行った。各無次元特徴量に対して、2 値化しきい値を用いて 2 値化演算を行った。

2 値化しきい値の決定は、中央法と図-5 に示す本研究で開発した調整アルゴリズムを用いて行った。中央法とは、ある特徴量項目に対する無次元特徴量を昇順に分類し、その順番の中央の値をしきい値として採用する方法である。調整アルゴリズムとは、中央法で得られたしきい値を用いて 2 値化した場合、全ての教師入力データのパターンが異なったデータパターンとならないため、図-5 の KK の値を調整して、中央法で得られたしきい値を調整するアルゴリズムである。調整アルゴリズムの特徴としては、無次元特

微量項目の順序に依存しないこと、しきい値の調整が可能かどうか判断できることなどが挙げられる。無次元特徴量の項目の数を少なく採用した場合、調整アルゴリズムの KK の値を変化させても、全て異なる入力データのパターンにすることができない。本研究で採用した 36 項目の無次元特徴量は必要最小限の項目数である。

2 値化された特徴量の列、針路および船種の 3 軸から成る 3 次元 2 値化識別マトリックスは、針路と船種の推定の識別空間を表している。2 値化された特徴量の列がニューラルネットの教師入力データとなり、針路および船種の 2 値パターン列が教師出力データとなる。

3-4 ネットワーク設計および学習

ネットワークの構造を図-6 に示す。ネットワークは、入力層、隠れ層および出力層の 3 層から成る階層型ニューラルネットワークである。入力層には、無次元特徴量項目の 36 項目に対応した 36 ユニットの、出力層には、10 種類の船舶に対応した 10 ユニットの合計 26 ユニットの割り当てた。隠れ層のユニット数は、4-2 (2) で述べるように、航海環境画像の針路の推定能力に優れた、入力層のユニット数の 3 倍の 108 ユニットの割り当てた。

学習はバックプロパゲーション法により行った。学習終了条件としては、二乗平均誤差が 0.0025 以下で、全ての教師データを再現できるまでとした。学習回数は、隠れ層のユニット数によって異なるが、1,000 回から 90,000 回を必要とした。

4. 推定能力および考察

4-1 推定手順

航海環境画像から針路と船種を推定する手順を図-7 に示す。航海環境画像としては、東京湾近海を航海中の船舶をデジタルスチルカメラ(東芝製、 640×476 画素、RGB256 階調)で撮影したデジタル画像を用いた。能力試験用の航海環境画像として、撮影条件が比較的良好な 18 枚(6 種類の船舶)の画像を採用した。

航海環境画像は、画像処理部でモノクロ画像に変換する。モノクロ変換には、Macintosh 上で動く画像処理ソフト Photoshop を用いた。モノクロ変換後、ワークステーション(富士通 S-4/470)に画像データを転送し、画像のセグメンテーション(切り出し)を支援する特徴点抽出支援システムを用いてシルエット画像に変換する。画像のセグメンテーションに関する多くの研究報告はあるが、航海環境画像から対象物を認識に適した形で抽出することは、現状では困難であると思われる。本研究では、特徴点抽出支援システムを C 言語および 2 次元グラフィックスソフト SunGKS を用いてワークステーション上に構築

```

/*
T(n,co,ts) : 3次元2値化識別マトリックス
n          : 特徴量項目番号
co         : 針路番号
ts         : 船種番号
t(n,co,ts) : 3次元識別マトリックス
S(n)       : しきい値
SA         : 識別値の相対距離
KK         : 相対距離の判定値
*/
begin
  R ← 特徴量項目数 ;
  中央法による、しきい値S(n)の計算 ;
  N ← 中央法による全識別不能数 ;
  while N ≠ 0 do begin
    識別不能箇所 T( , co1, ts1), T( , co2, ts2) の探索 ;
    for n ← 1 step 1 until R do begin
      SA ← abs( (t(n, co1, ts1) - t(n, co2, ts2)) / t(n, co2, ts2) );
      if ( SA ≤ KK ) then begin
        S(n) ← (t(n, co1, ts1) + t(n, co2, ts2)) / 2 ;
        M ← S(n) を用いた全識別不能数の計数 ;
        if ( M < N or M = 0 ) then begin
          S(n) を新しい、しきい値とする ;
          N ← M ;
        end ;
      end ;
    end ;
  end ;
end .

```

図-5 しきい値調整アルゴリズム

図-6 ネットワーク構造

シルエット画像に変換後、教師入力データの作成と同様の手順で、無次元特徴量の算出および2値化処理を行い、ニューラルネットの入力データを作成する。針路および船種の推定は、学習済ネットワークの出力データの中で、針路ユニット(16ユニット)、船種ユニット(10ユニット)それぞれのユニットで最大値を示すユニットを探索し、そのユニットの位置に対応する針路および船種を推定値とする方法を採用した。

図-7 針路と船種の推定手順

図-8 特徴点抽出支援システムの機能

(1) 針路および船種の推定結果

航海環境画像の枚数が 18 枚と少ないが、針路と船種の推定の正解率をまとめたものを表-2 に示す。針路推定の精度を 16 方位精度とするならば、前報(ネットワークの構造、航海環境画像が本報と異なる)に比べて正解率は約 40 ポイント改善されている。本研究での船種推定の正解率は約 44%、針路と船種を同時に正しく推定できる、同時正解率は約 28%であった。16 方位精度を 8 方位精度に変えるならば、針路の正解率は 80%を越える。また、10 種類の船舶を船型の類似性で、3-2 で述べた様に、6 グループに分けるならば、船種の正解率は約 6 ポイント上昇することがわかり、同時正解率は 16 ポイント上昇する。

(2) 隠れ層のユニット数と正解率

隠れ層のユニット数によって、ニューラルネットワークの推定能力は大きく左右される。正解率に及ぼす隠れ層のユニット数の影響を調べるために、隠れ層のユニット数を入力層のユニット数の0.5倍(18ユニット)から5倍(180ユニット)まで、0.5きざみで変化されたネットワークを用いて学習を行い(入出力層のユニット数は固定、学習終了条件は全て同じ)、正解率に及ぼす隠れ層のユニット数の影響を調べた。

ネットワークの全ユニット数 U (入力層のユニット数 36、隠れ層のユニット数および出力層のユニット数 26 の合計) と能力試験用の 18 枚の航海環境画像に対する正解率 R の関係を図-10 に示す。図中の○印は針路、△印は船種の正解率を、□印は針路と船種の同時正解率 R を示す。全ユニット数 U が増加しても正解率は増加傾向にはない。ユニット数によって正解率は大きくばらついており、定量的な関係を見い出すことはできなかった。本研究では、針路の推定能力が優れ、針路と船種の同時正解の割合が高い $U=170$ (入力層が 36 ユニット、隠れ層が $36 \times 3 = 108$ ユニット、出力層が 26 ユニット) の場合のネットワークを学習済ネットワークとして採用した。

(3) 特徴点数と正解率

航海環境画像から船体の領域だけを切り出し、シルエット画像を作成する方法の一つに原画像中のエッジを用いる方法がある。この方法は原画像中のエッジを全て抽出した後、閉曲線で囲まれた領域を船体の領域とする方法である。この方法を画素単位で行う場合、明確な閉曲線が得られないなどの問題がある。本研究では、エッジに相当する特徴点をマウスで選択し、特徴点の抽出を行い、シルエット画像に変換している。この場合、特徴点の数によってシルエット画像が変化し、針路と船種の推定能力が変化することが予想される。

正解率に及ぼす特徴点の数の影響を調べたものが図-11 である。縦軸は 16 方位精度での正解率 R 、横軸は無次元化された特徴点数 C で、図中の○印は針路、△印は船種の正解率を、□印は針路と船種の同時正解率を示す。無次元特徴点数 C とは、ある特徴点の数と抽出できる最大の特徴点の数の比である。航海環境画像からマウスを使って抽出できる特徴点の最大数は相手船の針路、画像状態などによって異なる(約 20~80 点)。 $C=1.0$ とは、4-1 で述べた特徴点抽出支援システムで抽出できる最大の点数に対応する。 C の増加によって、僅かであるが、正解率が増加する傾向にあることがわかる。

船舶運航実務者の意見を参考に、見張り支援のための実用条件を、相手側の針路の推定の精度が 16 方位精度、正解率が 80~90%以上と設定した。この実用条件を満足する C の値は、図-11 から外挿によ

図-9 針路推定能力

表-2 正解率

正解率	前報 ⁽¹⁾ 16方位精度	16方位精度 10種類	8方位精度 6グループ
針路	14.3%	55.5%	83.3%
船種	—	44.4%	50.0%
針路+船種	—	27.8%	44.4%

図-10 正解率に及ぼすユニット数の影響

て求めると、約4以上であることがわかる。 $C=4.0$ とは、本研究で採用した特徴点の数の約4倍の特徴点でシルエット画像を作成する場合に相当する。本研究で使用した特徴点抽出支援システムを利用するならば、航海環境画像の撮影用カメラ(約30万画素)の解像度を約4倍(120万画素)に上げる必要がある。見張り支援をシステム化するには、高解像度の撮影装置の利用と航海環境画像に適した画像のセグメンテーション技術の確立および自動化が必要であり、今後の重要課題と考えている。

図-11 正解率に及ぼす特徴点数の影響

5. おわりに

見張り任務を船舶運航の総合的で中心的な任務にとらえ、見張り機能を分類、整理し、支援内容を明らかにした。さらに、相手船の針路と船種を同時に推定できる画像認識ニューラルネットワークを構築し、その能力評価を航海環境画像を用いて行った。

本研究で得られた主な成果を以下に示す。

- (1) 見張り機能を監視機能および意志決定機能に分けて機能の分類、整理を行い、機能ブロック図として示した。
- (2) 船体のシルエット画像の幾何学的特徴から、針路と船種を推定する画像認識ニューラルネットワークを構築した。
- (3) 針路の推定と船種の推定を同時に行うことにより、前報に比して針路の正解率を約40ポイント改善することができた。
- (4) 正解率に及ぼすシルエット画像作成のための特徴点の数の影響について考察を加え、撮影装置に必要な解像度およびセグメンテーションについて知見を得た。

今後の課題としては、画像認識の前処理として、

- (1) 航海環境画像の中の認識対象物(船、物標など)の自動探索に関するシステム化
 - (2) 認識の対象物に適したセグメンテーション技術の確立および自動化
- などが挙げられる。

さらに、針路や船種などの収集情報を基にした状況認識や理解に関連して、

- (3) 状況理解モデルの構築
 - (4) 状況記述方法の検討
- などが挙げられる。

本研究にあたっては、東京商船大学大学院生の胡紅瑚君に教師データの作成で多くの協力を得た。(株)郵船海洋科学の津金正典氏には資料収集にあたり多大の御協力を得た。ここに記して感謝の意を表します。

参 考 文 献

- (1) 稲石正明・杉崎昭生：針路推定ニューラルネットワークシステム，日本航海学会論文集，vol.89，pp.161-168，1993.
- (2) David Marr 著，乾敏郎・安藤広志訳：ビジョン，産業図書，1992.
- (3) K. T. Spoeher, S. W. Lehmkuhle 著，荳阪直行他訳：視覚の情報処理，サイエンス社，1990.
- (4) Rumelhart, D. E., McClelland, J. L.: Parallel Distributed Processing, vol.1, chap.8, MIT Press, 1986.
- (5) 稲石正明・杉崎昭生：船舶ニューラルネットワークシステムの構築法とその適用，日中航海学会学術講演会論文集，pp.161-168，1992.
- (6) M. Inaishi, H. Matsumura, H. Imazu and A. M. Sugisaki: Basic Research on a Collision Avoidance System Using Neural Networks, International Navigation Congress IAIN'91, pp. 18.1-18.8, 1991.

質 疑 応 答

和気博嗣(神戸商船大学)：船のシルエット以外の船首・船尾の構造波などを判定材料に取り込めないのでしょうか。

稲石正明：シルエット画像を基に相手船の針路の推定および船種の推定を行っていますので、針路が異なっても幾何学的に同一のシルエット画像が存在することがあります。この問題を解決する方法の一つに船種・船尾の構造波を利用することが考えられます。構造波に関する情報(存在の有無、方向、大きさなど)は、本文の図-1 に示した相手船の探索時に、船と船以外の物体の識別に最初に利用することが、対象物(相手船など)探索から意志決定までの判断プロセスに合致したものだと考えております。相手船の探索時に得られた情報は、その後の画像認識プロセスで利用することは可能であり、十分利用する必要があるものと考えております。

和気博嗣(神戸商船大学)：船舶映(画)像そのものが気象、海象状況によって判断結果に相当大きく影響を与えと思うが、その検討は如何でしょうか。

稲石正明：御指摘の通り、気象・海象状況により撮影条件が変わるため、航海環境画像の色彩、輝度は理想的な認識に適した画像から大きく異なる場合があると考えております。本研究では、画像の特徴点を人間の目で確認して抽出しておりますので、少々撮影条件が悪くてもほぼ満足できるシルエット画像が作成できます。画像のセグメンテーションなどを色彩と輝度を用いて自動的に行う場合には、撮影条件によって、セグメンテーションの条件を変えるなどの処理が必要であると考えています。

長澤 明(海上保安大学校)：自動運航等への応用を考える場合、針路の推定法としては ARPA 等の情報も有り得る訳ですが、船種の推定については御研究の成果に期待する所が大了。今回、船種として取り上げられた 10 種の教師データの中に漁船やプレジャーボート等が含まれており、他の一般航行船との識別制度についての知見が得られていましたらお聞かせ下さい。

稲石正明：本研究では、3-2 で述べました様に、10 種類の大型船を教師データのモデル船として採用いたしました。そのため本報告のネットワークには漁船やプレジャーボート等に対応する出力層のユニットがありませんので識別はできません。しかし、教師データにその様な船舶をモデル船として含ませるならば、識別は原理的に可能であると考えております。