

潜水艇の自律性とニューロ・コントロールの研究

Study on Autonomy and Neuro Control of Underwater Vehicles

藤井輝夫*・浦環*

Teruo FUJII and Tamaki URA

1. 現実的な自律機械のフィールド

自律行動を行う移動機械の研究は多方面で行われている。陸上機械を考えると、コミュニケーション・リンクを通じてのリモートコントロールの力は大きく、移動機械そのものが完全に自律的にならねばならない要求度は低い。しかし、深海を移動する無索無人潜水艇はコミュニケーション・リンクが極めて貧しいために、この制御には完全に近い自律性が要求される。

2. 海水順応性

潜水艇の自律制御をとりまく環境として、

- (1) 艇の運動は数ノットの範囲で航空機等に比べて非常に遅い。
- (2) 浮力が利用できるため、設計の自由度が大きく、色々な形状を対象とする可能性がある。
- (3) 制御面を自由に設計できる。
- (4) 付加質量が大きく、急激な運動はできない。
- (5) 海底面の形状、外乱の程度が未知であり、ロバスタ性が必要。
- (6) 艇の位置を正確にセンシングすることが困難。

などが挙げられる。これらの項目を満足できる制御系の性質を海水順応性 (Sea Water Friendliness: SWF) と呼んでおく。

自律型潜水艇はそのミッションにより形状のバラエティが考えられる。航空機が重力に打ち勝つために形がおのずと決ってしまうのとは大きな違いである。形状の異なる多数の潜水艇の制御系を通常的手段で設計しては、時間と労力が幾らあっても足りない。そこで、学習機能や自己組織能力を有するニューロ・コントロールが海水順応性を満足する制御系として浮かび上がる。ニューロ・コントロールは現在のところ、陸上の移動体の制御手段としてははなはだ不満な面があることは否定できない。しかし、無索無人潜水艇の制御手段としては

*東京大学生産技術研究所 第2部

海水順応性を考えると、非常に有望である。

ニューラル・ネットの数学モデルの一つとして、PDPモデル²⁾が提案されている。この回路網の振る舞いはそれぞれのニューロン素子同士の結合荷重によって与えられる。バックプロパゲーションを結合荷重の決定手段として用いるのが一派的な方法として確立しつつある。ニューロ・コントロールが有望であるのは、限られた入出力パターン¹⁾の学習を行うと、それとは異なる入力に対しても妥当な制御出力が得られるという性質による。

3. 潜水艇のモデル

これまでに検討してきたグライダー型潜水艇は海底面に至るまでの間、艇をグライディングさせて、水平方向の移動をエネルギー消費なしに行おうとするもので、海面と海底の高度差を利用する。グライディング航行と海底面近傍での運動には先に述べたように自律性の高い制御系が必要である。前報¹⁾では、センサ、アクチュエータ、スラスタを搭載した自航模型PTEROA60を用いて、回流水槽内での自航実験を行った。その結果、姿勢角あるいは深度を制御情報として用いた簡単なフィードバック制御によって、水平航行させることができた。

ここでは、制御対象のダイナミクスを物理的に把握せずに、艇の運動制御を行うニューラル・ネットを構築することを考える。そのために、ファジー・アルゴリズムにより水平航行を目標とする制御系を作り、この結果をニューラル・ネットに学習させる。

4. PDPモデル, 学習則

PDPモデル²⁾は、一般に入力層, 中間層, 出力層の3層からなり、各層に数個~数十個のニューロンを含むものである。このモデルの特徴は、層内にはニューロン間の結合が存在せず、各層間のニューロンのみが結合しているという点である。

第 n 層目, 第 i 番目のニューロンは、次の式に従って出力 x_i^n を与えるものとする。

研究速報

$$u_i^n = \sum_j w_{ij}^{n-1} x_j^{n-1}$$

$$x_i^n = f(u_i^n)$$

$$f(u) = 1 / (1 + \exp(-u)) \quad (1)$$

ここに、 u_i^n ：ニューロンの膜電位、 w_{ij}^{n-1} ：第 $n-1$ 層 j 番目のニューロンから第 n 層 i 番目のニューロンへの結合荷重、 f ：出力関数である。

ネットワークの学習はバックプロパゲーションによって行う。ある入力に対する出力層からの最終的なネットワーク出力を o_i とし、その入力に対応する最も望ましい入力を t_i とする。 t_i は教師信号で外部から与えられるものである。このとき次のような二乗誤差 E を考える。

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (t_i - o_i)^2 \quad (2)$$

E を最小(厳密には極小)とするように w_{ij}^n の値を次の式に従って変化させる。 w_{ij}^n の p ステップ目の変化量を $\Delta w_{ij}^n(p)$ として

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^{n-1}(p+1) &= \eta \delta_i^n x_j^{n-1} + \alpha \Delta w_{ij}^{n-1}(p) \end{aligned} \quad (3)$$

δ_i^n は学習信号で次式で与えられる。まず出力層に関して

$$\delta_i^n = (t_i - o_i) f'(u_i^n) \quad (4)$$

また中間層については

$$\delta_i^n = f'(u_i^n) \sum_k \delta_k^{n+1} w_{ki}^n \quad (5)$$

である。(3)式に現れる η は学習係数で結合荷重変化の収束速度を与えるものであり、 α は安定化係数で結合荷重変化の慣性を規定するものである。

潜水艇の縦運動に関する代表的量は、姿勢角 θ 、および深度 d である (Fig.1参照)。また操縦量としてはエレ

ベータ角 δ_e を考える。通常の線形フィードバックでは結合状態まわりで、これらの量に関する線形方程式を考えるが、ここでは艇体の水平航行状態が未知であるとした。水中における航行体の運動は非常に遅いためネットワークは、1秒間隔程度で、姿勢角の変化量 $\Delta\theta$ 、深度の変化量 Δd を入力として、エレベータ角 δ_e を出力するものとする。したがって、3層のネットワークを考えて、各層のニューロン数を入力層2個、中間層5個、出力層1個とする (Fig.2参照)。

5. 教師信号

艇に関する水平航行状態、動特性等の情報が数式上に表されていない条件下で、妥当な制御成績を示す例として、ファジー制御を考える。前節で述べた姿勢角、深度の変化量に見合う角度 ($\Delta\delta_e$) エレベータを切るという単純なアルゴリズムを考え、水平航行させることを目標と

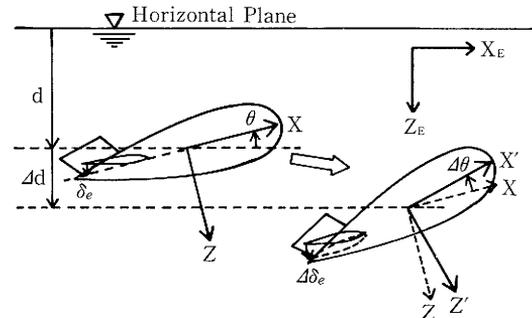


Fig.1 Longitudinal Motion Control

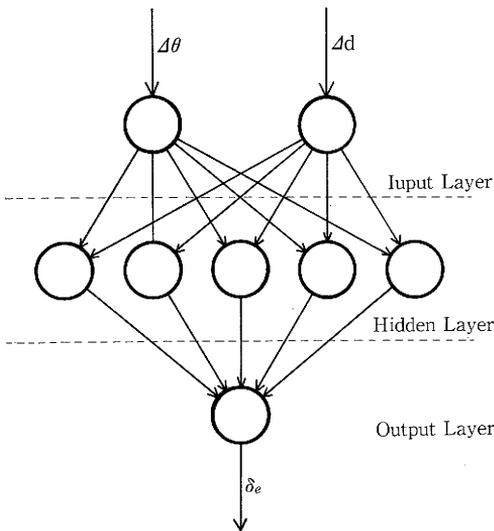


Fig.2 PDP Model

if	$\Delta d(m)$ is	$\Delta\theta(rad)$ is	then	$\Delta\delta_e(rad)$ is
Rule 1	Up 	Neutral 	→	Down
Rule 2	Down 	Neutral 	→	Up
Rule 3		UP 	→	Down
Rule 4		Down 	→	Up

Fig.3 Fuzzy Algorithm

研究速報
 する。各ファジールールおよびメンバーシップ関数は Fig. 3 のようにした。ルール 1, 2 に関しては, $\Delta d, \Delta \theta$ に関する条件それぞれについての適合度の積を, ルール全体に関する適合度として算出する。それぞれの適合度 $\omega_1 \sim \omega_4$ に対応する出力 $y_1 \sim y_4$ を, 次のように荷重平均して最終的な出力 y^0 を求める。すなわち

$$y^0 = \frac{\omega_1 y_1 + \omega_2 y_2 + \omega_3 y_3 + \omega_4 y_4}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4}, \Delta \delta_e = y^0 \quad (6)$$

このファジー・アルゴリズムを用いて, PTEROA60 の制御シミュレーションを行った例を Fig. 4 に示す。初期値は, 姿勢角 $\theta = 0.3(\text{rad})$, 深度 $d = 0.5(\text{m})$ とし, 航行速

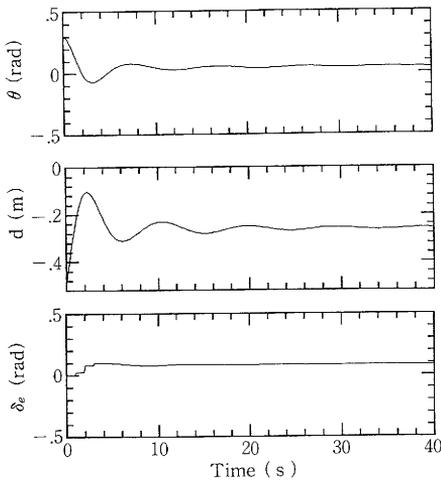


Fig. 4 Simulation of Fuzzy Control of Longitudinal Motion

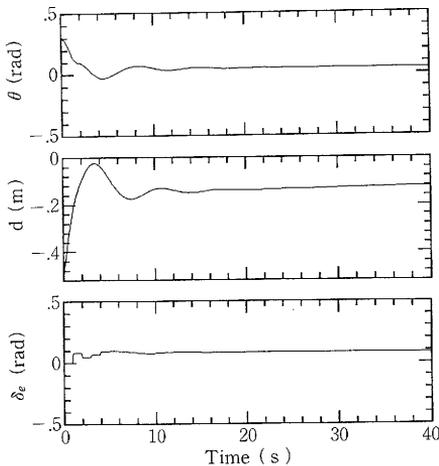


Fig. 5 Simulation of Neuro Control of Longitudinal Motion (1)

度を 1 (m/s) で一定として, 艇の運動を非線形の運動方程式で解いた⁹⁾。微分要素を制御情報としているため振動が見られるが, 40秒程度で姿勢角, 深度ともに水平航行状態に収束している。

6. ニューロ・コントロールのシミュレーション

前節のファジー・アルゴリズムによる制御パターンを教師信号として数万回の学習をさせた後, ネットワークに単独で制御を行わせる。教師信号は, 各計算ステップにおける入出力信号の対応のみが意味を持つ。したがって時系列データすべての学習を行うと多くの時間を要するとともに, 入出力パターンに偏りが起こる。そこで, 時系列データからランダムに200組の入出力パターンを抽出し, これを教師信号として与え, 学習係数 $\eta = 0.9$, 安定化係数 $\alpha = 0.4$ (以後この値は変えないものとする) という条件で学習を行わせる⁹⁾。また, 制御対象, 初期値および航行速度は前節と全く同じものとする。ニューロ・コントロールのシミュレーションの例を Fig. 5 に示す。この例は十万回学習後のもので, 教師信号であるファジー制御によるシミュレーションに比べて短い時間で水平航行状態に達している。

次に初期姿勢角 $\theta = 0(\text{rad})$ で計算を行った結果を Fig. 6 に示す。この場合についても, 25秒程度でこれまでの例と同じ水平航行状態に収束している。

7. 実 験

ニューラル・ネットがその特性を最も有効に発揮するのは, 計算機上ではなく, 実際の問題に適用した場合で

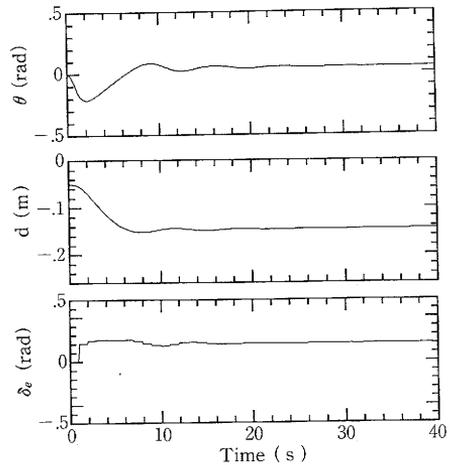


Fig. 6 Simulation of Neuro Control of Longitudinal Motion (2)

研究 速 報

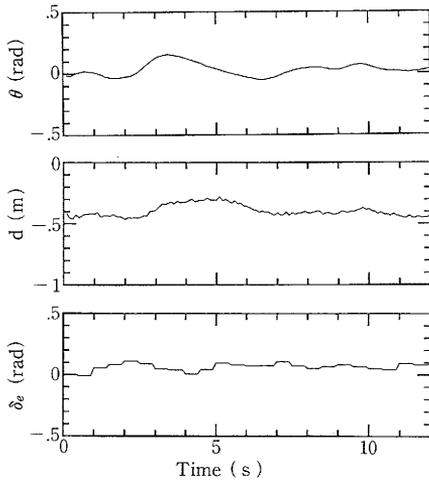


Fig. 7 Experiment of Neuro Control of Longitudinal Motion (1) (MODEL: PTEROA60, Time History)

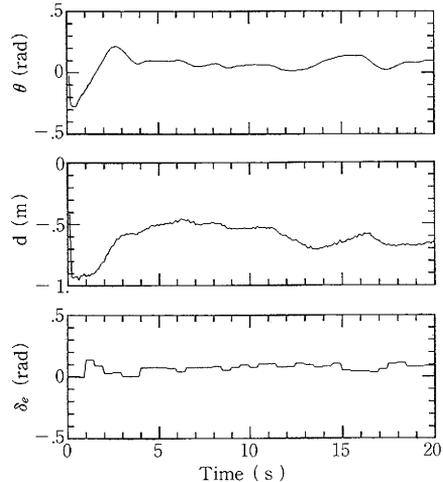


Fig. 8 Experiment of Neuro Control of Longitudinal Motion (2) (MODEL: PTEROA60, Time History)

あると考えられる。これを確認するため、千葉実験所内の風路付造波回流水槽において、自航模型PTEROA60¹⁾を用いて航行実験を行った。模型は全長60cm、全幅30cm、全厚18cmのもので、重心は前方から25.3cmの位置にある。水槽の水路は全深1m、全幅1.8mであり、模型の横方向、上下方向の運動は非常に制限される。流速は0.7m/s一定とした。また、実験の際には電気的なノイズ、流速の乱れ等不確定な外乱が考えられる。実際、5節に述べたファジー制御では、外乱に対する応答や水路の寸法による運動の制限等の理由で満足に航行させることができなかった。

実験は、艇体の水平航行状態等の条件を直接与えず、シミュレーションによる学習のみで、ネットワークに艇の制御をさせ水路内を水平航行させることを目標とする。十万回学習後のニューラル・ネットに制御を行わせた実験の一例をFig. 7に示す。ニューロ・コントロールの場合ファジー制御と異なり外乱に対してロバストで、ほぼ水平に航行させることができた。

次にニューロ・コントロールが艇の運動特性の変化に対応しうるかどうかを確認する。一般に潜水艇の縦運動特性は重心の前後方向の位置に大きく影響を受けるので、その重心位置を全長の0.5%だけ前方に移動させた。この艇体について、前の例と全く同じネットワークで制御を行った結果をFig. 8に示す。この場合も、ほぼ水平に航行しており、ニューラル・ネットは艇体仕様の変化にも柔軟に対応して制御を行っていることがわかる。

8. おわりに

本論ではニューラル・ネットを用いた制御が外乱や制御対象の変化に対して柔軟に対応しようという予測のもとに、自律型潜水艇の将来の制御手段としての可能性を検討するため、実際に模型を用いた自航実験を試みた。シミュレーションによって収束が確認されているファジー・アルゴリズムを教師信号としてネットワークに学習させ、これを用いて制御を行うことにより、回流水槽内において水平航行させることに成功した。

今回の実験の結果から、ニューラル・ネットはその特性や将来のハードウェア構成等を考えると、自律型潜水艇への応用に関して、十分期待が持てる。当面の課題としては、教師信号の選択方法や、実機レベルでのオンライン学習、ネットワークによる逆システムの構成等についての検討が必要と考える。(1989年6月1日受理)

参考文献

- 1) 浦 環, 藤井輝夫: グライダー型潜水艇の設計に関する研究(その6), 生産研究, Vol. 41-9 (1989)
- 2) D.E. Rumelhart, J.L. McClelland and The PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, The MIT Press (1986)
- 3) 大坪新一郎: グライダー型潜水艇の可能性に関する研究, 東京大学修士論文(1987)
- 4) 横山 正: ニューラル・ネットによる海中航行体の自動制御, 東京大学修士論文(1989)
- 5) 浦 環, 前田久明, 石谷 久: 深海調査のための自律型潜水艇の開発研究, 第9回海洋工学シンポジウム講演集(1989)近刊