

ニューラルネットによるアールワン・ロボットの 海面上での運動制御

Control of R-one Robot on Surface by Neural-net Controller

浦 環*・石井和男**
Tamaki URA and Kazuo ISHII

1. はじめに

アールワン・ロボット [1] (図1参照) は、潜航することが目的であるために、海面での航行に関しては、設計において多くの注意を払っていない。例えば、垂直安定板は、胴体中心の下方にはついておらず、上方のみである。これは、底部に物を取り付けると、破損する可能性が高いためである。従って、海面に浮上した状態では、垂直安定板がほとんど機能しないことになり、直進運動の安定性が減少する。

浮上状態では、電波による通信リンクが使えるために、遠隔操縦が可能である。これを使って、母船から降ろされたときや、浮上してきたときに、ロボットを適当な位置に移動することができる。このときに、先に述べた理由により直進性能がよくなく、遠隔操縦により自由にロボットを運転するには、経験を必要とする。本論では、海面航行実験で得られた航行データに基づき、著者らが開発した、ニューラルネットワークの制御システム [2, 3] により、ロボットの横運動を制御するフィードバック・コントローラを作成する。

2. Imaginary Training 機能を持つ適応制御システム

著者らは、ニューラルネットワークで作られた運動モデルに、ロボットの運動をシミュレーションする機能を持たせ、制御シミュレーションの評価から誤差逆伝播法を用いて制御器を調整する手法「Imaginary Training」を提案している。図2に示すように、ロボットを制御する Real-World Part と運動モデル及び制御器を調整する Imaginary-World Part から構成され、ロボットの運動制御と独立して制御系の調整が行われるシステムである。

調整機構では、サンプリングされたデータを基に運動モデルの更新を行ない、動特性の変化に適應する。さらに、更新された運動モデルと制御器と組み合わせ制御シミュレーションを行い、得られたデータを評価し制御器の調整を行う。これらの処理は非同期に並行して行なわれるため、データ収集等の待ち時間が存在せず、調整の速度はコンピュータの演算能力依存する。

3. 制御シミュレーション

本論では、アールワン・ロボットの海面での Yaw 運動

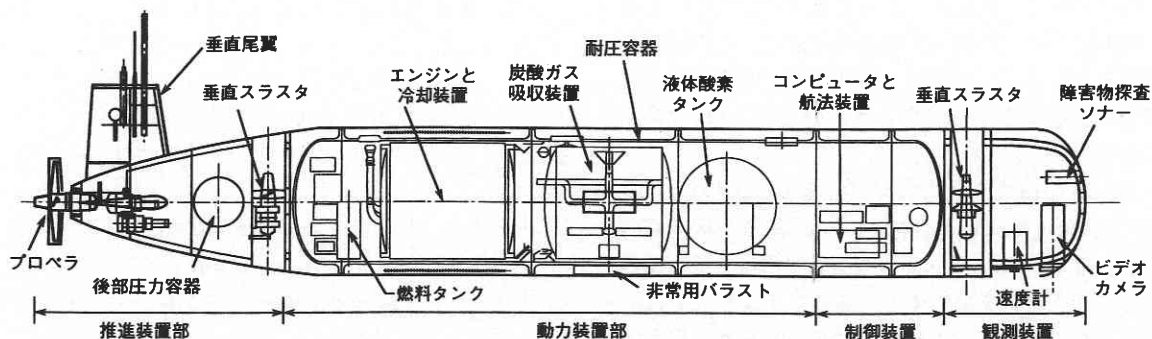


Fig. 1 General arrangement of R-one Robot

*東京大学生産技術研究所 第2部

**九州工業大学情報工学部

研究速報

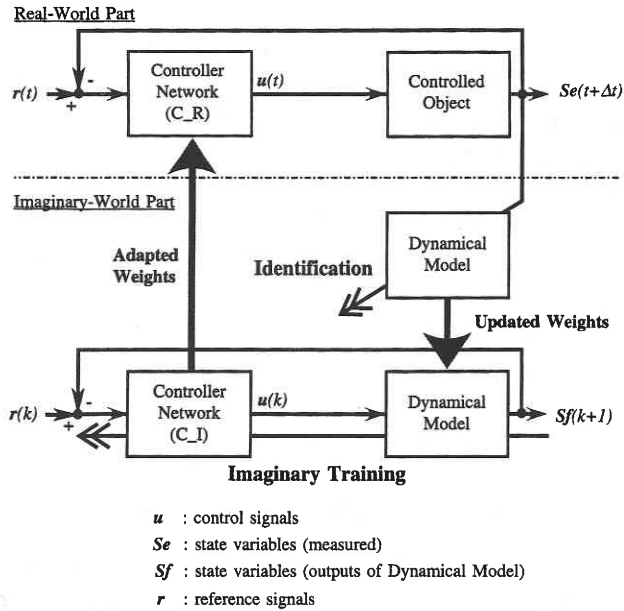


Fig. 2 Block diagram of Imaginary Training system with Neural Network

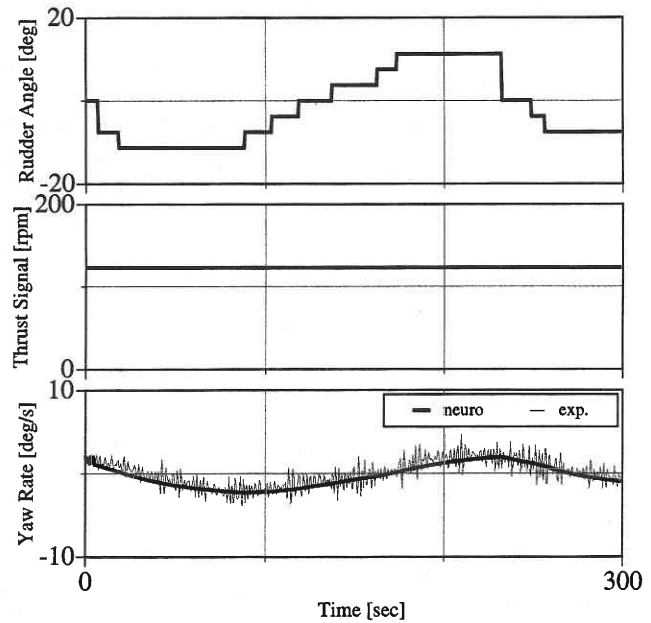


Fig. 4 Comparison of experimental results and simulation with dynamical model using neural network

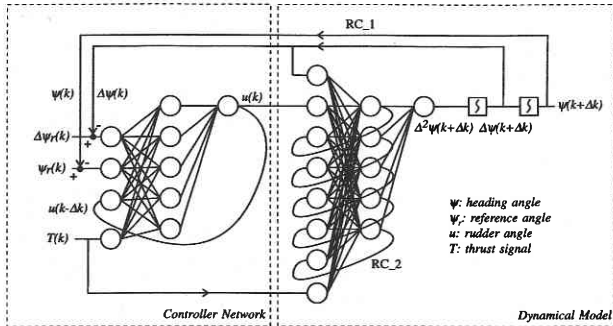


Fig. 3 Network structure to simulate yawing motion of R-one Robot

のみを扱う。また、運動データがすでに十分に与えられていると考えられるので、運動モデルの更新は行なわないものとする。ロボットは、尾部に主推進器を備え、この軸を左右方向に振ることにより横運動を制御する。関連する状態量および制御量は、表1に示すように全て [0, 1] の範囲に無次元化している。

ネットワークの構成を図3に示す。制御器の入力は、Yaw角 ψ 及び角速度 $\Delta\psi$ の目標からの誤差、主推進器の回転数指令値 T 及び1時間ステップ前の舵角 r (主推進器の方向) であり、舵角を出力する。運動モデルの入力は、角速度、主推進器の回転数指令値及び舵角であり、出力は角加速度 $\Delta^2\psi$ である。角加速度を積分することにより最終的にYaw角を出力するネットワークである。Yaw運動

は、ロボットの前進速度により特性が変化するため前進速度を入力する必要があるが、ここでは主推進器の回転数指令値により代替している。

運動モデルは、主推進器の回転数指令値を3段階 (120, 150, 180 [rpm]) に分けて行ったZ試験の実験データを教示データとして構築した。運動シミュレーションの一例を図4に示す。上から舵角、回転数指令値、角速度であり、教示データに雑音が含まれるにも係わらず、良く一致している。回転数指令値が150及び180の場合においても良好な結果を得ているが、ここでは省略する。

得られた運動モデルを用いて、Imaginary Trainingにより制御器の生成を行った。生成時の評価関数として(1)式を用いており、目標角度 $\psi_r = 30$ [deg]、角速度 $\Delta\psi_r = 0$ 、角加速度 $\Delta^2\psi_r = 0$ としている。

$$E_c = 1/2 \sum_k \{ p_1 (\varphi_r(k) - \varphi(k))^2 + p_2 (\Delta\varphi_r(k) - \Delta\varphi(k))^2 + p_3 (\Delta^2\varphi_r(k) - \Delta^2\varphi(k))^2 \}$$

$$\begin{cases} p_1 = 1.0/100.0 = 0.01 \\ p_2 = 1.0/20.0 = 0.05 \\ p_3 = 2.0/0.4 = 5.0 \end{cases} \quad (1)$$

制御シミュレーションの結果を図5~7に示す。図5は外乱が存在しない場合の結果であり、上図に操作量、下図に

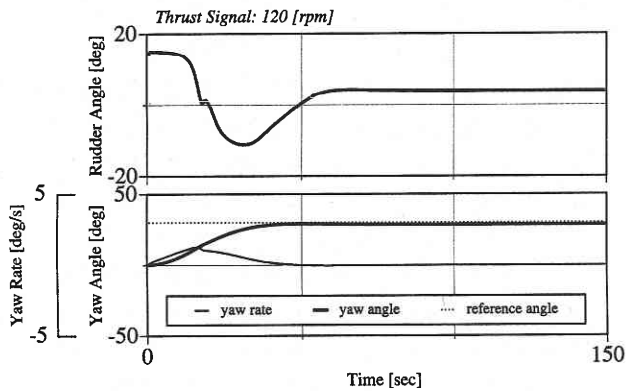


Fig. 5 Control simulation on condition that the thrust signal is 120 [rpm]

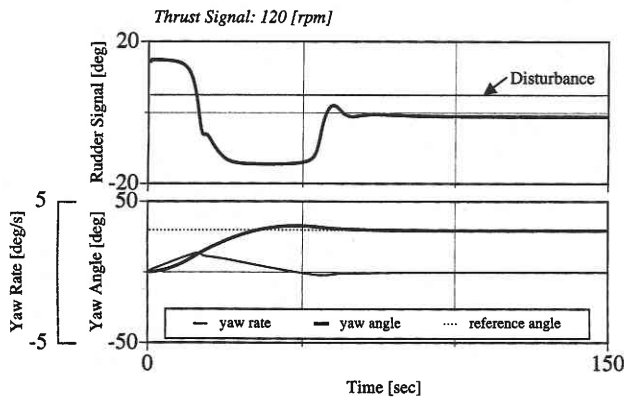


Fig. 6 Control simulation on condition that external force is given to the robot

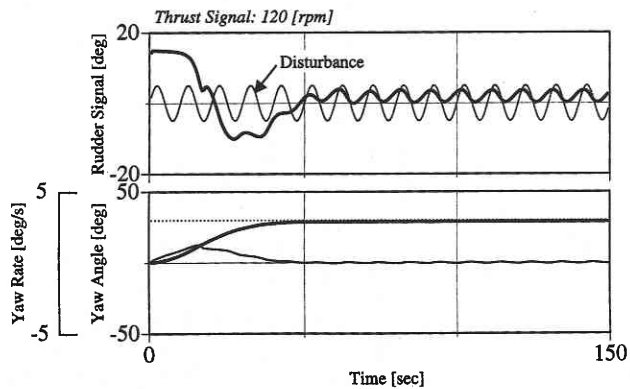


Fig. 7 Control simulation on condition that sinusoidal force is given to the robot

Yaw 角及び角速度を合わせて示している。同じ制御器を用い、操作量に一定の力を加えた場合のシミュレーション結果が図 6、正弦波状の外力を加えた場合の結果が図 7 である。

Table 1 Parameters to normalize input/output variables

Variables	Input/Output Range
Yaw Acc. ($\Delta^2\psi$)	-0.2 ~ 0.2 [deg/s ²]
Yaw Rate ($\Delta\psi$)	-10 ~ 10 [deg/s]
Yaw Angle (ψ)	-180 ~ 180 [deg]
Rudder Angle (r)	-20 ~ 20 [deg]
Thrust Signal (T)	-200 ~ 200 [rpm]

Table 2 Evaluation value on various conditions

Thrust Signal [rpm]	Disturbance [deg, Hz]	Control Error [$\times 10^{-3}$]
120	-	4.42
120	(5.0, 0.0)	4.27
120	(5.0, 0.1)	4.42
150	-	4.47
150	(5.0, 0.0)	4.26
150	(5.0, 0.1)	4.47
180	-	4.36
180	(5.0, 0.0)	4.23
180	(5.0, 0.1)	4.42

図 5 から分かるように、目標角度に一致するように良好な制御器が生成されている。約 20 秒において舵角の切り返しが見られる。これは角加速度に反応しており、制御器調整時において重み係数を大きく取ったことが影響している。定常状態である約 50 秒以降では、操作量が約 5 [deg] であり、非零の出力をしている。これは、運動モデルに非対称な動特性が含まれているためである。操作量に一定の外力を加えた図 6 の結果と図 5 を比較すると、多少のオーバーシュートが存在するものの、良好に制御されている。約 50 秒以降の定常状態では、外力に相当する大きさだけ、図 5 の操作量に比べて小さい値を出力しており、外力の推定が行えることを示している。これは 1 時間ステップ前の操作量を制御器の入力値として入力することにより、PID 制御の積分動作に近い働きが得られているためである。さらに、図 7 の結果から周期的な外力に対しても対応できることが分かる。主推進器の回転数指令値を変えて行った制御シミュレーションの評価値を表 2 に示す。以上の結果から Imaginary Training により良好な制御器が生成されていることが分かる。参考までに運動モデル及び制御器の結合荷重を表 3 及び 4 に示す。

Table 3 Synaptic weights of dynamical model

		Unit Number of Hidden Layer				
		1	2	3	4	5
Input Layer	1	0.4778	-1.2971	-1.2702	-2.8549	-3.0652
	2	0.4598	2.7812	0.4495	-1.3283	-0.2686
	3	2.8601	-0.6186	2.3889	1.9694	1.3562
Rec. (Input)	1	0.6010	-0.7367	1.1180	0.4622	-0.0266
	2	-0.8047	0.4727	-0.9902	-0.2800	-0.1246
	3	-0.2182	-0.3392	0.2700	0.1117	-0.2622
	4	-0.0833	-0.9225	0.3429	0.5131	0.2728
	5	-0.1687	-0.9681	0.1040	0.3766	0.2867
Output Layer	1	2.8601	-0.6186	2.3889	1.9694	1.3562
Threshhold	hid	-0.6475	-3.7910	-0.9439	-0.0775	-0.7225
	out	-2.6075	-	-	-	-

Table 4 Synaptic weights of controller network

		Unit Number of Hidden Layer				
		1	2	3	4	5
Input Layer	1	-6.1116	-5.8563	-6.1005	-5.0334	-5.5885
	2	-1.4028	-1.4600	-1.2958	-13.6001	-1.8654
	3	2.0237	1.0145	0.5104	-0.4040	-1.9983
	4	-13.4662	-12.7553	-13.4012	-0.7264	-11.0993
Output Layer	1	-3.0973	-2.9428	-2.7184	-14.9880	-2.4710
Threshhold	hid	1.4694	1.3594	1.4822	10.2596	1.5434
	out	8.3433	-	-	-	-

4. 結 論

本論では、ニューラルネットワークを用いた制御器における生成法 Imaginary Training を海中ロボット「アールワン・ロボット」の方位角制御に適用した。即ち、ニューラルネットワークを用いたシミュレータにより、目的のコントローラが生成されることを示した。また、外力に対しても良好に対処できており、外力の推定にも適用可能である。本手法は、運動モデルが制御対象の運動特性を十分に表現できている場合、効率よく制御器を生成することが可能であり、海中ロボットの制御器生成において有効であると結論する。

(1996年10月15日受理)

参 考 文 献

- 1) T. Ura et al., "R1 Project-Development of an Autonomous Vehicle Equipped Closed Cycle Diesel Engine for One-Day Investigation of Mid-Ocean Ridge", Proc. of Oceanology International, pp. 1-9, 1992.
- 2) 藤井輝夫, 浦環, 黒田洋司, "自己生成型ニューラルネットワーク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", 日本造船学会論文集, vol. 168, pp. 275-281, 1990.
- 3) K. Ishii, T. Fujii, 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. 221-228, 1995.