

水中ロボットマニピュレータの繰返し学習制御に関する 理論的考察と実験的検証

学生員 坂 上 憲 光* 井 上 学*
川 村 貞 夫*

Theoretical and Experimental Studies of Iterative Learning control
of Underwater robot manipulators

by Norimitsu Sakagami, *Student Member* Manabu Inoue,
Sadao Kawamura,

Summary

On underwater robot manipulators, high speed and high precision are basic requirements in order to improve efficiency of operations. To satisfy these requirements, feedforward control inputs are crucial. For making feedforward inputs, one of the methods is to estimate all parameters of underwater robot dynamics. However, parameter estimation of hydrodynamic coefficients is very difficult because the dynamics is complicated. To overcome such a difficulty, we apply iterative learning control to underwater robots. In this paper, we theoretically discuss the performance of iterative learning control for underwater robot manipulators. Moreover, the effectiveness of the learning control is experimentally verified through several experimental results.

1. 結 言

水中ロボットの作業効率化において、高速・高精度なマニピュレーションは不可欠である。それを実現するには、フィードフォワード制御が重要な役割を果たす。しかし、水中では流体のダイナミクスが複雑に現れるため、フィードフォワード入力生成の生成は容易ではない。フィードフォワード入力生成の一般的手法は、流体項も含めたダイナミクス中の全パラメータを同定する方法である。

Rock ら^{1) 2) 3)} は、水中マニピュレータの実機実験を通して付加慣性係数や抗力係数の同定を行ない、フィードフォワード制御を行なっている。その一つ¹⁾では、2自由度マニピュレータの抗力係数の同定を行なっている。しかし、マニピュレータの第二関節を固定した単純な運動しか扱っていない。また、小川原⁵⁾、新宅⁴⁾らはフィードフォワード入力生成の別のアプローチとして、適応ニューロフィルタを用いている。前者では、シミュレーション結果から有効性を述べるに留まり、後者では、実機マニピュレータを用いた研究であるが、空中実験しか行なっていない。これらの研究からも、水中で実際にフィードフォワード入力を生成することが容易でないとわかる。

そのような問題を解決するため、本論文では、水中ロ

* 立命館大学理工学研究科

原稿受理 平成14年7月10日

秋季講演会において講演 平成14年11月14, 15日

ボットマニピュレータに繰返し学習制御を適用する⁶⁾。この制御では、フィードフォワード入力の一つ前の試行の加速度や速度の出力誤差により修正される。つまり、システムの入出力関係のみが必要であり、制御対象のパラメータ同定は必要ではない。さらに、モデル化の困難な外乱があったとしても、その外乱が運動ごとに繰り返される場合には理想の運動が実現される。この繰返し学習制御は空中のロボットに提案されたものである⁷⁾。繰返し学習制御を適用するには、出力消散性 (output-dissipativity) という物理的性質が重要となる。空中でマニピュレータを制御する場合、出力消散性は理論的に証明される。それゆえ、実験的にもマニピュレータが学習制御により目標軌道を実現する。しかし、水中マニピュレータに関する繰返し学習制御の有効性は、理論的にも実験的にも議論されていない。

そこで本論文では、まず、水中において繰返し学習制御が可能となる条件である出力消散性について理論的に考察する。次に、1自由度と3自由度マニピュレータの実機実験により、静水中での学習制御の有効性を検証する。また、流速が存在する中で学習制御の有効性も調べる。これらの実験から、フィードフォワード入力の生成法として水中においても繰返し学習制御が有効であることを確認する。

2. 繰返し学習制御

繰返し学習制御の主な研究成果は有本らによって得られた。その詳細や歴史は参考文献⁷⁾に見ることができる。この学習制御は、速度や加速度の出力誤差を用いてフィードフォワード入力を修正し、何回かの試行後に理想の運動を高精度で実現させるものである。

まず始めに、時間 $T > 0$ で終わる目標の運動が与えられたとする。最初の試行では、時間区間 $t \in [0, T]$ において適当なフィードフォワード入力を与える (その値はゼロでもよい)。二回目の試行で、フィードフォワード入力は出力誤差により修正される。その出力誤差は、一回目の実際の出力と目標となる出力との差から決まる。三回目以降は、前回の試行と同じく次式の修正を繰り返す。

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{u}_k(t) + \Phi(\mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}_k(t)) \quad (1)$$

ここで、 k : 試行回数、 Φ : 学習ゲイン、 $\mathbf{y}_d(t)$: 目標出力、 $\mathbf{u}_k(t)$, $\mathbf{y}_k(t)$: k 回目の入力と出力を示す。

ここで重要となるのが、時間区間 $t \in [0, T]$ において出力 $\mathbf{y}_k(t)$ が目標 $\mathbf{y}_d(t)$ に収束するかどうかである。学習制御の収束性に関しては、いくつかの物理的条件が明らかになっている。出力誤差 $\Delta \mathbf{y}_k (= \mathbf{y}_k - \mathbf{y}_d)$ がゼロへ

収束するために重要となる条件が出力消散性 (Output-dissipativity) である。出力消散性は誤差ダイナミクスを用いて以下のように定義される。

$$\int_0^T \Delta \mathbf{y}^T(\tau) \Delta \mathbf{u}(\tau) d\tau \geq -\gamma_0 + \gamma \int_0^T \|\Delta \mathbf{y}(\tau)\|^2 d\tau \quad (2)$$

ここで、 $\Delta \mathbf{y}(t) = \mathbf{y}_k(t) - \mathbf{y}_d(t)$, $\Delta \mathbf{u}(t) = \mathbf{u}_k(t) - \mathbf{u}_d(t)$: 目標との出力誤差および入力誤差、 γ_0 , γ : 正の定数を示す。また、 γ_0 は初期状態のみによって決まり、目標の初期値と実際の初期値が一致するときにはこの値はゼロとなるものとする。

空中でマニピュレータが動く場合、ダイナミクスの出力消散性は理論的に証明される。さらに、理想の運動を学習できることも実験的に確認されている。理論的な詳細は参考文献⁷⁾の中で述べられている。

繰返し学習制御は、ダイナミクスを正確に知ることなく、入出力の関係だけでフィードフォワード入力を得る実用的な方法である。それゆえ、流体中のダイナミクスのようにモデル化が困難な場合には、繰返し学習制御は極めて有効な制御法となる。

3. 水中における繰返し学習制御の理論的考察

理論的な観点から、繰返し学習制御が水中ロボットマニピュレータに適用可能であるかを考察する。そのために、上述した誤差ダイナミクスの出力消散性を調べる。ここで、出力誤差は目標速度と実際の速度との差とする。入力誤差を記述するため、水中ロボットマニピュレータのダイナミクスを考える。一般にダイナミクスは次式のように分離して表現できる⁸⁾。

$$\mathbf{L}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) + \mathbf{L}_H(\mathbf{q}, \mathbf{v}, \dot{\mathbf{v}}) = \mathbf{u} \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{L}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$: 空中でのロボットダイナミクス、 $\mathbf{L}_H(\mathbf{q}, \mathbf{v}, \dot{\mathbf{v}})$: 流体項 (付加慣性、抗力、浮力)、 $\mathbf{q}$: 関節角座標ベクトル、 $\mathbf{v} = [\mathbf{v}_{11}, \mathbf{v}_{12}, \dots, \mathbf{v}_{nm}]^T$: 流速ベクトルを示す。ここで成分 $\mathbf{v}_{ij}$ は Fig.1 で記載するようにマニピュレータを $n \times m$ 個に分割したときの微小部分 (i, j) における流体との相対的な流速とする。

このとき、理想の入力 $\mathbf{u}_d$ があるとする、入力誤差 $\Delta \mathbf{u}$ は次式となる。

$$\mathbf{L}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) - \mathbf{L}(\mathbf{q}_d, \dot{\mathbf{q}}_d, \ddot{\mathbf{q}}_d) + \mathbf{L}_H(\mathbf{q}, \mathbf{v}, \dot{\mathbf{v}}) - \mathbf{L}_H(\mathbf{q}_d, \mathbf{v}_d, \dot{\mathbf{v}}_d) = \Delta \mathbf{u} \quad (4)$$

水中ロボットマニピュレータが出力消散性を満たすには、式 (2) に式 (4) を代入し、式 (2) が成立する必要

がある。上述したように、もし空中でロボットが運動する場合には、流体項 L_H がダイナミクス中に存在せず出力消散性が成り立つ。しかし、ロボットが水中で動く場合には出力消散性の証明が困難となる。なぜなら、マニピュレータに対する相対的な流速の方向や大きさを決定することが難しいからである。

出力消散性を調べる上で、この流速 v にどのような仮定を与えるのが重要な問題となる。Fig.1のマニピュレータで、微小区間 (i, j) における流速 $v_{i,j}$ は、一般的に

$$v_{i,j} = J_{i,j}(q_i)\dot{q}_i + w_{i,j} \quad (5)$$

と定義できる。ここで、 $J_{i,j}$ ：関節角速度と微小部分 (i, j) の速度に関するヤコビ行列、 q_i ： i リンク目までの関節角座標ベクトル、 $w_{i,j}$ ：流体の速度である。

もし水流や潮流、マニピュレータの運動が周囲の流体運動を引き起こし、 $w_{i,j}$ の影響がダイナミクス中で支配的になるなら、ダイナミクスの性質が決め難く、式 (3) の理論的な取り扱いが困難となる。逆に、 $w_{i,j}$ が無視できるほど小さい場合は、マニピュレータに対する流体の速度が、

$$v_{i,j} = J_{i,j}(q_i)\dot{q}_i \quad (6)$$

となる。これにより流体項 L_H 中の $v, \dot{v}$ がマニピュレータ関節の角速度 $\dot{q}$ と角加速度 $\ddot{q}$ で表現できる。この場合、入力誤差 Δu は次式となる。

$$L(q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d) - L(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \dot{L}_H(q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d) - \dot{L}_H(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \Delta u \quad (7)$$

ここで、 $\dot{L}_H$ は新たな流体項を意味する。

さて、出力消散性を満たすかを調べるため、流体項 $\dot{L}_H$ を具体的に記述する。 i リンク上の微小部分 (i, j) と流体との相対的な流速 $v_{i,j}$ から、 i リンクに作用する力 $df_{i,j}$ とモーメント $d\tau_{i,j}$ は、

$$df_{i,j} = \rho C_{M_{i,j}} A_{i,j} l_{i,j} \ddot{q}_{i,j} dl_{i,j} + \frac{1}{2} \rho C_{D_{i,j}} D_{i,j} l_{i,j}^2 |\dot{q}_{i,j}| \dot{q}_{i,j} dl_{i,j} \quad (8)$$

$$d\tau_{i,j} = l_{i,j} \times df_{i,j} \quad (9)$$

となる。ここで $C_{M_{i,j}}$, $C_{D_{i,j}}$ は付加慣性係数、抗力係数、また $A_{i,j}$, $D_{i,j}$ はアーム断面積およびアーム直径である。 $l_{i,j}$ は i リンクの関節軸から微小区間 (i, j) までの距離を表す。上式を i 番目のリンク長さ L_i に渡って積分することにより、流体から i リンクに働く力お

よびトルクが求まる。そして最終的に、ダイナミクス中の流体項 L_H に、付加慣性項 $M_A(q)\ddot{q}$ と流体抗力項 $D(q, \dot{q})\dot{q}$ 等が現われる。

付加慣性行列 M_A の性質として完全に潜水した状態で低速域では、

$$M_A(q) = M_A^T(q) > 0 \quad (10)$$

の近似が成り立つ⁸⁾。流体抗力の性質としては、厳密に正定値で、かつ消散的であることから

$$D(q, \dot{q}) > 0 \quad (\forall \dot{q}) \quad (11)$$

$$\dot{q}^T D(q, \dot{q}) \dot{q} > 0 \quad (\forall \dot{q} \neq 0) \quad (12)$$

が成り立つ⁸⁾。浮力 $b(q)$ は重力と同様に保存力であり三角関数として表現される。

これらの性質を利用すると、ダイナミクス中で付加慣性項は剛体の慣性項と同じ性質を持つ。また流体項は粘性項と、浮力項は重力項とそれぞれよく似た性質を持つとみなされる。これによって、参考文献⁷⁾と同じ方法で出力消散性が満たされ、繰返し学習制御の理論的証明が可能となる。

以上の証明において $w_{i,j}$ の値は無視したが、実際にはその影響が現れる。 $w_{i,j}$ が小さい場合は、理論的に扱う上で無視しても問題はなく、また実用上の問題もないであろう。しかし $w_{i,j}$ が大きい場合は、理論的に証明できていないので、実際には収束性に問題が生じる可能性がある。ただし、この $w_{i,j}$ の大きさはマニピュレータの運動や形状などに依存するため、この学習制御の適用範囲を明確に議論することは現段階では困難である。それゆえ、これについては今後の課題とする。

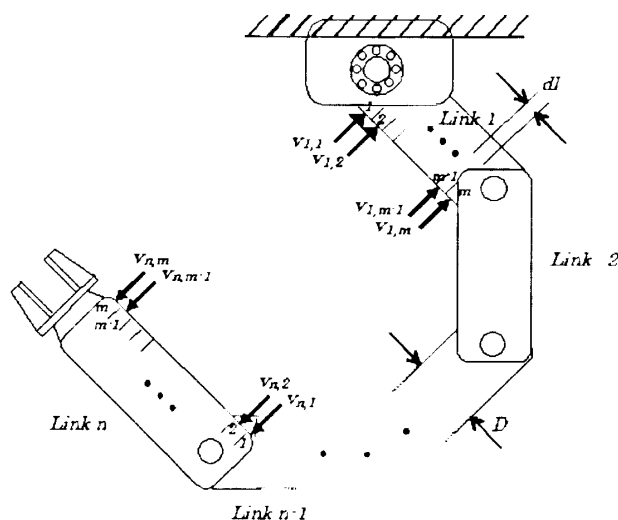


Fig. 1 Manipulator model

4. 静水中での学習実験

この章では、1自由度と3自由度マニピュレータを用いた水中実験を行なう。まず、基礎実験として1自由度マニピュレータを用い、流体中での学習制御が可能であるかを調べる。また、ロボットマニピュレータは多自由度である場合が多く、各リンクの運動から生じる流体の運動により、式(6)の仮定が成立し難い状況も予想される。そこで、3自由度についても実験的に学習制御の有効性を確認する。

4.1 1自由度マニピュレータの実験

水中では複雑な振る舞いをする渦や乱流がダイナミクスに影響する。そこで、それらが繰り返して学習制御に与える影響を調べるため、まずは1自由度リンクを用いた基礎実験を行う。

ここでは Fig.2 に示す基礎実験システムを用いる。この実験システムでは、水槽(0.6[m] × 0.8[m] × 0.8[m])、モータ(AC200[W])を用いる。使用するリンクのパラメータの詳細は Table.1 に示す。リンクはモータの先端に直接取付けており、垂直平面内を回転する。モータ軸の位置は水面下 0.1[m] に固定している。また、リンクの回転角はエンコーダーから検知する。

学習制御を行なう目標軌道を次式に示す。

$$q_d(t) = 60 \left(\frac{6}{T^5} t^5 - \frac{15}{T^4} t^4 + \frac{10}{T^3} t^3 \right) [\text{deg}],$$

$$0 \leq t \leq T \quad (T = 0.60, 0.75, 1.50, 1.80, 3.00[\text{s}]) \quad (13)$$

ここで、 T ：制御終了時刻、リンクの初期位置 $q_d(0)$ は Fig.2 に示すように鉛直線上にある。実験には、次式に示す PI 型学習制御則を用いる。

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Phi \Delta y_k(t)$$

$$\Delta y_k(t) = \dot{q}_k(t) + \alpha s(\Delta q_k(t)) \quad (14)$$

ここで、 k ：試行回数、 u ：入力トルクパターン、 Φ ：学習ゲイン、 $\Delta q_k (= q_k - q_d)$ ：角度誤差、 α ：正の定数、 $s(*)$ ：飽和関数⁷⁾である。また実験中、全ての試行において初期位置を $q_d(0)$ に初期化し、時刻 $t = 0$ の水槽内の状態は静水とする。

$T = 0.60, 0.75, 1.50, 1.80, 3.00[\text{s}]$ における各目標軌道に対する実験結果を Fig.3 に示す。次に示す軌道誤差ノルム

$$\|\Delta q\| = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T \Delta q^2(t) dt} \quad (15)$$

が試行回数を増すごとに減少していくことがわかる (Fig.3)。最終試行 ($k = 15$) における全ての軌道誤

差ノルムは 0.1 [deg] 以下である。さらに詳しく見るため、 $T = 1.5[\text{s}]$ の学習結果に注目する。Fig.4 は学習過程 $t \in [0, T]$ の誤差を表わしている。この結果から、試行を重ねるごとに位置誤差がゼロに近づいていることがわかる。空中での学習制御との比較を Fig.5 に示す。これらの実験では水中、空中ともに同じ学習ゲインを使用した。

以上の実験結果から、運動ごとに繰り返される外乱の影響は学習制御によって取り除くことができ、また再現性のない外乱についてはダイナミクス中で支配的でないことがわかる。結果として、水中においても空中と同じ学習結果が得られ、繰り返し学習制御の適用が可能であることがわかった。

Table 1

Length[m] × Width[m]	0.200 × 0.03
Weight [kg]	0.225

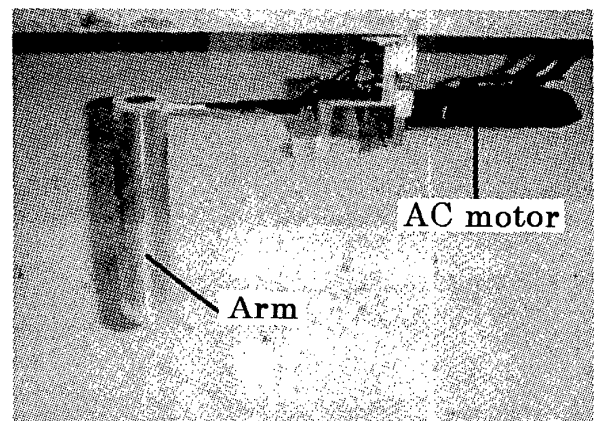


Fig. 2 Single link arm and AC-motor

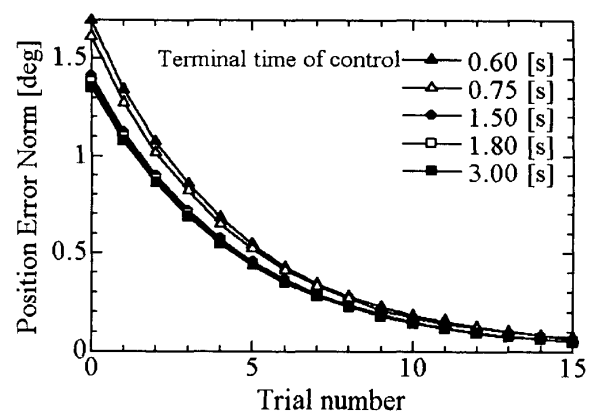
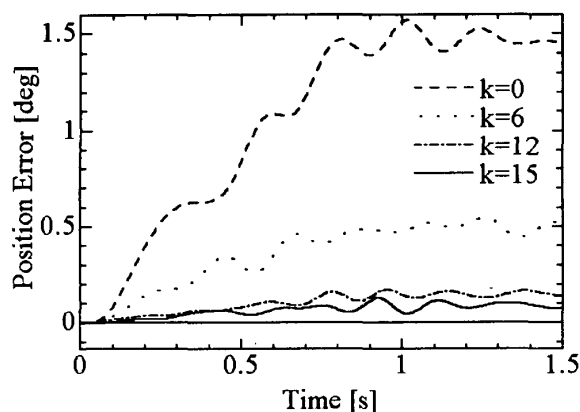
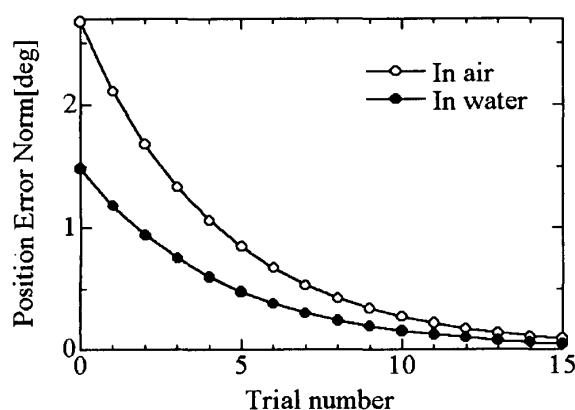


Fig. 3 Position error norms

Fig. 4 Learning process ($T=1.5$ [s])Fig. 5 Position error norm ($T=1.5$ [s])

4.2 3自由度マニピュレータの実験

1自由度マニピュレータでの基礎実験を行ったが、実際のマニピュレータは多自由度である場合が多い。その場合の問題として、ダイナミクスが1自由度に比べ複雑になることが挙げられる。具体的には、各リンク間の運動と流体の運動とが複雑に干渉し合うことが考えられる。また、1自由度では現われなかったダイナミクスの非線形性も現われる。そこで、それらの影響下における繰返し学習制御の有効性を確認するため、3自由度マニピュレータを用いた実験を行なう。

実験システムを Fig.6に、マニピュレータの構造を Fig.7に示す。また、マニピュレータの物理パラメータを Table 2 に示す。このシステムでは、DC サーボモータ (11[W])、水槽 (深さ 0.6[m]、幅 0.6[m]、奥行き 1.5[m]) を使用する。関節角はエンコーダから検出し、トルクは電流から推定する。水位は Fig.6の座標原点にセットされている。

学習制御での目標軌道 $\mathbf{p}_d(t) = (x_d, y_d, z_d)$ は次式に示す円軌道である。

$$x_d(t) = 0.15 - 0.07 \cos(\theta(t)) \text{ [m]},$$

$$y_d(t) = 0.07 \sin(\theta(t)) \text{ [m]},$$

$$z_d(t) = 0.2 \text{ [m]}, \quad (16)$$

$$\theta(t) = 2\pi \left(\frac{6}{T^5} t^5 - \frac{15}{T^4} t^4 + \frac{10}{T^3} t^3 \right) \text{ [rad]},$$

$$0 \leq t \leq T \quad (T = 1.5, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0 \text{ [s]})$$

ここで、 T : 制御終了時刻である。また次式に示す PI 型学習制御則を用いる。

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{u}_k(t) + \mathbf{J}^T(\mathbf{q}) \Phi \Delta \mathbf{y}_k(t)$$

$$\Delta \mathbf{y}_k(t) = \dot{\mathbf{p}}_k(t) + \alpha \mathbf{s}_k(\Delta \mathbf{p}_k(t)) \quad (17)$$

ここで、 $\mathbf{u}$: 入力トルクパターン、 $\mathbf{J}$: ヤコビ行列、 Φ : 学習ゲイン、 $\Delta \mathbf{p}_k (= \mathbf{p}_k - \mathbf{p}_d)$: 位置誤差、 $\mathbf{s}$: 飽和関数である。

全ての試行ごとに初期位置を $\mathbf{p}_d(0)$ に初期化し、初期時刻 ($t = 0$) の水槽内の状態は静水とする。

次式で位置誤差ノルムを定義し、それぞれの目標軌道に対する結果を Fig.8に示す。

$$\sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T \Delta \mathbf{p}^2(t) dt} \quad (18)$$

この結果から、試行回数が増すに従って誤差ノルムが減少していくことが分かる。

最後の試行 ($k = 15$) における手先の位置誤差ノルムは 1.0 [mm] 以下である。学習制御性能をさらに詳しく評価するため、 $T = 2.0$ の軌道に着目する。Fig.9 は水中での学習過程の位置誤差を示す。Fig.9から分かるように、位置誤差が減少し、マニピュレータは目標軌道を学習していることがわかる。Fig.10は $T = 2.0$ の軌道追従の結果である。Fig.11は空中と水中との繰返し学習制御の結果を比較したものである。同じ学習ゲインを使用し、同程度の実験結果が得られた。これにより3自由度の場合も水中での学習制御が可能であることがわかった。

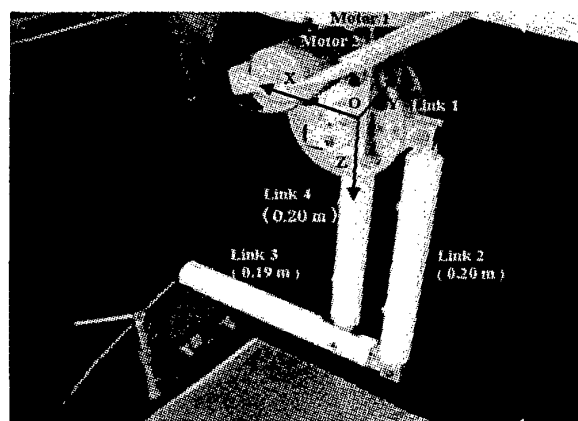


Fig. 6 3-DOF manipulator

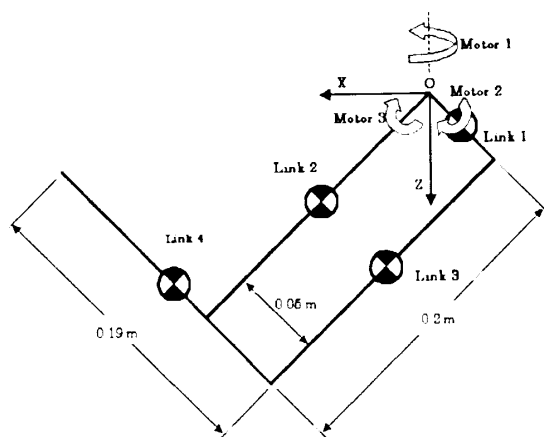


Fig. 7 3-DOF parallel link mechanism

Table 2

Length[m]×Width[m]	link 1	0.05×0.015
	link 2	0.20×0.022
	link 3	0.20×0.022
	link 4	0.19×0.022
Weight [kg]	link 1	0.01
	link 2	0.10
	link 3	0.11
	link 4	0.11

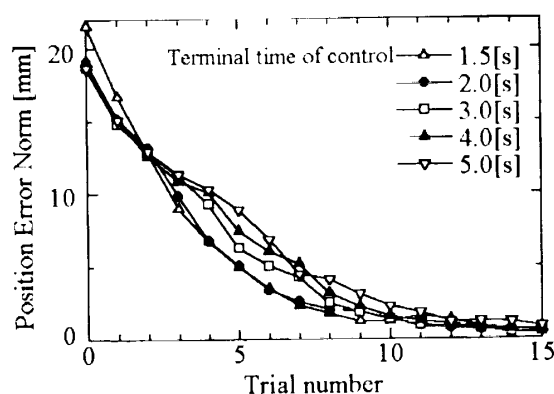


Fig. 8 Position error norms

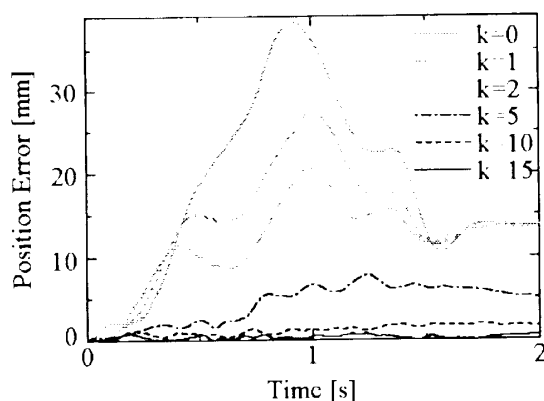


Fig. 9 Learning process (T=2.0 [s])

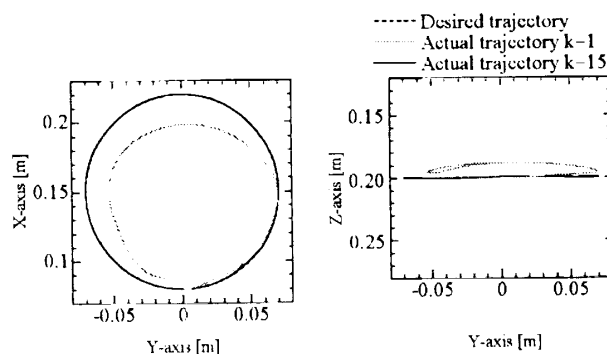


Fig. 10 Trajectory (T=2.0 [s])

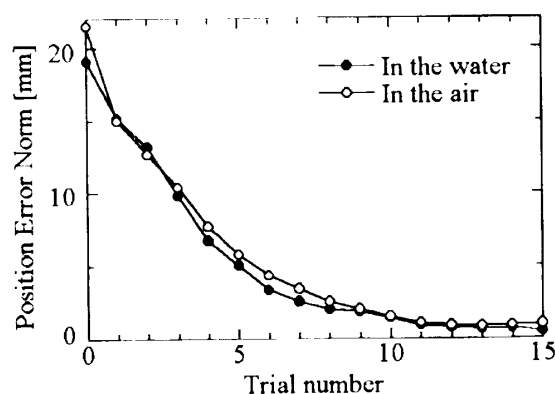


Fig. 11 Position error norm (T=2.0 [s])

5. 流水中での学習実験

実際の水中環境では、水流や潮流などの外乱が存在する場合が想定される。そこで、それらの影響に対する繰り返し学習制御のロバスト性を調べるため、流水中での学習実験を行った。

まずは、実験装置を Fig.12に示す。流速を発生させるため水槽内にスラストを配置し、流速の測定には流速計を用いる。前章と同じ3自由度マニピュレータを用いて平均流速 0.0, 0.2, 0.4, 0.6[m/s] の下で実験を行う。目標軌道は式 (16) の $T = 2.0[s]$ を用い、流水下での学習制御の収束性を検証する。

制御則 (17) を用いて、流速中での学習実験を行った。その実験から得られた位置誤差ノルムの変化を Fig.13に示す。Fig.13の結果から、0.6[m/s] 程度の流れにおいても、目標軌道の学習が可能であることがわかる。ただし、誤差の収束する精度は静水状態ほど良くはない。これは流体運動のゆらぎの影響と思われる。

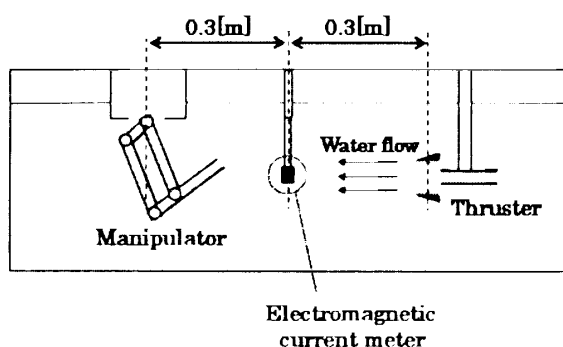


Fig. 12 Experimental system

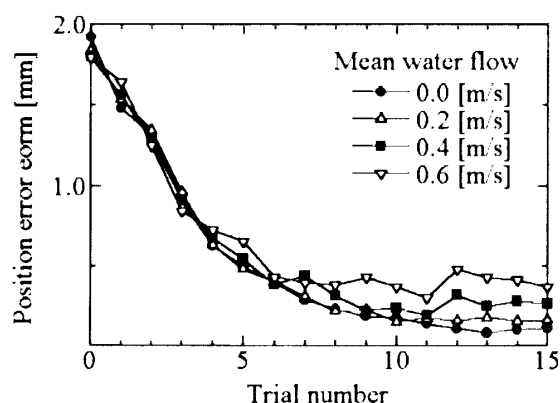


Fig. 13 Position error norms

6. おわりに

繰返し学習制御の有効性を理論的に議論し、1自由度、3自由度の水中ロボットマニピュレータを用いて実験的に学習制御の有効性を検証した。

関節角でダイナミクスが表現される場合、学習に必要な出力消散性の理論的な証明が可能であった。1自由度、3自由度マニピュレータの水中実験では、繰返し学習制御により高精度な目標軌道の実現が可能であった。また流水中の実験でも良い結果が得られた。以上の結果から、フィードフォワード入力の生成法として水中においても繰返し学習制御が有効であることを確認した。

しかし、実験的検証として本論文で示した内容は、特定の大きさのロボットに特定の運動を実験したに留まる。今後、様々な対象について検証する必要がある。また、ダイナミクスのゆらぎに関しては、忘却因子⁷⁾を利用する方法も提案されているので、その有効性を確認することも興味深い。

参 考 文 献

- 1) Leabourne, KN, and Rock, SM : Model development of an underwater manipulator for coordinated arm-vehicle control, In Proceedings of the OCEANS '98 Conference, 1998.
- 2) McLain, TW, Rock, SM, and Lee, MJ : Experiments in the Coordinated Control of an Underwater Arm/Vehicle System, Journal of Autonomous Robots 3, 1996.
- 3) McLain, TW and Rock, SM : Experiments in the Coordinated Control of Underwater Manipulator and Vehicle Control, In Proceeding of Oceans '95 MTS/IEEE, 1995.
- 4) 新宅英司, 小川原陽一, 新英夫, 竹本浩也 : 海洋ロボット用マニピュレータの運動特性同定とエネルギー最小化軌道計画法に関する研究, 日本造船学会論文集, 第180号, pp.698-703, 1996.
- 5) 小川原陽一, 新宅英司, 吉永浩志, 守田徹, 月元崇臣 : 海洋ロボット用マニピュレータの学習型フィードフォワード方式による位置と力の制御, 西部造船会会報, 第85号, pp.101-110, 1992.
- 6) Sakagami, N, Inoue, M and Kawamura, S : Theoretical and Experimental Studies on Iterative Learning Control for Underwater Robots, ISOPE, pp.295-300, 2002.
- 7) Arimoto, S : Control Theory of Non-linear Mechanical Systems, Oxford University Press, chapter 4, pp.157-167, 1996.
- 8) Thor I. Fossen : Guidance and Control of Ocean Vehicles, John Wiley & Sons Ltd, 1994.