解 説

水中ロボットとニューラルネットワーク

Underwater Robot and Neural Network

石井 和 男^{*1} 藤 井 輝 夫^{*2} 浦

環^{*2} ^{*1}九州工業大学 ^{*2}東京大学

Kazuo Ishii^{*1}, Teruo Fujii^{*2} and Tamaki Ura^{*2} ^{*1}Kyushu Institute of Technology ^{*2}University of Tokyo

1. は じ め に

海は、地球環境を支配する大きな要素であるにもかかわらず、計測データ密度は空間的にも時間的にも陸上データに比べて圧倒的に小さい。生物学的にも多様な未知の生物が存在する興味深い近くて遠い環境である [1] [2]。この状況を打破し、海中という極限環境を理解するための道具として期待されているのが水中ロボット [3] [4] である。水中環境において行動する水中ロボットの運動解析 [5]~[7] は、非線形な流体力や付加質量、潮流に代表される外乱等のため不確定な要因が多く難しい課題となっている。その解決法の一つとして 1980 年代以降、ニューラルネットワークやファジー等、Computational Intelligence [8] [9] と呼ばれる新しい情報処理技術が注目され、水中ロボットへも様々な応用が試みられている。

ニューラルネットワークを水中ロボットの運動制御へ応用した例は、藤井らによる運動モデルを経由して間接的にコントローラを設計する手法 [10]~[12] や、須藤らによる海中ロボットの定高度航行への応用 [13] [14]、Yuh らが提案するロボットの実験データから直接的にコントローラを調整する手法 [15] [16] やファジーとの組み合わせ [17]、Guo らによるオンライン調整法 [18]、PID 制御や非線形制御とニューラルネットワークを組み合わせた手法 [19] [20] がある。大別すると、フォワードモデルを介して間接的にコントローラを生成する手法 (図 1 (a))、制御誤差から直接的にコントローラを生成する手法 (図 1 (b))、既存の制御理論とニューラルネットワークの組み合わせに分類することができる。船舶に適用した例としては、Burns による教示型のコントローラ [21] や小川原らによる学習型フィードフォワードコントローラ [22] 等がある。Burns は、シミュレーションにおいて速度を変えた場合の制御性能を最適制御と

(a) Indirect adaptation approach by Fujii [11] [12]

(b) Direct adaptation approach by Yuh [15] [16]

図 1 Concept of direct and indirect adaptation method for underwater vehicle control

比較しており、良好な結果が得られることを示した。小川原らは、PID コントローラと学習型フィードフォワードコントローラを組み合わせ、風などの外乱を補償するシステムを構築している。また、山本らはスラストに変わる手法として、船のラダーを左右方向に振動させて推力を得る手法を考案しており、推力の制御にニューラルネットワークを用いている [23]。ほかにも、超音波通信等で問題になるマルチパスを考慮して、音源の方向を特定する手法 [24] や、海底面と海面での温度、海底面でのマルチパスの影響を含んだ到達時間等から 1 年間の深度変化による音速への影響を出力するネットワークの構築 [25]、故障診断 [26] [27] 等にも応用されており、ニューラルネットワークは幅広い信号処理の道具として今後の発展が期待されている。本記事では筆者らの研究成果として、ニューラルネットワークを用いた運動の同定、制御系の設計、および環境認識について述べる [28]~[30]。

2. 運動制御システム

2.1 水中ロボットの運動

水中ロボットは、水という密度の高い (空気の約 750 倍) 媒質の中で行動し、水中で三次元的に動き回るため、その

原稿受付 2004 年 7 月 5 日

キーワード: Underwater Robot, Neural Network, Control System, Imaginary Training, Self-organizing Map

^{*1}〒 808-0196 北九州市若松区ひびきの 2-4

^{*2}〒 153-8505 目黒区駒場 4-6-1

^{*1}Wakamatsu-ku, Kitakyusyu-shi, Fukuoka

^{*2}Meguro-ku, Tokyo

図2 Identification of motion of underwater vehicle

運動について以下のような特徴を持つ。

- ・海中ロボットの運動は前後 (Surge), 左右 (Sway), 上下 (Heave), ロール (Roll), ピッチ (Pitch), ヨー (Yaw) の6自由度である。
- ・運動モード間の相互干渉が大きい。
- ・水中ロボットは、魚雷のような特殊な例をのぞいて、一般に、数ノットまでの低速の運動がほとんどである。
- ・水から受ける揚力や抗力等の非線形流体力の影響は極めて大きく、さらに加速度に比例する力を代表する量として、付加質量を考慮しなければならない。
- ・水中ロボットは浮力が利用できるために、設計の自由度は大きく、定点を保持して仕事をする定点型のロボットや、長い距離を泳ぎつづける航行型のロボットが存在する。

水中ロボットの運動方程式は、ロボットが左右対称で中性浮力、重心と浮心が一致すると仮定すると次式で表現される [3] [4]。

$$\begin{aligned}
 m(\dot{u} + qw - rv) &= F_{Ax} + F_{Hx} + F_{Tx} \\
 m(\dot{v} + ru - pw) &= F_{Ay} + F_{Hy} + F_{Ty} \\
 m(\dot{w} + pv - qu) &= F_{Az} + F_{Hz} + F_{Tz} \\
 I_{xx}\dot{p} - I_{xz}\dot{r} + (I_{zz} - I_{yy})qr - I_{xz}pq \\
 &= M_{Ax} + M_{Hx} + M_{Tx} \\
 I_{yy}\dot{q} + (I_{yy} - I_{zz})rp + I_{zx}(p^2 - r^2) \\
 &= M_{Ay} + M_{Hy} + M_{Ty} \\
 -I_{zx}\dot{p} + I_{zz}\dot{r} + (I_{yy} - I_{xx})pq + I_{xz}qr \\
 &= M_{Az} + M_{Hx} + M_{Tx}
 \end{aligned} \quad (1)$$

m, I は質量および慣性モーメント, u, v, w は並進速度, p, q, r は角速度, F, M は力およびモーメントを表す。添え字の A は付加質量による項, H は流体力, T はロボットによる推力を意味する。筆者らは、図2に示す2種類の回帰結合および差分型のネットワーク [14] を用いて水中ロ

図3 Block diagram of motion control system

ボットのフォワードモデルを構築している [28]。

2.2 ニューラルネットワークを用いた制御系の設計

本論文の運動制御システムの構造は、大きく分けると図3に示されるように実時間に基づいて処理が行われる Real-World Part と、実時間とは独立してプロセッサの処理能力に依存して処理が行われる Imaginary-World Part の二つの独立した部分から構成される。

Real-World Part は実機に対する制御機構であり、制御対象とそのコントローラ C_R からなる。コントローラ C_R は目標値 $r(t)$ と制御対象から得られる状態量 $Se(t)$ との差を入力とし、制御対象に対して操作量 $u(t)$ を出力する。実時間 t に基づいて処理を行う機構である。

Imaginary-World Part は、コントローラ調整機構と運動の同定機構からなる。コントローラ C_I は、コントローラ C_R と同じ構造 (つまり結合加重の組が同じ) であり、制御目標値 $r(k)$ とフォワードモデル (FWD) から得られる状態量 $Sf(k)$ との差を入力とし、フォワードモデルに対して操作量 $u(k)$ を出力する。したがって、入力にはコントローラ C_I からの操作量 $u(k)$ の時系列と状態量の初期値 $Sf(0)$ であり、出力は一時間ステップ後の状態量 $Sf(k + \Delta k)$ である。得られた状態量 Sf の時系列を評価し、コントローラの調整を行う。この調整法「仮想訓練: Imaginary Training [28]」、コンピュータの処理能力に依存して単位時間 k の進み方が決まる。同定機構では、運動特性の変化に対処するため、制御対象から得られるサンプリングデータを教示データとして、フォワードモデルに追加学習を行い、随時フォワードモデルの更新を行う。本システムは、実時間でのオペレーションとコントローラ調整および運動同定の処

図4 Imaginary Training

理を分離した並列処理構造を採用し、各処理プロセス間の処理を非同期で行えるように考案したシステムである。したがって、これらの処理プロセスを並列に実行することにより、オンラインでのコントローラ調整およびフォワードモデルの更新を効率的に行うことが可能である。

コントローラの調整は、まず、フォワードモデルから得られる運動制御の評価となる一連の状態量を制御結果として評価する。次に、コントローラとフォワードモデルを一つのネットワークと考えて、評価値から計算される誤差信号をコントローラに逆伝播してコントローラの結合加重を修正する。上記の過程を繰り返し行い、評価値が小さくなるようにコントローラが調整される。ここで、フォワードモデルを用いた制御結果はコントローラの性能に起因する。コントローラ調整に際してフォワードモデルの結合加重は変更せず、コントローラの結合加重のみを修正する。仮想訓練 (Imaginary Training) の概念を図4に示す。水中ロボットは実世界、つまり Real-World Part において航行しており、それと並行して自身の頭 (コンピュータ) 内の Imaginary-World Part において様々な運動をシミュレーションすることを念頭に置いた手法である。そのシミュレーションデータを用いて、コントローラを調整することにより、実世界の時間的な制約なく目標に適したコントローラを得ることが可能となる。すなわち、Imaginary-World Part ではデータサンプリングによる処理の中断が存在せず、Real-World Part と Imaginary-World Part の二つの部分に対応する処理を並列に実行することにより、コントローラの調整が高速化される。コントローラの調整と並行して、フォワードモデルをオンラインで修正し、得られたフォワードモデルを用いてコントローラの再調整を行うことにより、制御対象の動特性の変化に対しても適応できる。実験結果は文献 [28] [29] を参照されたい。

3. 自己組織化マップを用いた環境認識

水中ロボットにおいても、ナビゲーションや障害物回

図5 Self-Organizing Map

$$\mathbf{x} = (R_0, R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, T_x, T_y)$$

(a) Distance R_i (b) Target direction θ

図6 Input data composed of distance data and target direction

避を含めた環境認識は重要な課題となっている。ここでは、Kohonen によって提案された自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM) [31] [32] を水中ロボットの環境認識について応用した例を紹介する [30] [33]。

SOM はニューラルネットワークの一つであり (図5参照)、脳の情報処理を模倣して提案されている。前章のエルマン型ニューラルネットワークはニューロンの幾何学的な配置には依存しないが、SOM では近傍のニューロンに対して影響を与えながら学習が行われる。SOM の学習アルゴリズムを次式に示す。

$$\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_c(t)\| = \min_i \{\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_i(t)\|\} \quad (2)$$

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) + \alpha[\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_i(t)] \quad \forall i \in N_c(t)$$

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) \quad \forall i \notin N_c(t)$$

(3)

ここで、 $\mathbf{x}$: 入力ベクトル、 $\mathbf{m}_i$: が競合層のノード i のベクトル、 α : 学習係数、 N_c : 近傍領域を表す。添え字の C は勝者ノードを意味する。学習が進むにつれて類似したノードベクトルが配置されるため、クラスタリングや特徴抽出問題に応用され興味深い成果が挙げられている [34] [35]。

水中ロボットには、図6(a)に示すように超音波距離センサが6方向取り付けられているものとし、ロボットが取るべき行動を図6(b)のようにベクトルで表現する。典型的な環境を学習して得られた結果を図7に示す。目標方位で分類するとマップ上部にはロボットの前方向に障害物が

図7 Results of learning typical situations of robot

存在する状況，マップ下部には後方向，マップ右部は右方向，マップ左部は左方向と分類されている．得られたマップを用いてロボットの状況を判断し，障害物回避へ適応した実験結果については文献[30][33]に報告している．

4. おわりに

本記事では，水中ロボットへのニューラルネットワークの応用について述べた．水中では電波による通信が難しく，水中ロボットには自律化・知能化が強く求められる．筆者らはニューラルネットワークの学習能力に興味を持ち，ロボットの試行錯誤やイメージトレーニングについて検討してきた．水中ロボットの知能化が，海洋環境のメカニズム解明に大きく貢献するものと期待する．

参考文献

- [1] 白山義久：“生物多様性を深海底に見る”，科学，vol.65，no.11，pp.766-774，1995.
- [2] B. H. ロビンソン：“あやしく光る海洋生物”，日経サイエンス，vol.25，no.9，pp.48-58，1995.
- [3] 浦環，高川慎一：海中ロボット総覧．成山堂書店，1994.
- [4] 浦環，高川慎一：海中ロボット．成山堂書店，1997.
- [5] 浦環，大坪新一郎：“航行型無索無人潜水艇に関する研究（その1 グライディング航行の研究）”，日本造船学会論文集，vol.162，pp.117-124，1987.
- [6] 前田久明他：“無索無人潜水艇に働く線形流体力及び操縦応答に関する研究”，日本造船学会論文集，vol.164，pp.211-220，1988.
- [7] 大楠丹，柏木正，小寺山亘：“Towed Vehicleの動力学に関する基礎的研究”，日本造船学会論文集，vol.162，pp.99-109，1987.
- [8] J.M. Zurada, R.J. Marks II and C.J. Roinson: Computational Intelligence, Imitating Life. IEEE Press, 1994.
- [9] M. Palaniswami, et al.: Computational Intelligence, A Dynamic System Perspective. IEEE Press, 1995.
- [10] T. Ura, T. Fujii, Y. Nose and Y. Kuroda: “Self-Organizing Control System for Underwater Vehicles,” Proc. of OCEANS '90, pp.76-81, 1990.
- [11] 藤井輝夫他：“自己生成型ニューラルネットコントローラシステムの開発と潜水機の運動制御への適用（その2：フォワードモデルの改良と無索テストベッドによる実験）”，日本造船学会論文集，vol.169，pp.477-486，1991.
- [12] T. Fujii and T. Ura: “SONCS:Self-Organizing Neural-Net-Controller System for Autonomous Underwater Robots,” Proc. IEEE/INNS IJCNN '91, pp.1973-1982, 1991.
- [13] 浦環，須藤拓：“自己訓練による海中ロボットの定高度航行”，日本造船学会論文集，vol.171，pp.581-586，1992.
- [14] 浦環，須藤拓：“自己訓練による海中ロボットの定高度航行（その2：フォワードモデルの改良）”，日本造船学会論文集，vol.174，pp.917-924，1993.
- [15] J. Yuh: “Learning Control for Underwater Robotic Vehicles,” IEEE Control Syst. Mag., vol.15, no.2, pp.39-46, 1994.
- [16] J. Yuh and R. Lakshmi: “An Intelligent Control System for Remotely Operated Vehicles,” IEEE J. of Oceanic Eng., vol.18, no.1, pp.55-62, 1993.
- [17] J.S. Wang, C.S.G. Lee and J. Yuh: “An On-line Self-Organizing Neuro-Fuzzy Control for Autonomous Underwater Vehicles,” Proc. of ICRA'02, pp.1095-1100, 2002.
- [18] J. Guo, F.C. Chiu and C.C. Wang: “Adaptive Control of an Autonomous Underwater Vehicle Testbed Using Neural Networks,” Proc. of Oceans '95, pp.1033-1039, 1995.
- [19] J.H. Li, P.M. Lee and S.J. Lee: “Neural Net Based Nonlinear Adaptive Control for Autonomous Underwater Vehicles,” Proc. of ICRA'02, pp.1075-1080, 2002.
- [20] P.J. Kodogiannis, G. Lisboa and J. Lucas: “Neural Network Modelling and Control for Underwater Vehicles,” Artificial Intelligence in Engineering, vol.1, pp.203-212, 1996.
- [21] R.S. Burns: “The Use of Artificial Neural Networks for the Intelligent Optimal Control of Surface Ships,” IEEE Journal of Oceanic Eng., vol.20, no.1, pp.65-72, 1995.
- [22] 小川原陽一，岩本才次，吉村学：“風外乱補償機能を付加した船舶操縦運動の学習型フィードフォワード制御方式の基礎的検討”，日本造船学会誌論文集，vol.178，pp.321-328，1995.
- [23] I. Yamamoto et al.: “Propulsion System with Flexible/Rigid Oscillating Fin,” IEEE Journal of Oceanic Eng., vol.20, no.1, pp.23-30, 1995.
- [24] T.K.Y. Lo, H. Leung and J. Litva: “Artificial Neural Network for AOA Estimation in a Multipath Environment Over the Sea,” IEEE Journal of Oceanic Eng., vol.19, no.4, pp.555-562, 1994.
- [25] J.C. Park and R.M. Kennedy: “Remote Sensing of Ocean Sound Speed Profiles by a Perceptron Neural Network,” IEEE Journal of Oceanic Eng., vol.21, no.2, pp.216-224, 1996.
- [26] A.J. Healey: “A Neural Network Approach to Failure Diagnostics for Underwater Vehicles,” Proc. of AUV'92, pp.131-134, 1992.
- [27] M. Takai and T. Ura: “Development of a System to Diagnose the Autonomous Underwater Vehicle,” International Journal of Systems Science on Unmanned Underwater Vehicle Control, vol.30, no.9, pp.981-988, 1999.
- [28] K. Ishii, T. Fujii and T. Ura: “An On-line Adaptation Method in a Neural Network Based Control System for AUV's,” IEEE Journal of Oceanic Eng., vol.20, no.3, pp.221-227, 1995.
- [29] K. Ishii and T. Ura: “An adaptive neural-net controller system for an underwater vehicle,” Journal of IFAC Control Engineering Practice, vol.8, pp.177-184, 2000.
- [30] K. Ishii, S. Nishida and T. Ura: “An Adaptive Learning Method for SOM Based Navigation System and Its Application to an Underwater Robot,” Proc. of WSOM '03, pp.287-292, 2003.
- [31] T. Kohonen: “Self-organized formation of topologically correct feature maps,” Biol. cybern., vol.43, pp.59-69, 1982.
- [32] H. Ritter and T. Kohonen: “Self-Organizing Semantic Maps,” Biol. Cybern., vol.61, pp.241-254, 1989.
- [33] K. Ishii, S. Nishida and T. Ura: “A Self-Organizing Map Based Navigation System for an Underwater Vehicle,” Proc. of ICRA'04, pp.4466-4471, 2004.
- [34] M. Tsumi and M. Ishikawa: “Development of a simulator for robots and its application to position estimation by self-organization,” Technical Report of IEICE, vol.100, no.687, NC2000-147, pp.149-156, 2001.

[35] T. Yamakawa and K. Horio: "Self-Organizing Relationship (SOR) Network," IEICE Trans. on Fundamentals, vol.E82-A,

pp.1674-1678, 1999.

石井和男 (Kazuo Ishii)

1969年4月1日生。1991年東京大学工学部船舶海洋工学科卒業。1996年東京大学大学院工学系研究科船舶海洋工学専攻博士課程修了。博士(工学)。東京大学生産技術研究所研究員を経て、1996年九州工業大学情報工学部講師、同助教授、2002年九州工業大学大学院生命体工学研究科助教授。水中ロボット、歩行ロボットへのニューラルネットワークの適用に関する研究に従事。日本機械学会、計測自動制御学会、日本造船学会、IEEE等の会員。

(日本ロボット学会正会員)

藤井輝夫 (Teruo Fujii)

1964年4月5日生。1988年東京大学工学部船舶工学科卒業。1991～1993年日本学術振興会特別研究員。1993年東京大学大学院工学系研究科船舶海洋工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同年東京大学生産技術研究所客員助教授。理化学研究所勤務を経て、1999年より東京大学生産技術研究所海中工学研究センター助教授。海中バイオメカトロニクス、マイクロ生化学システム等の研究に従事。IEEE, ACS, 電気学会等の会員。(日本ロボット学会正会員)

浦 環 (Tamaki Ura)

1948年5月29日生。1977年東京大学工学系大学院船舶工学専攻修了工学博士。同年東京大学生産技術研究所講師。1978年同助教授。1992年同教授。1999年同付属海中工学研究センター長。自律型海中ロボットおよび海事の安全に関する研究に従事。1979年、1994年、1997年日本造船学会賞、1982年報公賞、1999年日本機械学会技術賞、2000年住田海事奨励賞、受賞。日本造船学会、日本航海学会、海洋調査技術学会評議員。(日本ロボット学会正会員)