

T103 ニューラルネットワークによる同定と制御の船舶の自動着桟への適用

大阪大学 Namkyun Im, 長谷川 和彦, (O)中田 昌宏

Identification using neural network and its application to ship's automatic berthing control

Namkyun Im*, Kazuhiko Hasegawa*, Masahiro Nakata**

*Graduate school, Osaka Univ., Osaka, Japan

**Osaka Univ., Osaka, Japan

Abstract In this paper, automatic ship berthing using neural networks will be discussed. To cope with disturbance effect under berthing work, motion identification using neural networks is adopted and their simulation results will be shown.

Keywords: Ship control, Simulation, Neural Networks, Automatic Berthing, Motion Identification

1. はじめに

海上交通自動化を目指して海の ITS(Intelligent Transportation System)研究が行われている。東京湾、大阪湾のように船舶通行量が多く、常時船舶通行の危険性を伴う地域ではその研究が必要かつ重要視されている。

幅狭海域シミュレータと海の ITS とは船舶の通行が多い海域でシミュレータを用いて航海の評価などを行うと共に海での自動化、無人化のために GPS などの現代の通信技術を利用する研究である。長谷川¹⁾⁻⁵⁾はこの研究をずっと行っている。色々な研究分野があるが本報では自動着桟と幅狭海域でも自動航行について述べたい。船舶の自動着桟問題は、いわゆる車庫入れ問題である。しかし、船にはブレーキがない、船速が落ちると方向不安定性が増す、海上での位置や姿勢の同定が困難など船舶独特の問題がある。今まで幾つかの研究が行われている。⁶⁾⁻⁸⁾しかし、船舶自動着桟の問題には船舶の持つ特徴と船舶周りの海という特有の環境問題のため制御上色々な問題点がいまも残っているのが事実である。

ここではこの船舶自動着桟の問題に並列出力が可能なニューラルネットの紹介し、また外乱を克服するための船舶運動同定を行われた。

2. ニューラルネットワークを用いた自動着桟

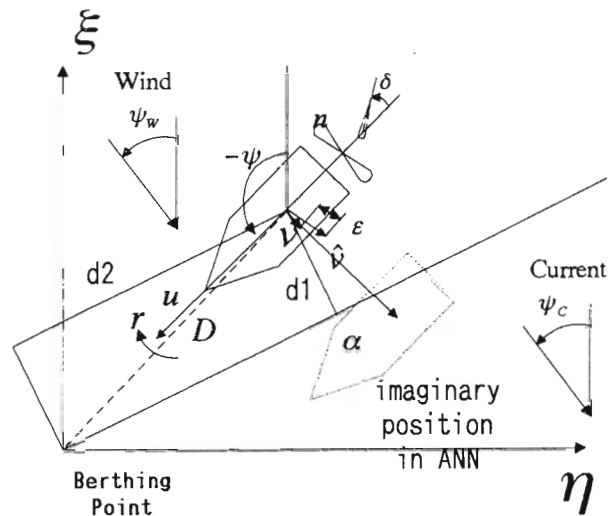


Fig. 1 Coordinate system for ship dynamics

ニューラルネットとは、人工的に構築された神経細胞のモデルであり、人間や動物同様に学習効果があることから人工知能研究の一端として広い分野で応用されるに至っている。本報では、Fig. 1の座標系を用いて、Fig.2のような構造のニューラルネットを用いた。特徴としては出力である舵角(δ)を求めるには全部の入力層が使われるに対して、エンジン回転数(n)を求めるには一部分の入力層だけ使われているのである。教師データとしては Fig.3 に示す6つのパターンの着

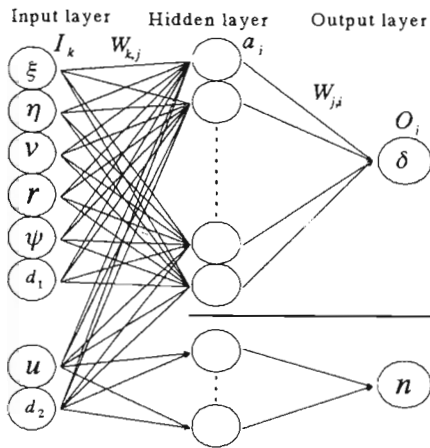


Fig.2 Neural network with parallel hidden layer

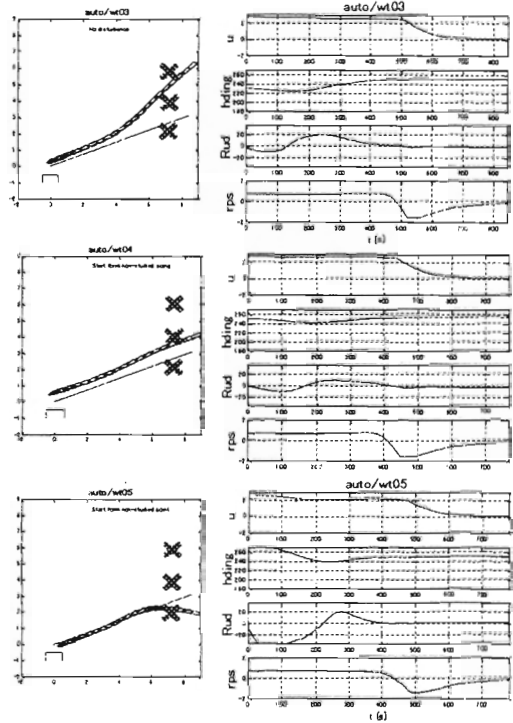


Fig.4 Automatic berthing simulation results

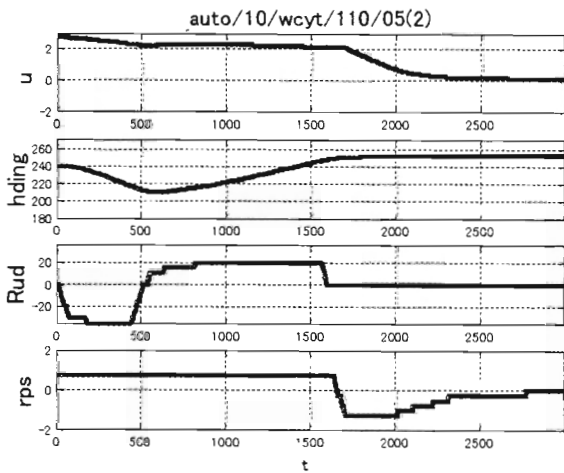


Fig.3 Control by man and time history

棧を手動で行ったものを用い、誤差逆伝播 (Error Back Propagation) 学習法を用いた。

そのシミュレーションの結果が Fig.4、Fig.5 である。Fig.4 の X 印が教師データの初期位置であり、シミュレーションは教師データの初期位置とは違う場所から行ったが自動着棧に成功している。ちなみに本報で定義されている自動着棧の成功とは船が Berth Point での近郊、およそ 1 船長以内でかつ船の前進速度が 0.3m/s 以内に止まった状態を意味する。Fig. 4 の場合は風などの外乱の影響がない時である。しかし

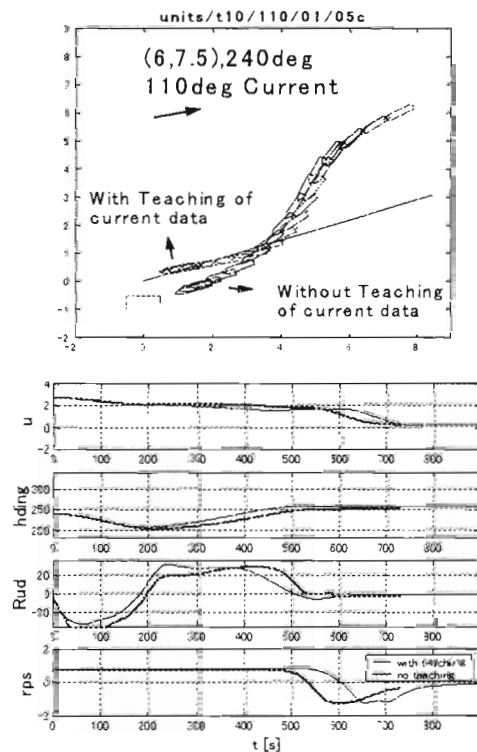


Fig.5 Automatic berthing simulation results when disturbance is included in input layer of ANN

ながら実際の船舶の環境は風、潮流などの色々な外乱のなかにあるので自動着棧の問題では外乱を無視できない。

Fig.5 はニューラルネットの入力層に潮流などの外乱を加えた時の結果である。Fig.2 のような構造のニューラルネットでは風、潮流などの外乱の影響にはある程度対応できるが、そ

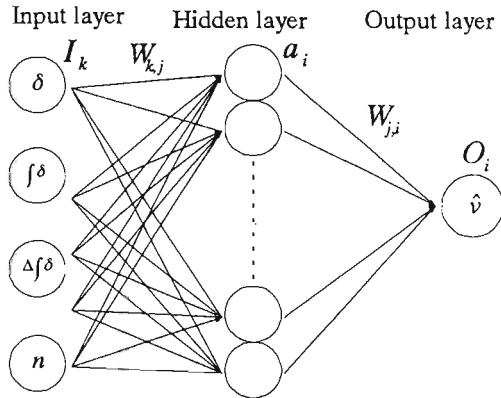


Fig.6 INN for motion identification of v

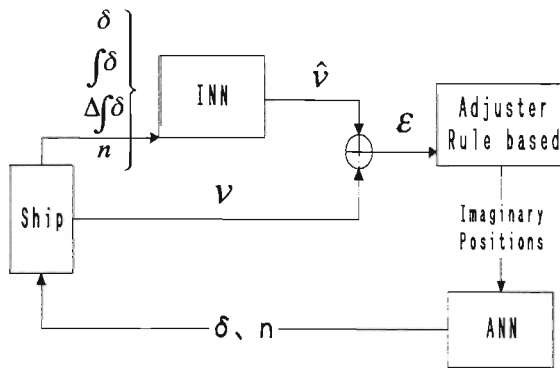


Fig.7 Concept of automatic berthing using identification neural network (INN)

の外乱が大きくなると対応が出来ない傾向がある。

したがって、Fig.2 の入力層に直接、風または潮流の強さ、向きの項目を加えてシミュレーションしてみた。Fig.5 がその例である。外乱を考慮していない場合と比べ優れた結果が見える。しかし、ニューラルネットの入力層に直接外乱の影響をいれて制御するのは色々な問題点を伴うので次は外乱の克服について説明する。

3. 運動同定を用いた外乱の克服

ニューラルネットを用いた自動着棧では良い結果を見たが、問題は外乱が強い時である。Fig.2 のニューラルネットは外乱の影響を考慮に入れなくて設計されているので外乱が少し強くなるにつれて安全な自動着棧は難しくなる。また、Fig.5 の場合のように入力層で直接風または潮流の強さ、向きこの2つの項目を加えるのも問題がある。例えば、風の強さにも

弱い風と強い風があるので、一つの強さを入力層に加えて学習させるのは無駄であり、全部の強さを学習させるのはほぼ不可能である。風の方向にも同じ問題があり、全部の方向について学習させるのは難しいと思われる。本報では、そのよ

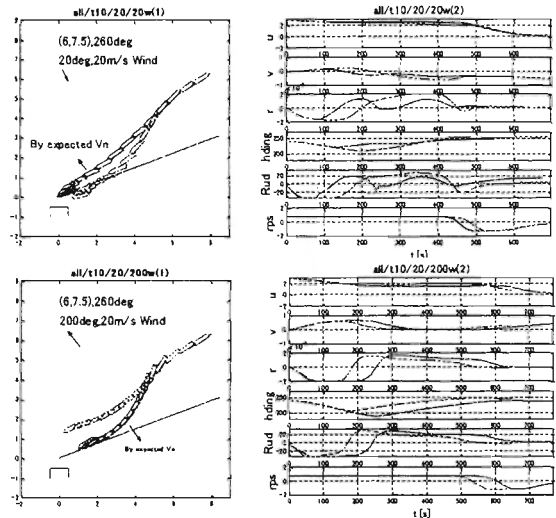


Fig.8 Simulation results using INN

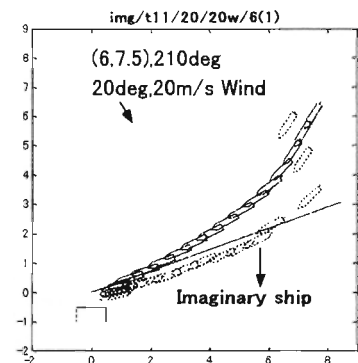


Fig.9 Imaginary ship display using INN

うな外乱の問題を解決するためにニューラルネットを用いた運動同定を提案した。

3.1 同定ニューラルネットと制御

外乱中の船舶は風などの影響で流されてしまい自動着棧が難しくなる。風の影響などで船が流されるときに船舶の運動同定で外乱の影響を推測出来れば外乱の影響に反する制御をして外乱の影響に対応するのが基本的な考え方である。

本報では、船舶の運動中横流れ速度を同定して見ることとする。Fig.6 は同定ニューラルネットを示している。入力層としては舵とその積分値、積分の差分値が用いている。こうして

同定された \hat{v} を用いて Fig.7 のように流れによって外乱に対応する自動着棧が行われる。

外乱により流される前進方向、横方向中で横流れのみ考えると、外乱の影響で流される距離は式(1)によって計算できる。それを式(2)のような移動係数 f を用いて Fig.1 の仮想船舶位置を求めるために予想流される距離 $|\alpha|$ と方位を式(3)、式(4)によって計算する。

$$Dist = \frac{D}{u} \varepsilon \quad (1)$$

$$f = \begin{cases} 0, & \text{if } |\varepsilon| \leq 0.05 \\ |\varepsilon|, & \text{if } 0.05 < |\varepsilon| < 0.2 \\ 0.2, & \text{if } |\varepsilon| \geq 0.2 \end{cases} \quad (2)$$

$$|\alpha| = \begin{cases} 0, & \text{if } |\varepsilon| \leq 0.05 \\ \frac{D}{u} \times f, & \text{if } |\varepsilon| > 0.05 \end{cases} \quad (3)$$

$$\psi_s = \begin{cases} \psi + 90^\circ, & \text{if } \varepsilon > 0 \\ \psi - 90^\circ, & \text{if } \varepsilon \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 ε は $v - \hat{v}$ 、 $|\alpha|$ は流される距離、 f は移動係数、 ψ_s は流される仮想の方位を表す。これによって計算された仮想船舶位置が Fig.7 の ANN である Controller に入力される。その ANN は仮想船舶位置を用いて外乱の影響に対して前もって制御ができるようになる。その結果を Fig.8、Fig.9 に表している。Fig.8 を見ると仮想位置を計算して対応した結果と通常のニューラルネットによる自動着棧の結果から仮想による外乱の対応をしたほうが優れた結果を表している。Fig.9 にその時、計算された仮想位置と実際の船舶の位置を表した。

4. おわりに

輻輳海域シミュレータと海の ITS 研究のひとつとしてニューラルネットを用いた自動着棧、同定ニューラルネットを用いた外乱の克服するのを提案した。そしてニューラルネットが着棧制御にまた、外乱の対応に有効であることを確認した。

参考文献

1) 長谷川和彦, 上月明彦: Fuzzy 制御による自動避航シ

ステムに関する研究, 関西造船協会誌, 第 205 号, pp. 1-10, 1987 年 6 月.

- 2) 長谷川和彦, 上月明彦他: 船舶自動航行ファジィエキスパートシステム(SAFES), 日本造船学会論文集, 第 166 号, pp. 445-452, 1989 年 12 月.
- 3) 長谷川和彦, 藤田陽一: 船舶自動航行エキスパートシステムの狭水路航行アセスメントへの適用, 関西造船協会誌, 第 220 号, 1993 年 9 月.
- 4) 長谷川和彦, 桐谷誠司, 立川功二: 輻輳海域シミュレータによる代替航路評価, 関西造船協会講演概要集, pp. 71-74 2001 年
- 5) 長谷川和彦, 田代剛, 立川功二: 仮想海上交通センターによる航海支援システム, 関西造船協会講演概要集, pp. 75-79 2001 年
- 6) K.Hasegawa, K.Kitera : Mathematical Model of Manoeuvrability at Low Advance Speed and its Application to Berthing Contro.", Proc. of The 2nd Japan-Korea Joint Workshop on Ship and Marine Hydrodynamics", pp.144-153, Osaka, June, 1993.
- 7) Namkyun Im, K.Hasegawa, "A study on Automatic Ship Berthing Using Parallel Neural Controller", Pro. Of the Kansai Society of Naval Architects, May 2001, p117-120
- 8) Namkyun Im, K.Hasegawa, "Automatic Ship Berthing Using Parallel Neural Controller", Pro. Of IFAC on Control Applications in Marine Systems(CAMS2001), July 2001, Glasgow, Scotland, UK.