

# 動作支援用6自由度マニピュレータのインピーダンス制御\*

(忘却性を考慮したインピーダンスパラメータのオンライン学習法)

浜口 雅史<sup>\*1</sup>, 谷口 隆雄<sup>\*1</sup>, 矢野 賢一<sup>\*2</sup>

## Impedance Control of an Action Support 6-Degree-of-Freedom Manipulator (On-line Learning Method of Impedance Parameter Considering Forgetfulness)

Masafumi HAMAGUCHI<sup>\*3</sup>, Takao TANIGUCHI and Kenichi YANO

<sup>\*3</sup> Department of Electronic and Control Systems Engineering, Shimane University  
1060 Nishikawatsu, Matsue, Shimane, 690-8504 Japan

This paper proposes a control system for action support manipulators. A 6-degree-of-freedom manipulator is controlled with an impedance control. Impedance parameters are tuned by on-line learning with a force sensor. The learning rule is convenient and considers forgetfulness on handling.

The proposed method is applied to a meal support manipulator as one application example. A weight between position control and force control is used to carry the hand to the mouth surely. Usefulness of this method is verified through experiments.

**Key Words**: Manipulator, Intelligent Equipment, Working Conditions, Impedance Control, On-line Learning, Forgetfulness

### 1. 緒 言

日本のロボット産業は、自動車製造や電機・電子機器製造を中心とした製造業において、その技術を発展させてきた。特に、産業用マニピュレータは溶接や研磨などの単純作業を行う他、組み立てのような精密さを必要とする作業に利用されている<sup>(1)</sup>。非製造業においては、家庭、医療・福祉現場などの一般環境へロボットの応用範囲が拡大されている。そのため、人間の住む環境下でマニピュレータが行う作業にも多種多様なものが求められている。例えば、医療・福祉などの生活支援などに利用されている実用化の例として、「ゼウス」、「ダヴィンチ」などの手術支援ロボット<sup>(2)(3)</sup>や、食事支援ロボット「Handy1」、「マイスプーン」<sup>(4)(5)</sup>などが挙げられる。少子・高齢化や労働力人口減少の対策として、ロボットが生活、公共の場でより身近な存在として役立つことが期待されている。

ここでは、人間の動作をマニピュレータが支援（補助）することを考える。マニピュレータは人間の手や、周囲の環境から多くの拘束を受ける。この問題に対して、インピーダンス制御が広く用いられている。イン

ピーダンス制御は、環境に対するマニピュレータの手先の動特性を望ましい値に設定するものである。しかし、インピーダンスパラメータの調節が困難であるという問題がある。この問題に対し、ニューラルネットワーク（以下 NN）を利用する方法が提案されている<sup>(6)~(8)</sup>。しかし、NN を利用し目標インピーダンスを獲得する場合、オフライン学習では周期的な作業にしか用いられず、オンライン学習では適切な学習則を導出する必要があることが問題となる。人間が自然と感じるようにインピーダンス特性を調整するもの<sup>(9)(10)</sup>もあるが、これらは1自由度の搬送ならびに位置決め作業のみを対象としている。

本研究では、6自由度マニピュレータを用いた動作支援をインピーダンス制御により行うことを目的とする。本手法の一適用例として、食事支援を考える。食事者は、腕の筋力が著しく低下した人を対象とする。マニピュレータがスプーンを保持し、食事者がそのスプーンに手を添え、食事者の手から受ける力を力センサで検出し、食事者が望む方向に手先を追従させるシステムを構築する。筋電位信号等の生体信号を利用すること<sup>(11)</sup>も考えられるが、コストが高くなるため、本研究では力センサを利用することとした。位置制御と力制御の間に重みを用いることで確実に食事者の口元付近に手先を搬送できるシステムとする。インピーダンスパラメータの調整は力センサ値を利用したオンラ

\* 原稿受付 2010 年 4 月 22 日

<sup>\*1</sup> 島根大学総合理工学部電子制御システム工学科 (〒 690-8504 松江市西川津町 1060)

<sup>\*2</sup> 岐阜大学工学部人間情報システム工学科 (〒 501-1193 岐阜市柳戸 1-1)

Email: hamaguchi@ecs.shimane-u.ac.jp

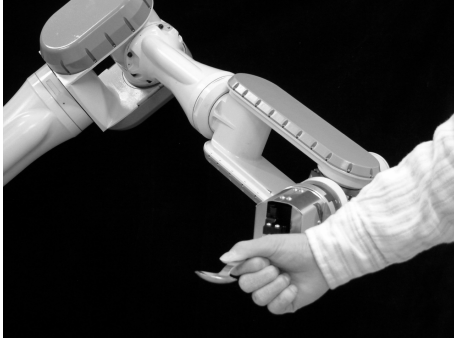


Fig. 1 Photograph of experiment scene

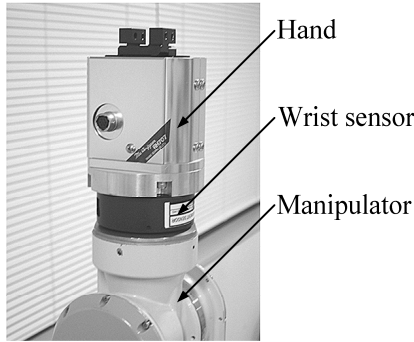


Fig. 2 Outlook of end-effector

イン学習で行う。学習時には NN は使用せず、簡便な学習則によって目標インピーダンスを獲得し、かつ、忘却性を考慮した方法を提案する。

## 2. 実験装置

実験の様子を図 1 に示す。マニピュレータとしては、三菱重工業（株）製の汎用ロボットアーム PA-10 を使用した。ただし、これは 7 自由度を持つため、1 自由度を固定し、6 自由度マニピュレータとして使用した。マニピュレータのエンドエフェクタには、図 2 のようにハンドとリストセンサを取り付け、ハンドの先端には市販のスプーンを取り付けた。リストセンサには、ニッタ（株）製の 6 軸力覚センサ IFS-67M25A 50-I40 を使用した。

スプーンに加えられた力は、リストセンサにより検出され、センサ信号はコンピュータへ送信される。このセンサ信号を基に算出したマニピュレータの動作命令がコンピュータから送信される。本研究では、制御サンプリング周期は 10ms とした。

## 3. マニピュレータのインピーダンス制御

マニピュレータのインピーダンス制御について述べる。手先の目標インピーダンスを以下のように定義する。

$$\mathbf{M}_e d\ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{B}_e d\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}_e d\mathbf{X} = \alpha \mathbf{F}_{sens} \quad (1)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} d\mathbf{X} &= \mathbf{x}_d - \mathbf{x}, \alpha \in [0, 1], \\ \mathbf{x} &= \begin{bmatrix} \mathbf{p} \\ \mathbf{q} \end{bmatrix}, \mathbf{p} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}, \mathbf{q} = \begin{bmatrix} \theta \\ \phi \\ \psi \end{bmatrix}, \\ \mathbf{F}_{sens} &= \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{sp} \\ \mathbf{f}_{sq} \end{bmatrix}, \mathbf{f}_{sp} = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix}, \mathbf{f}_{sq} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{M}_e &= \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{ep} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{M}_{eq} \end{bmatrix}, \mathbf{B}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{ep} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B}_{eq} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{K}_e &= \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{ep} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{K}_{eq} \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

ここで、 $d\mathbf{X}$  は、目標値  $\mathbf{x}_d$  と現在値  $\mathbf{x}$  の差を表す。 $\mathbf{p}$  は手先の位置  $(x, y, z)$ 、 $\mathbf{q}$  は手先の姿勢  $(\theta, \phi, \psi)$  である。 $x, y, z$  は基準座標での手先の各軸方向位置、 $\theta$  は  $x$  軸回りの回転角、 $\phi$  は  $y$  軸回りの回転角、 $\psi$  は  $z$  軸回りの回転角を表す。 $\mathbf{F}_{sens}$  はリストセンサの検出値であり、 $\mathbf{f}_{sp}$  は力  $(f_x, f_y, f_z)$  を、 $\mathbf{f}_{sq}$  はモーメントを表す。 $\mathbf{M}_e, \mathbf{B}_e, \mathbf{K}_e$  はそれぞれ、望みの手先の慣性行列、粘性行列、剛性行列である。各項の添え字は、 $\mathbf{p}$  が位置に関する項、 $\mathbf{q}$  が姿勢に関する項を表している。 $\alpha$  は位置制御と力制御の比重を示す重み係数である。今回は、手先の姿勢を変えることなく作業者が望むように手先位置を変化させることを考える。そこで、インピーダンスを位置と姿勢の 2 つに分けて考え、位置に関するインピーダンスパラメータのみをオンライン学習し、姿勢に関するインピーダンスパラメータは一定値とする。また、式 (2) において、 $\mathbf{f}_{sq} = \mathbf{0}$  とした。

マニピュレータの運動方程式を以下のように記述する。

$$\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) + \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{F}_{sens} \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}), \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}), \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta})$  は、それぞれマニピュレータの慣性項、コリオリ力・遠心力による項、重力項である。 $\boldsymbol{\theta}$  は関節変位ベクトル、 $\boldsymbol{\tau}$  は関節への入力トルク、 $\mathbf{J}$  はヤコビ行列である。式 (1) を実現する入力トルクは、次式で与えられる。

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\theta}) \left[ \{ \mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{M}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\theta}) \}^{-1} \{ \mathbf{F}_{act} - \mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} \} - \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{F}_{sens} + \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) + \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) \right] \quad (4)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{F}_{act} &= \mathbf{F}_t + \mathbf{F}_f + \ddot{\mathbf{x}}_d \\ \mathbf{F}_t &= \mathbf{M}_e^{-1} (\mathbf{B}_e d\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}_e d\mathbf{X}) \\ \mathbf{F}_f &= \alpha \mathbf{M}_e^{-1} \mathbf{F}_{sens} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

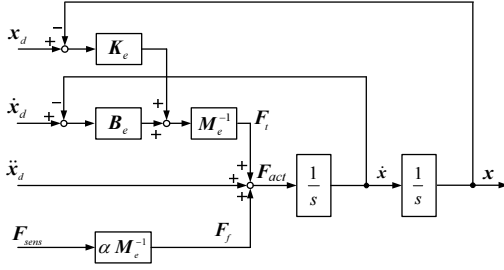


Fig. 3 Block diagram of control system

式(4)を式(3)に代入し、 $F_{act}$ について解くと

$$F_{act} = J(\theta)\ddot{\theta} + \dot{J}(\theta)\dot{\theta} \quad (6)$$

となる．上式は、マニピュレータの順運動学の式  $\dot{x} = J(\theta)\dot{\theta}$  を時間微分したものと等しくなっており、

$$\ddot{x} = F_{act} = F_t + F_f + \ddot{x}_d \quad (7)$$

である．制御系のブロック線図を図3に示す．

インピーダンス制御における位置制御と力制御の比重を示す重み係数  $\alpha$  について考える．作業内容によっては、位置制御と力制御の比重を変化させた方が良い場合がある．食事支援マニピュレータの場合、確実に口元へ食物(手先)を搬送しなければならない．また、口元まで搬送した際、誤って手先に外力が加わっても手先が口元から離れてしまってはならない．そこで、インピーダンス制御側の外力  $F_{sens}$  に重み係数  $\alpha$  を掛けた． $\alpha = 0$  とすれば、外力の影響が完全に排除され、位置制御により確実に口元まで手先が搬送される．しかし、外力の影響を完全に排除してしまうと、利用者は全く手先を操作することができず、能動的に食事をしている感覚がなく、ストレスを感じる．本研究では、食事が能動的に食事をしているという感覚をなるべく損なうことなく、食事作業を支援(補助)することを考えている．そこで、 $\alpha$  を位置と時間の関数として扱うことを考え、位置制御と力制御の比率を変化させる．重み係数  $\alpha$  を次式で定義する．

$$\alpha = \alpha_t \alpha_p \quad (8)$$

ただし、時間の関数である係数  $\alpha_t$  と距離の関数である係数  $\alpha_p$  は次式とした．

$$\alpha_t = 1 - \frac{1 - \sqrt{0.4}}{1 + 3 \exp\left(-0.6 \frac{t-10.5}{1-\sqrt{0.4}}\right)} \quad (9)$$

$$\alpha_p = \sqrt{0.4} + \frac{1 - \sqrt{0.4}}{1 + \exp\left(-20 \left(\frac{r}{r_d} - 0.5\right)\right)} \quad (10)$$

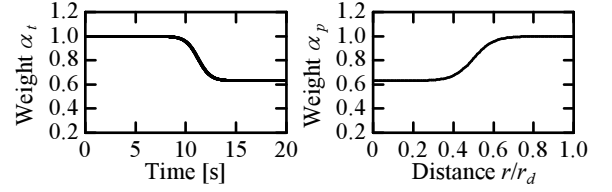


Fig. 4 Weight  $\alpha_t$  and  $\alpha_p$

ここで、 $t$  は、制御開始からの経過時間、 $r$  は口元から手先までの距離、 $r_d$  は口元から手先の初期位置までの距離である． $\alpha$  の最小値を 0.4 とし、 $\alpha_t$  と  $\alpha_p$  の最小値の積が 0.4 になるようにした． $\alpha$  の最小値 0.4 は、食事者の意思を最低限反映できると考えた値である．すなわち、手先が食事者や障害物に接触・衝突しそうなときに手先に外力を加えることにより、接触・衝突を回避することができる．

図4に係数  $\alpha_t$  と  $\alpha_p$  の形状を示す． $\alpha_t$  の値は、設定時間(ここでは7秒)まで  $\alpha_t = 1$  であり、設定時間を過ぎると時間経過とともに  $\alpha_t$  の値が小さくなる．これにより、設定時間経過後は、位置制御の比重が大きくなり、口元へ手先を到達させやすくなる． $\alpha_p$  の値は、手先が口元から遠いほど 1 に近く、口元に近いほど小さな値となる．これにより、口元付近に手先を保持しやすくなる．

#### 4. インピーダンスパラメータ決定法

インピーダンスパラメータ  $M_e, B_e, K_e$  の決定法について説明する．まず、位置に関するインピーダンスパラメータ  $M_{ep}, B_{ep}, K_{ep}$  の決定法について、つぎに姿勢に関するインピーダンスパラメータ  $M_{eq}, B_{eq}, K_{eq}$  の決定法について述べる．最後に忘却性を考慮したインピーダンスパラメータ学習則について述べる．本研究では、位置に関するインピーダンスパラメータのみをオンライン学習し、姿勢に関するものは一定値として取り扱う．なお、位置に関するインピーダンスパラメータの剛性行列  $K_{ep}$  のみを学習の対象とすることにより、学習の簡略化を図った．

4.1 位置に関するインピーダンスパラメータ決定法 式(1)より、マニピュレータの手先位置  $p$  に関するインピーダンスの式は次式となる．

$$M_{ep}d\ddot{p} + B_{ep}d\dot{p} + K_{ep}dp = \alpha f_{sp} \quad (11)$$

ここで、1入力1出力の2次遅れ系

$$m\ddot{d} + c\dot{d} + kd = f \quad (12)$$

について考える．ただし、 $m, c, k$  は、それぞれ質量、粘性係数、バネ係数であり、 $d$  は変位、 $f$  は力である．

この系の標準形は次式となる．

$$\ddot{d} + 2\zeta\omega_n\dot{d} + \omega_n^2 d = K\omega_n^2 f \quad (13)$$

ここで， $\omega_n$  は固有角周波数， $\zeta$  は減衰係数， $K$  はゲインであり，次式で与えられる．

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}}, \quad \zeta = \frac{c}{2\sqrt{mk}}, \quad K = \frac{1}{k} \quad (14)$$

上式より，質量  $m$  を一定値とすれば， $\omega_n$  は  $k$  の関数となり， $c$  の値は， $\zeta$  が与えられれば  $k$  の関数となる．よって，以下のルールに従ってインピーダンスパラメータを決定することにする．

- $m$  は一定値
- $k$  は可変
- $c = 2\zeta\sqrt{mk}$  より  $c$  を決定 ( $\zeta$  は任意に決定)

食事支援マニピュレータを考えた場合，質量  $m$  としては実質量 (スプーン + 食物の質量) を与えた方が良いが，食物の量による変動は小さいと考えて一定値とした．また，質量  $m$  を搬送ごとに変化させると操作感が大きく異なるため，非常に扱いづらいものになると考えられる．

上記のルールに従い，式 (11) における  $M_{ep}$ ， $B_{ep}$ ， $K_{ep}$  を以下のように与える．ただし， $m_e$ ， $\zeta$  は予め与える定数である．

$$\left. \begin{aligned} M_{ep} &= \begin{bmatrix} m_e & 0 & 0 \\ 0 & m_e & 0 \\ 0 & 0 & m_e \end{bmatrix}, \quad K_{ep} = \begin{bmatrix} k_{ex} & 0 & 0 \\ 0 & k_{ey} & 0 \\ 0 & 0 & k_{ez} \end{bmatrix}, \\ B_{ep} &= \begin{bmatrix} 2\zeta\sqrt{m_e k_{ex}} & 0 & 0 \\ 0 & 2\zeta\sqrt{m_e k_{ey}} & 0 \\ 0 & 0 & 2\zeta\sqrt{m_e k_{ez}} \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

$K_{ep}$  の値は，操作者が何度か使用する内に違和感の少ない操作感が得られるように決定される．

$K_{ep}$  の対角成分  $k_{ex,y,z}$  の決定法について説明する．なお，以降，添字の  $x,y,z$  を省略して述べる． $k_e$  の値が小さい場合，手先の剛性が低くなり，小さな力で手先の軌道を大きく変えることができる．一方， $k_e$  の値が大きいと，手先の剛性が高くなり，手先の軌道を大きく変えるには大きな力が必要となる．操作者の安全性を考慮すると， $k_e$  の初期値を十分に大きくし，オンライン学習によって  $k_e$  の値を小さくする方が好ましい．よって， $k_e$  の初期値を十分に大きくし，学習によってその値を減少させることにした．

操作者がマニピュレータを操作した際に，リストセンサから検出された外力が図 5 に示すようなものであったとする．操作者が手先の軌道を大きく変えたいと考えたときや，手先をもっと速く動かしたいと考え

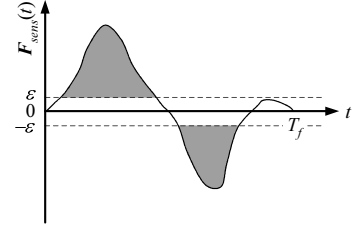


Fig. 5 Output of wrist sensor under manipulation

たとき， $k_e$  の値が操作者にとって大きい場合，リストセンサが検出する外力は大きくなる．そこで，外力がある閾値  $\varepsilon$  を越えたときに， $k_e$  を減少させるようにオンライン学習を行う． $k_e$  の更新式を以下に示す．

$$k_e(i+1) = k_e(i) - \eta J_e \quad (16)$$

ただし，

$$\left. \begin{aligned} J_e &= \frac{\int_0^{T_f} |F'_{sens}| dt}{T_f}, \\ F'_{sens} &= \begin{cases} \frac{F_{sens}}{\varepsilon} - \text{sgn}(F_{sens}) & : |F_{sens}| > \varepsilon \\ 0 & : |F_{sens}| \leq \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

である．ここで， $i$  は繰り返し学習の回数， $\text{sgn}$  は符号関数， $\eta (> 0)$  は学習係数， $T_f$  は仮の搬送軌道の目標位置到達時間， $\varepsilon (> 0)$  は外力の閾値である．リストセンサの検出する力が図 5 のように閾値  $\varepsilon$  を超えると，操作者が手先の軌道を変えたいと考えていると判断し， $J_e$  の値によって  $k_e$  の値が式 (16) により更新される． $J_e = 0$  のときには  $k_e$  の値は更新されない．

インピーダンスパラメータのみならず，手先の目標軌道  $x_d$  も学習することが考えられる．すなわち，リストセンサに加えられた外力により，目標軌道が学習され，操作者が望む搬送軌道へと修正される．この場合，学習終了時には，操作者が手先に力を加えなくても，学習された目標軌道にしたがって手先が移動するようになる．ここでは，食事支援を本手法の一適用例として考え，食事者が手先に力をある程度加えることにより，受動的ではなく能動的 (自律的) に食事することを考えている．したがって，手先の目標軌道  $x_d$  としては，操作者にとって安全な十分に遅い軌道を仮に与え，インピーダンスパラメータのみを学習させることにした．

**4.2 姿勢に関するインピーダンスパラメータ決定法** 本研究では，マニピュレータの手先姿勢を変化させない．すなわち，手先の初期姿勢である水平状態を常に保つように制御する．手先の姿勢に関するインピーダンスパラメータを適切に決定することにより，これを実現する．

式 (1) より, マニピュレータの手先姿勢  $q$  に関するインピーダンスの式は次式となる.

$$\mathbf{M}_{eq}d\ddot{q} + \mathbf{B}_{eq}d\dot{q} + \mathbf{K}_{eq}dq = \mathbf{0} \quad (18)$$

ここで, 1 入力 1 出力の 2 次遅れ系

$$I\ddot{\gamma} + c\dot{\gamma} + k\gamma = \tau \quad (19)$$

を考える. ただし,  $I, c, k$  は, それぞれ慣性モーメント, 粘性係数, バネ係数であり,  $\gamma$  は回転角,  $\tau$  はトルクである. この系の標準形は次式となる.

$$\ddot{\gamma} + 2\zeta\omega_n\dot{\gamma} + \omega_n^2\gamma = K\omega_n^2\tau \quad (20)$$

ただし,

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{I}}, \quad \zeta = \frac{c}{2\sqrt{Ik}}, \quad K = \frac{1}{k} \quad (21)$$

である. 式 (20) を,  $\zeta = 1, \tau = 0, \gamma(0) = \gamma_0, \dot{\gamma}(0) = 0$  のもとで解くと,  $\gamma(t) = \gamma_0(1 + \omega_n t)\exp(-\omega_n t)$  となる. 出力が初期値  $\gamma_0$  の 20% に達する時刻を  $T_s$  とし,  $T_s = 0.1[\text{s}]$  とおき, 式 (22) より  $\omega_n$  をもとめると,  $\omega_n = 29.96[\text{rad/s}]$  となる. これは, 初期偏差があった場合でも, 0.1s 以降の偏差が初期偏差の 20% 以下になるように制御することを意味しており, これにより, 姿勢を常に目標姿勢 (水平状態) に保つことができる.

$$\frac{\gamma(T_s)}{\gamma_0} = (1 + \omega_n T_s)\exp(-\omega_n T_s) = 0.20 \quad (22)$$

式 (21) より,  $I = 1[\text{kgm}^2]$  とすることによって,  $k = 897.60[\text{Nm/rad}]$ ,  $c = 59.92[\text{Nms/rad}]$  となる.

上記の結果を用い, 式 (18) における  $\mathbf{M}_{eq}, \mathbf{B}_{eq}, \mathbf{K}_{eq}$  を以下のように与える.

$$\mathbf{M}_{eq} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_{eq} = \begin{bmatrix} 59.92 & 0 & 0 \\ 0 & 59.92 & 0 \\ 0 & 0 & 59.92 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{K}_{eq} = \begin{bmatrix} 897.60 & 0 & 0 \\ 0 & 897.60 & 0 \\ 0 & 0 & 897.60 \end{bmatrix} \quad (23)$$

**4.3 忘却性を考慮したインピーダンスパラメータ学習則** 人間は, ある操作を繰り返し行くと, 操作を学習し記憶することができる. その一方で長時間操作を行わないと学習した操作を忘れてしまう. この忘却の度合いは, 操作しない時間に依存すると考えられる. 最後に操作した時から十分に時間が経過したとき, 以前学習したインピーダンスパラメータ値を与えても, 利用者自身の忘却によって, 操作に違和感を感じるこ

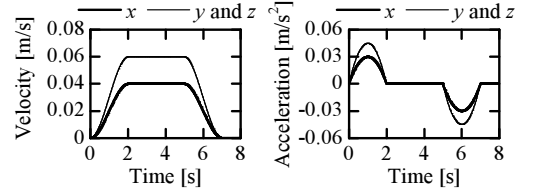


Fig. 6 Velocity and acceleration of nominal path

とが考えられる. そこでパラメータ値の決定に忘却性を考慮することを考える.

4.1 でのインピーダンスパラメータの決定法に, 次式を付加することにより, 忘却性を考慮する.

$$k_e(t) = (k_{ef} - k_{e0})\exp(-\xi t_e) + k_{e0} \quad (24)$$

ここで,  $\xi (> 0)$  は忘却係数,  $t_e$  は最後に使用したときからの経過時間 [s],  $k_{ef}$  は最後に使用したときの剛性係数,  $k_{e0}$  は剛性係数の初期値である. 最後に使用したときから時間が経過するほど,  $k_e$  は  $k_{e0}$  に近づく.

## 5. インピーダンスパラメータ学習実験

利用者の安全を考慮し, 手先の仮の搬送軌道  $x_d$  を十分に遅い速度で作成した. 仮の搬送軌道は, 以下の通りである.

- z 軸が鉛直方向, x-y 平面が水平面
- 初期位置から, x 軸方向に 0.2m, y 軸方向に 0.3m, z 軸方向に 0.3m 離れた位置が目標位置
- 初期位置から目標位置までを結んだ直線が仮の搬送軌道

仮の搬送軌道  $x_d$  の速度・加速度パターンを図 6 に示す. 搬送終了時刻を 7 秒とし, 加速/減速時間は 2 秒とした. x 軸方向の搬送速度が 0.04m/s, y 軸と z 軸方向の搬送速度が 0.06m/s となるように, 加速度パターンを 2 次関数で整形した.

実験条件は以下の通りである. 減衰係数, 閾値, 学習係数は, 試行を繰り返して決定した. なお,  $\mathbf{K}_{ep0}$  は初期値を表し, 慣性行列を単位行列により基準化した.

- 慣性行列:  $\mathbf{M}_{ep} = \text{diag}(1.0, 1.0, 1.0, 1.0)[\text{kg}]$
- 剛性行列:  $\mathbf{K}_{ep0} = \text{diag}(400, 400, 400, 400)[\text{N/m}]$
- 減衰係数:  $\zeta = 3.0$
- 閾値:  $\varepsilon_{x,y,z} = 10[\text{N}]$
- 学習終了条件:  $J_e = 0$
- 忘却係数:  $\xi = 10^{-6}$

学習係数  $\eta$  は, 剛性係数  $k_e$  の値が負にならないように以下のように与えた.

$$\left. \begin{aligned} \eta &= 0.8 & : k_e > J_e \\ \eta &= 0.08 & : k_e \leq J_e \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

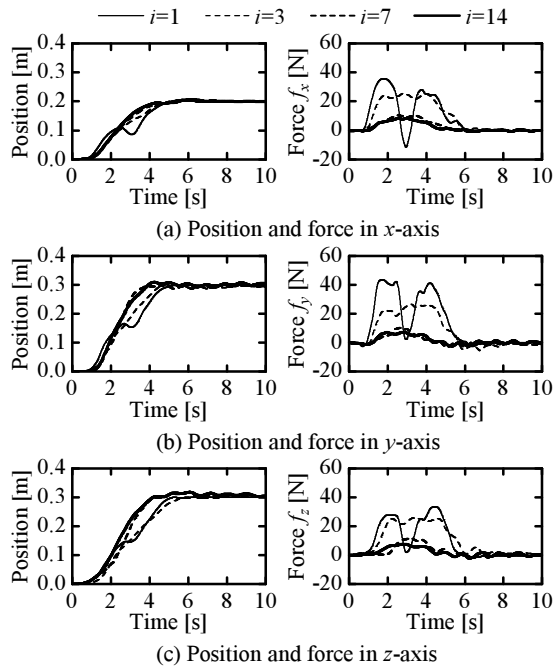


Fig. 7 Experimental results of impedance parameter learning

すなわち、式(16)の右辺が常に正となるようにした。学習効率を高めるためには、学習係数 $\eta$ の値は大きい方がよい。しかし、その値を大きくしすぎると $k_e$ の値が小さくなりすぎる場合がある。本研究では、 $k_e$ の値を減少させる学習しか行わないため、 $k_e$ の値を小さくしすぎた場合に $k_e$ の値を増加させる学習ができない。また、 $\eta$ の値を学習初期では大きく、学習末期では小さくすることにより、学習の効率と精度の向上を図った。

忘却係数 $\zeta$ は、1週間後に行う再実験時に、剛性係数 $k_e$ の値が初期値 $k_{e0}$ の1/2程度になるように与えた。ただし、忘却性に関しては個人差があるため、各個人に適した値に調整する必要があると思われる。

本実験の被験者は、健常な男性(24歳)である。別の被験者が行う場合には、減衰係数 $\zeta$ 、閾値 $\varepsilon$ や初期剛性行列 $K_{ep0}$ の値を変更する必要があると思われる。たとえば、被験者が高齢者である場合には、 $\zeta$ 、 $\varepsilon$ 、 $K_{ep0}$ の値を小さく設定する必要がある。ただし、 $\zeta$ の値を小さくしすぎると、手先が振動的になるので注意が必要である。

**5.1 インピーダンスパラメータ学習実験結果** インピーダンスパラメータの学習実験結果を図7に示す。インピーダンス制御を用いることにより、手先の剛性を任意に変更することができる。手先の剛性を下げることにより、操作者は手先をより少ない力で移動させることが可能となる。図より、学習初期では手先の剛

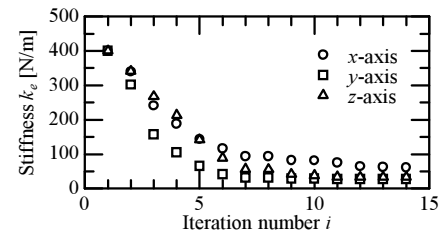


Fig. 8 Learning process of stiffness

性が高いため、手先の軌道を変えるのに大きな力が必要であるが、学習後には小さな力で手先を移動させていることがわかる。また、手先に加えた力によって手先の軌道が変化し、7秒以降には、手先を目標位置で安定に保持させていることも確認できる。同図右側の手先に加わった外力の波形では、試行を重ねるにしたがい、手先に加わる外力のピーク値が小さくなっていることがわかる。また、同図左側の手先位置の波形では、目標位置までの到達時間が、仮の目標軌道の7秒より短くなっていることがわかる。つまり、この被験者は、仮の目標軌道を遅いと感じ、手先に外力を加えることにより、自分に適した搬送軌道ならびに操作感を得たということがわかる。

図8に $k_e$ の学習過程を示す。加えられた外力に応じて学習が行われていることを確認することができる。加えられた外力が大きいほど、 $k_e$ の更新量が大きく、学習が進むにつれ、 $k_e$ の更新量が小さくなっている。この実験での学習試行回数は14回であり、学習終了後の $k_e$ の値は、 $k_{ex} = 61.04[\text{N/m}]$ 、 $k_{ey} = 27.17[\text{N/m}]$ 、 $k_{ez} = 33.13[\text{N/m}]$ となった。

**5.2 忘却性を考慮したインピーダンスパラメータ学習実験結果** 前節の学習で得られたインピーダンスパラメータを初期値とし、1週間後に同じ被験者が再度、同じインピーダンスパラメータの学習実験を行った。その結果を図9に示す。同図より、手先の動きが振動的であることがわかる。操作の感覚を忘れてしまい、操作をするのが困難である様子が伺える。また、加える外力も、手先の位置を安定させようとし、かえって振動的な入力になっている。図10に、このときの $k_e$ の学習過程を示す。上述の振動的な修正動作により再度学習が行われ、その結果、 $k_e$ の値がさらに減少し、操作性を逆に劣化させている。この学習実験は、試行回数7回目にマニピュレータを安全に操作することが困難になったために、実験を強制終了させた。

次に、忘却性を考慮し、再度インピーダンスパラメータ値を学習させたときの結果を図11に示す。同図より、手先の軌道が、図9のものより安定していることがわかる。また、加える外力も、試行回数が増え

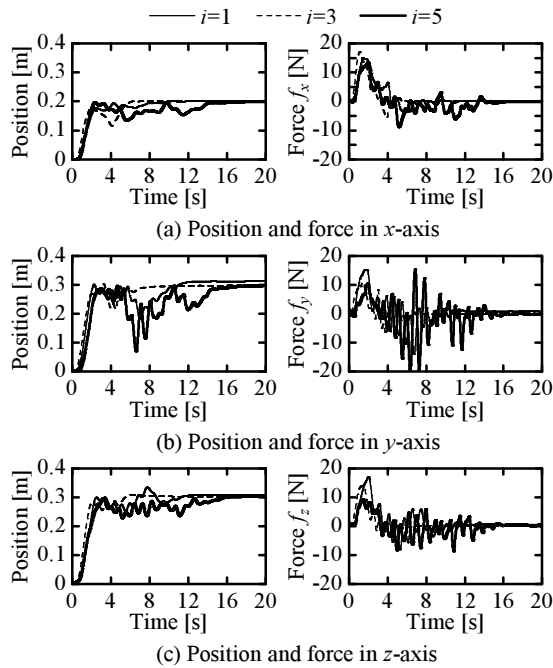


Fig. 9 Experimental results of impedance parameter learning without considering forgetfulness

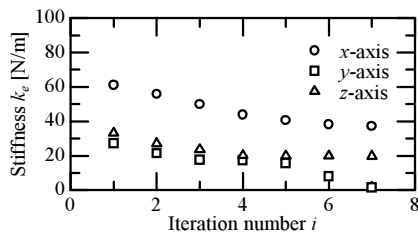


Fig. 10 Learning process of stiffness without considering forgetfulness

るにしたがい徐々に小さくなっていることがわかる。図 12 に、このときの  $k_e$  の学習過程を示す。忘却性を考慮したことにより、 $k_e$  の初期値が前回の学習時のものより大きくなっているが、再学習により、小さな値へと変化している。手先の軌道も安定し、かつ安全に操作を行うことができている。忘却性を考慮することの有効性は明らかである。なお、再学習後の  $k_e$  の値は、 $k_{ex} = 69.17[\text{N/m}]$ 、 $k_{ey} = 32.20[\text{N/m}]$ 、 $k_{ez} = 35.31[\text{N/m}]$  となり、再学習前とほぼ同じ値であった。

図 13 に忘却前と後の手先の軌道と外力を示す。同図より、再学習の前と後で手先の軌道と外力の波形はよく似ていることがわかる。忘却性を考慮して再学習することで操作感覚を取り戻しているということが出来る。また、図 8 と図 12 を比較すると、図 12 の方がより少ない試行回数で学習が終了しており、毎回初期値から再学習を開始するよりも忘却性を考慮して再学習を行う方が効率的であるということが出来る。

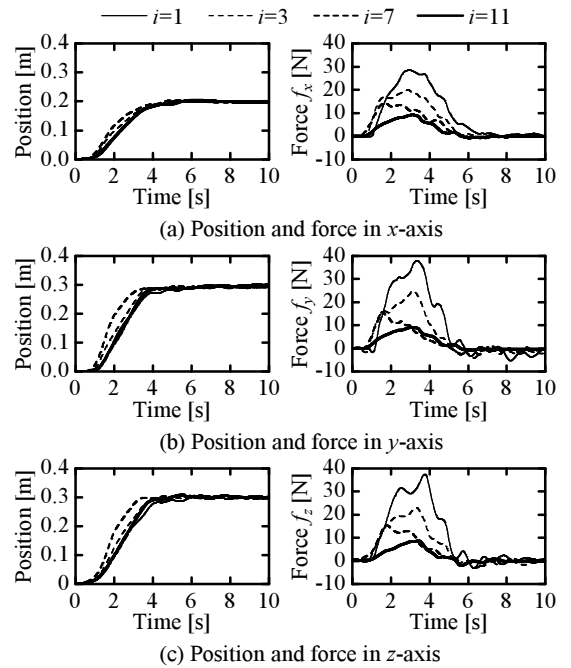


Fig. 11 Experimental results of impedance parameter learning with considering forgetfulness

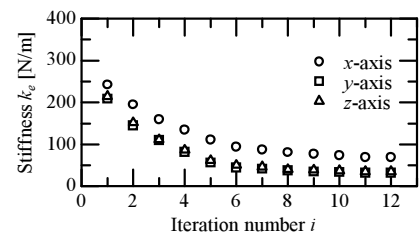


Fig. 12 Learning process of stiffness with considering forgetfulness

ここでは、1名の被験者のみの実験結果を示したが、被験者を変更した場合にも本システムは有効に機能すると考える。ただし、減衰係数、閾値や初期剛性係数を各被験者に適したものに変更する必要がある。その際には、感性的な評価を行い、合理的にそれらの値を決定することを考える必要がある。

## 6. 結 言

本研究では、6自由度マニピュレータを用いた動作支援をインピーダンス制御により行う方法を提案し、食事支援動作による確認実験を行った。本研究により得られた結論は以下の通りである。

- インピーダンスパラメータの簡便なオンライン学習法を提案し、実験により提案手法の有効性を確認した。
- 忘却性を考慮することで、安全にインピーダンスパラメータの再学習をすることができ、効率的な再学習が可能となった。

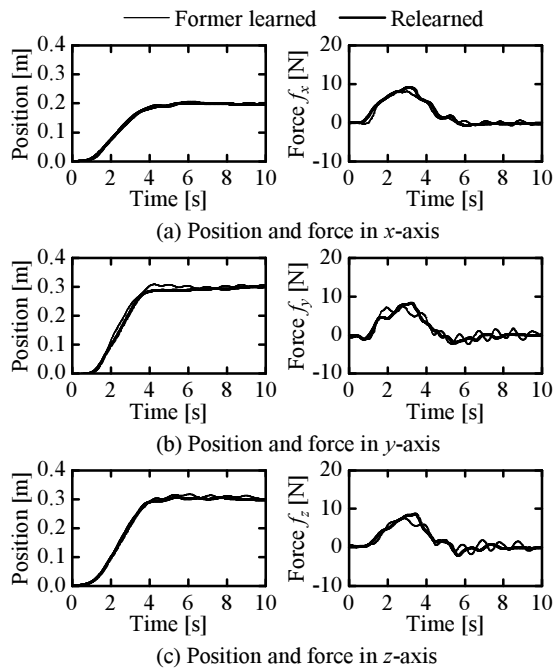


Fig. 13 Comparison of experimental results in former learned and relearned

本研究では、姿勢に関するインピーダンスパラメータを一定値として取り扱ったが、位置に関するものと同様な方法でオンライン学習ができると考えられる。

今後は、インピーダンスパラメータを速度の関数とし、また、剛性係数と粘性係数を独立に調整する方法を考え、さらなる操作性の向上を図る。

## 文 献

- (1) Inaba, H., Industrial Robot with Interactive Environment, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.17, No.5(1999), pp.637-642.
- (2) Hashizume, M., Surgical Robotics System, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.22, No.4(2004), pp.423-425.
- (3) Dohi, T., Present State and Future of Medical Robotics, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.18, No.1(2000), pp.29-32.
- (4) Tejima, N., Rehabilitation Manipulator for Eating, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.14, No.5(1996), pp.624-627.
- (5) Ishii, S., Meal-assistance Robot "My Spoon", *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.21, No.4(2003), pp.378-381.
- (6) Tsuji, T., Nishida, M. and Ito K., Iterative Learning of Impedance Parameters for Manipulator Control Using Neural Networks, *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol.28, No.12(1992), pp.1461-1468.
- (7) Yang, B. H. and Asada, H., Progressive Learning and Its Application to Robot Impedance Learning, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.7, No.4(1996), pp.941-952.
- (8) Tsuji, T., Akamatsu, H., Harada, K. and Kaneko M., On-line Learning of Robot Arm Impedance Using Neural Networks, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.17, No.2(1999), pp.234-241.
- (9) Ikeura, R., Moriguchi, T., and Mizutani, K., Variable Impedance Characteristics of Human Arms in Cooperative Motion by Two Humans and Its Application To the Control of a Robot, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol.73, No.725(2007), pp.251-257.
- (10) Takesue, N., Force-Dependent Variable Damping Control for Positioning Task Assist, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.25, No.2(2007), pp.306-313.
- (11) Fukuda, O., Tsujimura, K., Tsuji, T. and Otsuka, A., Control of a Meal-assistance Manipulator Using EMG Signals, *The Japanese Journal of Medical Instrumentation*, Vol.74, No.5(2004), pp.229-236.