ニューラルネットによる水中ロボット
ハンドの捕握制御*原文 雄^{*1}, 福岡 知 浩^{*2}

Grasping Control of an Aquarobot Hand by Neural Network

Fumio HARA and Tomohiro FUKUOKA

This paper deals with the effectiveness of a neural network controller implemented in a control system of an underwater robot manipulator when the robot performs the task of catching and grasping an object floating in water. The neural network must learn the nonlinear behavior of the floating object generated by the fluid flow due to the motion of the robot arm when the robot rotates and extends its arm toward the object. The learned neural network is implemented as a forward controller together with a feedback controller. Experiments showed a good performance in catching and grasping the floating object in water even when the object is moving away.

Key Words: Control, Aquarobot, Grasping, Floating Object, Neural Net

1. は じ め に

近年海洋開発の必要性は、日々増してきており、深海探査機(ROV)の開発も世界各国で行われている。また、最近では人の代りとなって水中で作業を行うロボットの開発も期待されている。しかし、水中で作業を行うロボットの開発は容易ではない。それは流体(水)の影響がロボットの作業に大きく影響するからである。

今日の海洋開発関連の研究を見ると論文としてまとまった報告はあまり見られない⁽¹⁾。しかし、水中ロボット・マニピュレータの流体抗力低減や流体力補償制御の研究が報告されるようになった^{(2)~(4)}。また水中ロボット・ハンドによる浮遊物の捕握も線形予測にもとづいた予測制御が研究されるようになった⁽⁵⁾。

そこで本研究では、近い将来必要とされるであろう自立形水中作業ロボットの基礎研究として、水中ロボット・ハンドの目標物を捕握するための運動と流体を介しての目標物の運動との非線形な関係を、ニューラルネットワークで学習し、それによる予測制御とフィ

ードバック制御の併用制御を構成し、目標物の捕握制御性能を検討する。

2. 実 験 装 置

2・1 実験装置本体 実験装置を図1に示す。今回作成したマニピュレータは軸まわりの回転運動のみをするリンク1と直動運動のみをするリンク2からなる

図1 2自由度水中マニピュレータの概要図

* 原稿受付 平成5年1月13日。

^{*1} 正員, 東京理科大学工学部 (〒162 東京都新宿区神楽坂1-3)。^{*2} (株)マツダ(〒730-91 広島県安芸郡府中町新地)。

2自由度マニピュレータで、リンク2の先端に2本指形ハンドが装備してある。目標物の位置を検出するセンサはCdsセルを二つ使用するもので、リンク1の固定点から一定の位置に設定してある。三角測量法によりハンドと目標物の距離を測定する。

リンク1、リンク2用のモータ駆動回路、エンコーダカウンタ回路、および先端部ハンド用モータ駆動回路の入出力はパーソナルコンピュータで制御される。Cdsセンサからの目標物の位置情報とエンコーダからのリンクの速度情報はDI/DOおよびA/Dを介して、上述のパーソナルコンピュータに取り込まれる。図2にこれらの構成図を示す。リンク1駆動部：リンク1の駆動部のモータ1はDCミナーシャモータUGT-MEM-03-LB2である。減速機はハーモニックドライブ(減速比1/100, 5V入力電圧)であり、エンコーダとしては200PULSE/REVの性能のものをを用いた。このDCサーボモータ1はPWM方式でD/Aを介してパーソナルコンピュータから出力される電圧(± 10 V)で制御される。リンク1の位置(回転角)はエンコーダの信号をカウンタ回路で数え、DI/DOからパーソナルコンピュータに取り込む。

リンク2駆動部：リンク2駆動部のモータはDCサーボモータUGTREM-SA2で、エンコーダ一体形である。エンコーダは200(PULSE/REV), 5(V)入力の性能のものである。リンク2の直動運動を発生させるために、このモータの出力軸に傘歯車(減速比: 1/2)が取り付けられている。リンク2駆動用ボールネジは $\phi 16$, リード32(mm)である。

ハンド駆動部：ハンド駆動部のモータはDCサーボモータTC-2144-01で、減速比は1/36である。その動力をフレキシブルカップリングに伝え、さらに、ウォームギア、ウォームホイールを介してハンドに動力を伝える。ウォームギアの減速比は、1/10である。

2.2 目標物位置センサ回路 目標物の位置測定

図2 水中マニピュレータの制御システム

用センサはCdsセルで目標物からの光の強さとセンサの電気抵抗が反比例する性質を利用して距離を測定する。2個のセンサの出力はA/Dを介してパーソナルコンピュータのCPUに取り込まれ、ハンドと目標物の間の距離が三角測量法で計算される。

2.3 目標物 目標物の概略図を図3に示す。目標物の形状は流体力の影響を均等に受けるように球形とした。目標物の位置測定を行うために、目標物の頂部に光源を取付け、その光を水槽の側壁に取り付けたCdsセンサ2個で検知し、三角測量法により目標物の位置を測定する。

2.4 水槽 本研究で用いた水槽は、1000(W)×1500(D)×1000(H)(mm)の大きさである。この上にはレールが設置してあり水中ロボット・マニピュレータ本体はレール上を移動することができる。本ロボットのリンク1は水槽側壁から500mm, 200mmの位置に設置され、リンク2は水深240mmに位置する。

3. 実験方法

本来ならば、三次元空間の水中でのロボット・マニピュレータの運動と目標物の捕握を考えるのが実用化のためにはよいのであるが、本研究では、目標物は一定の水深で二次元平面内で運動するように、目標物の浮きと重りを調節して、水中ロボット・マニピュレータと目標物の運動を二次元平面内に限定しても、本マニピュレータの運動と目標物の運動との流体を介しての非線形な関係の本質は保たれると考えられる。本実験で使用する座標系を図4に示す。

水中ロボット・マニピュレータで浮遊する目標物をつかむとき、以下の手順にしたがってマニピュレータを制御する。

(1) 目標物をつかむためにリンク1, 2を適切な位置に持っていく。

図3 浮遊目標物

(2) は持点を目標物へと移動する。

(3) つかむ。

まず目標物の位置測定用のセンサの較正実験(センサの電圧値と距離の関係)を行う。目標物の頂部の光源からセンサまでの距離を5(cm)から2.5(cm)ずつ離しながら、センサ電圧値を測定し、最小2乗法により4次近似を行って、較正曲線を得る。

3・1 基礎実験 本基礎実験では、リンク2の直進運動と、回転運動について、リンク2の運動と目標物の運動との非線形な関係を明らかにする。この実験結果は後述のニューラルネットワークの学習用データとして使用される。

直進運動: 水中ロボット・マニピュレータのリンク1, 2を設定位置にセットし、リンク2を最短状態から伸ばす。これにより流れが誘起され、目標物がどのように運動するかを目標物の位置変化の測定で観測する。実験パラメータは、リンク2の速度20, 30, 60(cm/s)、ハンドの開閉度0, 45(°)である。

回転運動: リンク1の回転運動によってできる流れが目標物の運動にどのような影響を与えるかを調べる際、実験パラメータは、リンク1の初期角度、終了角度、回転角速度、リンク2の長さ、ハンドと目標物との相対位置である。これらのパラメータの組合せを考えて、表1の基礎実験を行う。

実験Aと実験Bでは $\theta=0(^{\circ})$ の時のハンドと目標物との相対距離を12(cm)と6(cm)として実験を行う。実験Bと実験Cでは、ハンドの初期角度を $-30(^{\circ})$ と $-15(^{\circ})$ として実験を行う。実験Aと実験Dではリンク2の長さを80(cm)と90(cm)にして実験を行う。それぞれの実験での終了角度は、20, 15, 10,

5, 0(°)であり、それぞれの終了角度でリンク2の角速度を0.290(rad/sec)~1.65(rad/sec)の間で変化させて実験する。

3・2 ニューラルネットワークによる目標物運動の学習 前の項の基礎実験で得られたデータをもとに、バックプロパゲーション法⁽⁶⁾を用いて、「目標物が2または4ステップ後にどの方向にどれだけ動いたか」をニューラルネットワークに学習させ、リンク2の運動と目標物の運動との非線形関係をニューラルネットワーク上に記憶させる。

ニューラルネットワークの構造: 本実験で用いるニューラルネットワークは、入力層(12ユニット)、中間層A(20ユニット)、中間層B(20ユニット)、出力層(2ユニット)の4層構造である。これらのユニット数は試行錯誤の結果、決定された。その構造を図5に示す。

ニューラルネットワークの学習において、入力層に与えるデータは、ハンドと目標物間の相対位置誤差(er , $e\theta$)とリンク1, 2の速度($\dot{R}$, $\dot{\theta}$)の四つのデー

表1 基礎実験での諸パラメータ

	Destination (°)	Start (°)	Link length (cm)	Rel. dis. (cm)
Exp. A	0, 5, 10, 15, 20	-30	80	12
Exp. B	0, 5, 10, 15, 20	-30	80	6
Exp. C	0, 5, 10, 15, 20	-15	80	6
Exp. D	0, 5, 10, 15, 20	-30	90	12

図4 水中マニピュレータの第2アームと浮遊目標物との初期位置の関係

図5 4層のニューラルネットワーク

データを2ステップ前のものから現在のステップのものまで3ステップ分、つまり合計12個のデータである。教師信号としては、目標物が現在より2または4ステップ後にどの方向にどれだけ動いたかの値を基礎実験から求め、それら二つを与える。入力層に与えるデータに、基礎実験で得られたものをそのまま用いると、ノイズが多くニューラルネットワークの学習が非常に収束しにくいことがわかったので、それらを最小自乗法で4次近似したものから入力層に与えるデータを作成した。

入力データ、出力データ共にそれらの値を-1~1の間に標準化する。それらのデータを使い、ニューラルネットワークを修正モーメント法⁽⁶⁾で学習させる。ここで、学習が収束したとする基準は、出力と教師信号の誤差の自乗の和が0.0001より小さくなることとした。実際の値にすると、 r 方向の誤差 er が0.2(cm)、 θ 方向の誤差 $e\theta$ が0.5(°)に対応する。

実際にニューラルネットワークの学習に用いたデータは、基礎実験の実験Bのデータである。(終了角度は、-5(°)、リンク2の先端の角速度が1.125(rad/s)ハンドの周速:90(cm/sec)のものである。)入力データと教師信号のデータの組を、データのかたよがないように25組作り、それらについてニューラルネットワークを学習する。

4. 制 御 方 式

3・2項で学習されたニューラルネットワークに、現在を含み過去2ステップまでのハンドと目標物の相対位置誤差(er , $e\theta$)とリンク1と2の速度($\dot{R}$, $\dot{\theta}$)のデータを入力し、それにより得られる目標物の2または4ステップ後の位置と方向の予測値をフォワード量とする予測制御と、フィードバック制御とを併用する制御方式を採用する。この時、

- (1) ニューラルネットワークによる予測制御のみの場合
 - (2) フィードバック制御のみの場合
 - (3) ニューラルネットワークによる予測制御と、フィードバック制御を同時にかけた場合
- の三つの場合について制御性能を明らかにする実験を行う。

システム全体のブロック線図を図6に示す。まず、目標値は、目標物を捕握しなければならないので、0である。次に目標値とハンドとの現在の相対距離の差を取り相対位置誤差を計算する。その相対誤差をニューラルネットワークの入力層と、比例フィードバック制御器に入力し、それぞれのゲインを乗じたものが出

力される。それらの和をとり、水中ロボット・マニピュレータの駆動モータに入力される。

制御アルゴリズムを図7に示す。まず、エンコーダ1, 2からハンド部の位置を、Cdsセンサ1, 2から目標物の位置を測定し、相対誤差とハンドの速度を求める。次に、相対誤差の θ 成分が15°($=\delta$)以内であれば、ニューラルネットワークによる予測制御とフィードバック制御を行い、それ以上であれば、フィードバック制御のみとする。そして、相対誤差の θ 成分が3°($=\epsilon\theta$)以内、かつ r 成分が3cm($=\epsilon r$)以内であれば、ハンドは捕握動作を行う。

制御実験のパラメータの種類は以下のとおりである。

予測ステップ数、リンク2の初期角度を表2に、ニューラルネットワークの予測制御器としてのゲインとフィードバック制御器のゲインを表3に示す。

5. 実 験 結 果

5・1 基礎実験 直進運動：リンク2の直進運動

図6 制御ループ

図7 ニューラルネットワークによる予測 $\hat{e}(i)$, $\hat{e}(i+m)$ を含む制御アルゴリズム

による目標物の動きは、ハンドを閉じた状態では目標物はほとんど動かず、開いた状態では目標物は前方に流れ、リンク 2 の直進速度の早いときのほうがより大きく目標物が動くことがわかった。しかし、いずれにせよ、その動きはリンク 2 の回転運動のときの結果と比較すると、絶対的に小さいことがわかったので、特に実験結果の図は記載しない。

回転運動：リンク 2 の回転運動における目標物の動きの実験結果を要約すると以下ようになる [文献 (5) 参照]。

(1) 初期角度の影響：実験 B (-30°) と実験 C (-15°) を比較してみると、リンク 2 の先端のハンドの移動距離の多いほうが目標物はより大きく、速く動く。

(2) 終了角度の影響：実験 A, B, C, D のどの場合をとってもリンク 2 のハンドの周速度が同じ時には終了角度が大きく移動量大きい時、目標物はより大きく、速く動く。また、終了角度が小さくハンドが目標物に近いところで止まる時には、リンク 2 が静止する後に、目標物を巻き込むような流れが生ずる。

(3) リンク 2 ハンドと目標物の相対距離の影響：実験 A (12 cm) と実験 B (6 cm) を比較してみると、相対距離の小さいほうが目標物はより速く、大きく動く。(実験を繰返して行った結果、相対距離が 6 (cm)

より大きい時には、リンク 2 の運動は目標物にほとんど影響しなかった。

5.2 ニューラルネットワークの学習結果 前述したように、基礎実験のデータ(実験 B)を使い、入力層(12 ユニット)、中間層 A (20 ユニット)、中間層 B (20 ユニット)、出力層(2 ユニット)のニューラルネットワークを学習させる。リンク 2 の運動による目標物の運動を予測(学習)させる時、現在より 2 または 4 ステップ先の時点の目標物の位置と方向とする(1 ステップは 50 msec)。

修正モーメント法を用い、ニューラルネットワークを一度に多くの学習データで学習させると非常に収束しにくかった。そこで、4, 8, 12, 14, 16, …と少しずつ、25 種類のデータまで学習させた。学習に要した計算回数は、2 ステップの時は 12 万回、4 ステップの時は 20 万回程度であった。この時の学習パラメータを表 4 に示しておく。

この学習させたニューラルネットワークを使い、基礎実験(学習に用いなかったデータ)での目標物の動きを予測させた時の予測誤差を図 8 に例示しておく。リンク 2 の角速度が学習データと異なっても、4 ステップ先の目標物の位置と方向の予測誤差は十分に小さいことがわかる。

5.3 捕握制御結果 捕握実験 A：図 9 に捕握実験 A での結果を示す。(a)は目標物とハンドとの相対位置誤差であり、(b)はニューラルネットワークの予測誤差である。この実験では、予測ステップ数が 2 ステップ、初期角度が -15° であり実験での条件がニューラルネットワークの学習の際の条件に近い。捕握できたときの結果を見てみると比較的早期に捕握に成功している。しかし、捕握できなかった時は、リンク 1 と 2 の動きが目標物について行けていない(図 10)。また、目標物がハンドの外側の死角に入り、捕握に失敗した例もみられる。

フィードバック制御のみの場合では、リンク 1 と 2

表 2 制御実験での諸パラメータ

	Pred. steps	Start ($^\circ$)
Exp. A	2	-15
Exp. B	2	-25
Exp. C	4	-15
Exp. D	4	-25

表 3 比例フィードバック制御のゲインとニューラルネットワークによる予測のゲイン

	Feedback Kp	Neural network P Kp
Exp. A	0.2	0.2
	0.3	0.3
	0.1	0.3
	0.3	0.1
	0.3	0
Exp. B	0	0.3
	0.2	0.2
	0.3	0.3
Exp. C	0.25	0.15
	0.1	0.3
	0.15	0.25
Exp. D	0.25	0.15
	0.2	0.2
	0.3	0.3

表 4 ニューラルネットワークの学習パラメータ

Input unit	12
Hidden unit 1	20
Hidden unit 2	20
Output unit	2
Temperature	2.0
Weight error	0.4
Threshold error	0.3
Output max.	0.99999
Output min.	0.00001
Moment Coeff.	0.98
	0.4

の動きが目標物の動きに遅れる兆候が明らかである(図 11)。ニューラルネットワークによる予測制御の場合でも、やはりうまく制御できなかった(図 12)。

捕握実験 B: 図 13 に捕握実験 B の結果を示す。本実験では、予測ステップ数が 2 ステップ、初期角度が -25° である。ニューラルネットワークの予測制御のゲインとフィードバック制御のゲインが共に 0.2 または 0.

図 8 ニューラルネットワークによる目標物の位置予測の誤差 [$m=4$, 4 ステップ先予測, 1.55 (rad/sec)]

図 9 実験 A での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.3$, $PKp=0.3$)

3 と大きい時は、目標物の捕握に成功する(図 13)が、それより小さい時は、失敗し、目標物は逃げてしまう。捕握実験 C: 本実験では、予測ステップ数が 4 ステップ、初期角度が -15° である。制御実験結果を図 14 に示す。予測の誤差は 2 ステップの時と比べて比較的小さい。リンク 2 が目標物の動きについて行けないということはあまり起きなかった。

捕握実験 D: 本実験では、予測ステップ数が 4 ステップ、初期角度が -25° である。結果の傾向は、実験 C の時と同じようであったので、図の記載は割愛する。

捕握実験 A, B, C, D において、捕握に成功した時及び失敗した時のフィードバック制御のゲイン Kp , ニューラルネットワーク予測制御のゲイン PKp の値を表 5 に示す。

これらの小数の実験例からではあるが、ニューラルネットワークによる予測制御とフィードバック制御のゲインが適当に大きければ、水中ロボット・マニピュレータのハンドは浮遊する目標物をうまく捕握することができる。しかし、フィードバック制御、または、ニューラルネットワークの予測制御のみでは捕握に失敗することが多いと言えよう。

図 10 実験 A での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.1$, $PKp=0.3$)

図 11 実験 A での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.3$, $PKp=0.0$)

図 13 実験 B での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.3$, $PKp=0.3$)

図 12 実験 A での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.0$, $PKp=0.3$)

図 14 実験 C での相対位置と予測誤差 ($Kp=0.1$, $PKp=0.3$)

表 5 捕握の成功と失敗におけるフィードバック制御ゲイン Kp とニューラルネットワーク制御ゲイン PKp

	Success		Failure	
	Kp	PKp	Kp	PKp
Exp. A	0.2	0.2	0.1	0.3
	0.3	0.3	0.3	0
	0.3	0.1	0	0.3
Exp. B	0.2	0.2	0.25	0.15
	0.3	0.3		
Exp. C	0.1	0.3	0.25	0.15
	0.15	0.25		
Exp. D	0.2	0.2		
	0.3	0.3		

6. ま と め

(1) 水中ロボット・マニピュレータの運動により誘発される流れの影響で浮遊する目標物がマニピュレ

ータ・ハンドから逃げる運動は極めて不明確であり、この流体の流れによる目標物のダイナミクスを、ニューラルネットワークに学習させる可能性を示した。

(2) ニューラルネットワークによる予測制御とフィードバック制御の組合せにより、水中浮遊目標物の捕握制御がうまく制御できることを示した。

今後の研究として、ニューラルネットワークの学習に必要で十分な学習データ数の検討、三次元水中空間での目標物の捕握制御、移動目標物の捕握制御などを実施する。

文 献

- (1) 野々瀬, 日本ロボット学会誌, 8-2 (1990), 116.
- (2) 小笠原・原, 機論, 54-503, C (1988), 1504.
- (3) 福田・原, 機論, 54-507, C (1988), 2702.
- (4) 小笠原・原, 機論, 56-526, C (1990), 1455.
- (5) 依田・原, 機論, 57-539, C (1991), 2371.
- (6) 中野・ほか7名, ニューロコンピュータ, (1989), 248, 技術評論社.