ニューコンセプトによる衝突回避問題解決へのアプローチ

—状況判断ニューラルネットワーク—

稲石 正明*・今津 隼馬*・杉崎 昭生*

An Approach to Solving of Collision Avoidance Problem Based on a New Concept —Circumstantial Judgment Neural Networks—

Masaaki INAISHI, Hayama IMAZU and Akio M. SUGISAKI

Abstract

This paper explores a new possibility of building a collision avoidance system using a neural network. The reason using a neural network technique is aimed at parallel processing for many vehicles and at the possibility of making an integrated circuit which stored collision avoidance judgment criteria. As the first step, authors have built a circumstantial judgment sub-system using a neural network. The neural network is composed of two backpropagation neural networks, which are degree of scope network and action level network. The supervised training data is acquired from an expert of a ship operator.

The summary of the results are shown below.

- (1) An output from the networks is in agreement with the expert's decision making when the continuous circumstances change is given in the networks.
- (2) When unknown data is included in the networks input, the lower correct recognition rate is given. To solve the lower correct recognition rate problem, it is necessary to have an addition to the supervised training data which gives consideration to unknown data pattern.
- (3) The quality of supervised training data is discussed with randomness scale.
- (4) The possibility of building a collision avoidance sub-system using a neural network is found.

1. はじめに

衝突回避のための避航判断の自動化や支援レベルを高めるための数多くの研究がなされているが、決定的な方策がないのが現状である。今までのシステム化のアプローチを大別すると、分析を主とした数学モデル、人間の知識や経験則を利用した知識ベースモデルの二つに分けられる。

数学モデルによる方法は論理的で解析的予測や判断に向いている利点があるが、

- ・予測や判断内容が画一的である
- ・解が存在しない場合がある

などの問題がある。

知識ベースモデルによる方法は論理的推論や柔軟性のある対応が可能であるなどの利点はあるが、

- ・非論理的（直感的）な判断をルール化することが難しい
- ・複数の船舶に対して、極めて短時間に回避判断を行うことが難しい
- ・抽出すべき知識（ルール）の数が多

などの問題がある。特に遭遇初期における状況判断については、数学モデルや知識ベースモデルを用いたシステ

* 正会員 東京商船大学（〒135 東京都江東区越中島 2-1-6）

ム化は判断所要時間の問題から困難である⁽¹⁾⁽²⁾。

船舶運航者の衝突回避に対する直感的な認識や判断を積極的に利用したシステム化アプローチとして、ニューラルネットワークモデルが考えられる。このモデル適用の基本的な考え方は、船舶が置かれている状況の認識や避航判断を、人間との親和性を考慮して、パターン認識に置き換えようとするものである。

ニューラルネットワーク⁽³⁾⁽⁴⁾とは、人間の脳の神経細胞構造を模倣した情報処理機構で、神経細胞をモデルにしたユニット（ニューロン）をネットワーク状に接続して処理系を構成する。ニューラルネットワークモデルは並列処理が可能であり、階層型のニューラルネットワークを採用するならば、学習機能を利用することができるなどの利点がある。さらに、ネットワークをICチップ化することが可能であり、運航装置に直接組み込むことによる避航支援の高速処理や多様化が期待できる。

本研究はニューラルネットワークモデルを用いた衝突回避システム化の第一段階として、階層型のネットワークを用いて、衝突回避に必要な状況判断の学習および評価を行い、モデル適用の可能性について検討を行うものである。

本論文では、航海環境（他船、地物、気象、海象など）をもとに、自船の衝突危険の程度を、時間的余裕（余裕度）および採るべき行動内容レベルによって状況を認識することを状況判断と定義する。状況判断結果は、状況認識後の自船行動の決定などに利用することができる。状況判断を取上げたのは、遭遇初期段階においての状況判断の良否がその後の回避行動に重大な影響を与えるものであり、従来のモデルでは取扱いが困難であるからである。

2. ニューラルネットワークの構築

2.1 ニューラルネットワーク構築過程の概要⁽⁵⁾⁽⁶⁾

図一1 階層型ニューラルネットワークシステム開発過程

階層型のニューラルネットワークシステムの構築には、図一1に示すように、五つのブロックから成るシステム開発ブロックとそれらのステップを評価するブロックが必要である。入出力設計では対象となる問題の分析を行い、ネットワークの入出力項目の整理、入出力データの型（アナログ型、デジタル型）およびデータの範囲の決定を行う。ネットワーク設計では人間の判断機構に対応したネットワーク構造の決定と入出力データのユニットへの割り付けを行う。教師データ収集では、入出力設計で決定した入出力項目にもとづいた、学習に必要な教師データパターンの収集を行う。学習ブロックでは、学習方法の選択、学習パラメータ、ネットワークの初期状態および学習の終了条件を設定して学習を実施する。能力テストでは、実際の状況を設定したシナリオを作成し、シナリオに対する正解認識率やシステム出力の特性などについて検討を行う。

2.2 状況判断要素および教師データ

船舶運航者が船橋において、直感的な状況判断を行う際のプリミティブな判断要素の抽出および遭遇状態の状況レベルを表現するための項目の抽出を運航実務者からのヒアリングなどによって行った。抽出のための前提条件として、次の三つを設定した。

- ① 大洋航海中である
- ② 操船する船舶は VLCC のような操縦性の悪い肥大船ではない
- ③ 二船間の見合い関係における状況判断である

判断要素および状況判断過程の分析結果から、表一1に示す衝突回避状況判断調査用紙を作成した。調査用紙は、遭遇状態を規定できる七つの判断要素（視界、アスペクト、方位、方位変化、距離、距離変化、風波）と遭遇状態の状況レベルを表現するための二つの判断項目（余裕度および採るべき行動内容）から成る。さらに、各判断要素および各判断項目には、それぞれ複数のレベルおよび判断内容を設けた。表の中の「1」は、該当する判断要素レベルを示す。

調査データ数は、判断要素の全組み合わせ数、864である。調査は、各遭遇状態に対する余裕度および行動内容を運航実務者に記入してもらうことによって行った。教師データパターンとしては、864の全調査パターンのうち、遭遇状態を物理的に想定できないパターンを除いた576パターンを採用した。

2.3 ネットワーク構造および学習

運航者からのヒアリング調査結果をもとに、判断機構のモデル化を行った。状況レベルを表現するための判断項目のうち、余裕度の判断は遭遇状態を規定する七つの判断要素を用いて行われ、採るべき行動内容の判断については、七つの判断要素および余裕度の判断結果を用いて行われる。そこで、本研究では、余裕度および行動内容ネットワークから構成される状況判断ニューラルネットワークを構築した。一般にネットワークの内部構造が複雑になれば、誤差曲面が高次元となり最適解に到達せず、極値に陥る可能性が高くなる。状況判断ネットワークを二つのネットワークに分割したことにより、その可能性も低く、精度の面においても有利であるなどの利点を持っている。

状況判断ニューラルネットワークの構造を図一2に示す。余裕度および行動内容ネットワークには、いずれも三層（入力層、隠れ層および出力層）から成る階層型ネットワークを採用した。遭遇状態層（入力層）は、7項目の判断要素、20ユニットから成る。余裕度層（5ユニット）は、遭遇状態層の出力層であり、行動内容層（4ユニット）の入力層の一部でもある。従って、行動内容層に対する入力層のユニット数は25である。入力層および出力層のユニットは調査用紙の項目と符合している。

余裕度および行動内容ネットワークの隠れ層のユニット数は、試行錯誤的にしか決定できないので、各々の入力層のユニット数と同じ、20および25とした。

ユニットの数学モデルを図一3に示す。ユニットの出力 Z は、

$$Z = f(\sum w_i x_i - h)$$

.....(1)

表一1 衝突回避状況判断調査用紙（一部）

調 査 番 号			001	002	003	004	005
遭 遇 状 態	視 界	良 い	1	0	1	0	1
		悪 い	0	1	0	1	0
	相手船の アスペクト	向 いて いる	1	1	0	0	1
		向 いて い ない	0	0	1	1	0
	相手船の 方 位	前 方	1	1	1	1	0
		左 前 方	0	0	0	0	1
		右 前 方	0	0	0	0	0
		左 後 方	0	0	0	0	0
		右 後 方	0	0	0	0	0
		後 方	0	0	0	0	0
相手船の 方 位 変 化	有 り	1	1	1	1	1	
	無 し	0	0	0	0	0	
相 手 船 と の 距 離	遠 い	1	1	1	1	1	
	近 い	0	0	0	0	0	
	か な り 近 い	0	0	0	0	0	
	相 手 船 と の 距 離 変 化	近 づ く	1	1	1	1	1
		変 化 な し	0	0	0	0	0
離 れ る		0	0	0	0	0	
風 波	強 い	1	1	1	1	1	
	弱 い	0	0	0	0	0	
余 裕 度		非 常 に 危 険					
		危 険					
		普 通					
		余 裕					
		非 常 に 余 裕					
行 動		必 要 な し					
		監 視					
		危 険 回 避					
		回 避 行 動 実 行

図一2 状況判断ニューラルネットワークの構造

MATHEMATICAL MODEL OF THE UNIT

図-3 ユニットの数学モデル

図-4 学習曲線

図-5 学習所要時間

で表される。ここで、 x_i はユニット i への入力値、 w_i はユニット i と結ばれた結線の重み、 h はユニットのしきい値である。また関数 f には学習のデルタルール⁽³⁾を用いるために、式(2)で表される、連続で非線形のシグモイド関数を採用した。

$$f(s) = 1 / (1 + \exp(-s)) \quad \dots\dots(2)$$

学習は、二つのネットワークを別々にバックプロパゲーション⁽³⁾によって行った。バックプロパゲーションによる学習は、未学習のネットワークに教師データを与えて、得たい出力結果と実際の出力結果の誤差(二乗平均誤差 E_p)をもとにユニット間(i と j)の重み係数 w_{ij}

を変更していく方法で、次式で表される。

$$\Delta w_{ij} = -\eta \cdot \partial E_p / \partial w_{ij} \quad \dots\dots(3)$$

ここで Δw_{ij} は重みの変化量、 η は学習の係数である。

学習の終了条件は、教師データを全て学習するまで(二乗平均誤差で $E_p < 0.0004$ 、学習回数で約2000~8000回)とした。学習過程を示した学習曲線の一例を図-4に示す。左側の縦軸は、二乗平均誤差を、右側の縦軸は学習が終了した教師データパターン数を示す。横軸の学習回数が進むにつれて、二乗平均誤差は減少していくことがわかる。この場合、約6000回の学習で終了条件を満たしている。学習に要した時間と与える教師データ数の関係を図-5に示す。与える教師データ数に比例して、学習に要する時間が増加している。約2 MIPSの計算機(日立2050G)を使用した場合、576データを学習させるのに、余裕度ネットワークで約39時間、行動内容ネットワークで約50時間必要であった。

3. ネットワーク出力の検証

状況判断モデルをパターン認識モデルと見なす場合、パターン認識用学習データ(教師データ)は、遭遇状態の時間変化を考慮したものとはなっていない。そこで、ニューラルネットワークの状況判断能力を調べるために、遭遇状態の時間変化を考慮したシナリオを作成し、運航実務者によるネットワーク出力の検討を行った。

二船間の特徴的な遭遇状態の種類として、

- ① 自船が相手船を追い越す場合
- ② 相手船が自船を追い越す場合
- ③ 左方向からの横切り
- ④ 右方向からの横切り
- ⑤ 行き合い

を選び、遭遇シナリオを作成した。

シナリオに対するネットワーク出力の一例（右方向からの横切り）を図-6に示す。図中の「s5-1」は、自船の右前方約6マイルに見える船舶で、その時のネットワーク出力として、余裕度は普通（NORMAL）、採るべき行動内容は見張り（LOOK OUT）であることを示している。時間の経過とともに「s5-2」、「s5-3」と相手船舶との位置関係が変化していることを示す。遭遇状態の時間変化に対する余裕度と採るべき行動内容の出力値（図中の上段が余裕度、下段が採るべき行動内容）はいずれも運航実務者を満足させるものであった。このことは、収集した教師データの妥当性を示すとともに、状況判断をニューラルネットワークモデル（パターン認識）で行うことが可能であることを示すものである。

4. ニューラルネットワークの能力

4.1 不定データ処理能力

状況判断には、必要な情報が全て揃わなくても適確で柔軟な判断結果が要求される。そこで、実際の場面において考えられる、正確な情報が揃わないデータ項目の抽出を行った。本研究では不定データ項目として、遭遇状態を示すアスペクト、方位変化、距離および距離変化の4項目を取り上げた。不定データ処理能力を調べるために、不定データ項目に関するネットワークの入力値を全て「0」又は「1」と置き、出力教師データの再現性について検討を行った。ここでは、不定データ処理能力の指標として、不定データパターンを与えた場合の正解認識数を全教師データ数（576パターン）で割った値を用いた。

余裕度および行動内容に関する不定データ処理能力と教師データ数の関係を図-7に示す。図中の実線は、不定データ項目のどれか1項目を不定データとした場合の処理能力の平均値を、破線は、不定データ項目（4項目）を全て不定データとした場合の処理能力の平均値を示す。不定データ処理能力は、教師データ数が約430以上（全調査データ数の75%以上）で、ほぼ一定値を示した。全教師データを使った学習結果を用いても、4項目全てを不定データとした場合の処理能力は余裕度で約58%、採るべき行動内容で約70%と低い値を示した。これらのことから実用性を考える場合、不定データの存在を考慮に入れた教師データの抽出、作成が必要であると考えられる。

4.2 未知パターン正解能力

未知パターン（教師データにないデータパターン）が入力された時のネットワーク出力の正解能力を調べるために、学習に用いる教師データの数を変えた学習を行わせた。

図-6 ネットワーク出力（一例）

図-7 不定データ処理能力

図—8 未知パターン正解能力

図—9 教師データ選択のランダム性と正解認識率

余裕度および行動内容ネットワークの未知パターンに対する正解認識率と教師データ数の関係を図—8に示す。正解認識率とは、全ての入力教師データパターン（576）をネットワークに与えた場合の出力の正解数と全教師データ数の比率である。図中の一点鎖線は、未知パターンに対する正解がない場合を示す。余裕度、行動内容ネットワークは共に一点鎖線より大きな正解認識率を示しており、未知パターンのデータが入力されても、ある程度は正しく認識する事がわかる。縦軸を正解認識率に対する利用者の要求レベルと見るならば、この図から要求レベルを満足する教師データ数を見積もることができる。例えば、90%の要求レベルを満足させるには約288パターンの教師データを与えて学習させれば良いことになる。

余裕度、採るべき行動内容とも正解認識率は、一点鎖線よりも大きな値を示している。同じ教師データ数の場合、余裕度に比べて行動内容に関する正解認識率が、図—7と同様、高い値を示している。図—7、図—8の場合のネットワークの大きさ（入力層、隠れ層および出力層のユニット数の積）は、余裕度が2000、行動内容が2500である。そこで、余裕度と行動内容のネットワークの大きさを同じ、2500とした場合の学習を行わせた。この場合、両者の正解認識率が良く一致した。このことから正解認識率の差異は、主にネットワークの大きさの違いに起因しているものと考えられる。

教師データ数を変えて学習させる場合、教師データの選択は、図—7、図—8ともに、全調査データの中から乱数を用いて一様に抽出する方法を採用した。正解認識率に及ぼす乱数の初期値の影響は約

±4%である。教師データ選択のランダム性を変化させた時の正解認識率の変化を示したのが図—9である。教師データ選択のランダム性の尺度として、自由度が30のカイ二乗値（ χ^2 ）を採用した。 $\chi^2=24.5$ は、乱数を用いて一様に31パターンを抽出した場合を、 $\chi^2=64$ は遭遇状態シナリオに対する正解入出力パターンを教師データ（パターン数31）とした場合を、 $\chi^2=445$ は調査表の調査番号順に31パターンを抽出した場合を示す。 χ^2 値が増加するにつれて、すなわちランダム性が減少するにつれて正解認識率は減少する傾向がある。このことから、少ない教師データ数の場合には、想定できる全パターンの中から一様に抽出することが望ましいことがわかる。

4.3 船舶搭載性

状況判断に必要な計算時間の実測値を図—10に示す。隠れ層のユニット数（ HU ）を入力層のユニット数（ IU ）と同じにした場合（ $HU/IU=1.0$ ）の状況判断の所要時間は、2 MIPS の計算機で約30 msecであった。この値は、一船あたりの処理時間であり、ソフトウェアとしては十分実用に耐え得る時間であると考えられる。

学習させたネットワークのハードウェア化すなわちICチップ化を行うならば、処理時間はさらに短縮される。これらのことから、複数の船舶が存在する場合でも、ニューラルネットワークを使うことにより短時間に状況判断処理を行うことが可能であるといえる。さらに、状況判断ニューラルネットワークをレーダ装置などに組み込むならば、今まで以上のレベルで衝突回避支援が可能となる。また、遭遇する複数の船舶の各々に対して、一つ

のICニューロチップを割り当てるならば、避航行動の最適化支援を行うことも可能である。

5. おわりに

階層型ニューラルネットワークを用いた衝突回避システム構築の可能性について、状況判断ニューラルネットワークを構築することにより、基礎的な検討を加えた。プリミティブな状況判断項目、要素を採用したにもかかわらず、システムの出力は満足いく結果が得られた。

本研究で得られた主な成果を以下に記す。

- (1) パターン認識にもかかわらず、遭遇状態の時間変化に対する出力値は運航実務者を満足させるものであった。
- (2) 入力データに不定データが含まれることを考慮した教師データの作成やネットワーク設計が必要である。
- (3) ニューラルネットワークの出力の柔軟性、未知パターンの入力に対する正解認識能力について考察を加えた。
- (4) 教師データ抽出の際に問題となる、教師データの質と量について知見を得た。
- (5) 1船当たりの状況判断時間は30 msec程度で、十分満足の出来る値である。ネットワークのICチップ化を行うならば、さらに応答時間は短縮される。

今後の問題として、

- (1) より正確な状況判断機構とネットワーク構造の検討
- (2) 多目標処理機能の構築
- (3) 効率的な教師データ抽出に関する検討
- (4) 既存システムや知識ベースシステムとの融合

などがあり、精力的に検討していきたい。

最後に、教師データの作成や出力評価などに快く御協力いただいた、川崎汽船(株)の松本恭昇氏に感謝の意を表します。

参考文献

- (1) 鶴田三郎, 松村尚志, 稲石正明, 今津隼馬, 杉崎昭生: 船舶航行エキスパートシステムの基礎研究—衝突回避エキスパートシステム—, 日本航海学会論文集, vol. 77, 1987, pp. 9-16.
- (2) M. Inaishi et al.: Research on the Development of an Expert System for Navigation at Sea, Proceedings Ninth Ship Control Systems Symposium, 1990, pp. 2.1-2.14.
- (3) Rumelhart, D.E., McClelland, J.L.: Parallel Distributed Processing, vol. 1, chap. 8, MIT Press, 1986.
- (4) Robert Hecht-Nielsen: Neurocomputing, Addison-Wesley, 1990.
- (5) 原山美知子, 西田弘範: 階層型ニューロコンピュータを応用した診断システムの構築手法, 第四回人工知能学会全国大会論文集, 1990, pp. 205-208.
- (6) David, B. Donna, T.: How to Develop Neural-Network Applications, AI Expert, vol. 5-6, 1990, pp. 38-47.
- (7) 今津隼馬: 避航と衝突予防装置, 成山堂, 1984.

図-10 状況判断所要時間

質 疑 応 答

鶴田三郎(東京商船大学)：判断の失敗についてはどのように取り扱いを考えていますか。

稲石正明：本研究の教師データには正しい判断例のみを取り扱っております。判断機構も否定データを取り扱うことを考慮したモデルとなっておりません。すなわち、白紙状態のネットワークから正しい内容の学習を繰り返して、正しい判断のみを出力するネットワークといえます。教師データ抽出の制約上、判断の失敗例を利用する必要があるならば、正しい判断例と誤った判断例を別々に教師データグループとして学習させたネットワークを組み合わせることによって、判断の失敗を取り扱うことが可能であると考えております。

出力内容の誤りについては、入力データの精度を考慮した出力設計、インタラクティブなシステム操作などによって対応していく必要があると考えております。

福戸淳司(船舶技術研究所)：本システムを航行援助装置と考える場合、入力装置と出力装置のイメージ、特に実際の他船の状態量の取り込み方と出力の表示方法についてお聞きしたい。

稲石正明：実用的なシステムを目指すならば、データの入力に関してはレーダを含む各種センサからの入力および利用者入力が必要であると考えます。出力に関してはレーダ映像とニューラルネットワーク出力の合成、音声出力⁽²⁾などが必要であると考えております。具体的な入力設計、出力設計に関しては、システムの利用形態、関連技術(インタフェース技術など)の開発動向などを考慮する必要があり、今後の課題と考えております。

原 潔(神戸商船大学)：操船者は衝突回避状況判断を「0」、「1」でしているのでしょうか。

稲石正明：操船者が衝突回避状況判断を「0」、「1」で行っているものとは考えていません。ニューラルネットワークとは人間の脳の神経細胞構造を模倣した情報処理モデルであるため、知識ベースシステムのように操船者の判断知識を直接に表現、利用するものではありません。操船者が行っているパターン認識的な衝突回避状況判断の情報処理を実現するためにニューラルネットワークモデルを採用し、「0」、「1」のパターンによる状況判断を試みたものであります。

原 潔(神戸商船大学)：状況判断とそのときの出会いに関する物理量と関係づける必要がないのでしょうか。

稲石正明：御指摘の関係付けは必要であります。プリミティブな関係については運航実務者から抽出しておりますが、十分な検討を加えておりません。ニューラルネットワークの入力データには、各種センサからのデータと、利用者の感覚に基づいたデータが必要になると思われます。これらのデータはこのままでは入力データとすることができないので、ある処理系を通してニューラルネットワークの入力となるように変換する必要があります。ニューラルネットワークの入力値は全て「0」、「1」にする必要はなく、[0, 1]の範囲の数値を取り扱うことも可能です。利用者の感覚データについては、例えばファジー理論のメンバシップ関数などの利用を考えております。