マニピュレータがもつ柔軟ツールの位置と力のハイブリッド制御*

黄 健*¹, 藤 堂 勇 雄*²Position and Force Hybrid Control of a Flexible Tool Held
by a Manipulator HandJian HUANG*³ and Isao TODO

*³ Department of Mechanical Engineering, Graduate School of Engineering, Yokohama National University,
79-5 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 240-8501 Japan

A flexible tool held by the end joint of a robot will be deformed when the robot is used to complete a contact task. Without establishing a deformation model of the flexible tool, the end position of the flexible tool can not be obtained from computing robot kinematics. In this paper, a position and force hybrid control method using the visual information has been proposed for a 6DOF robot to complete a contact task. To detect the end position of the flexible tool, two CCD cameras are used and a real time image processing algorithm is developed. An advantage of the proposed method is that establishing a deformation model of the flexible tool is not necessary. An online learning neural network is also applied to a position/force hybrid control system to decrease tracing error of position. Using the proposed method, a flexible tool held by a 6DOF robot hand was used in experiments of tracing a given curve with a specified force. The experiments have been made successfully and the results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Mechatronics and Robotics, Digital Control, Robot, Image Processing, Learning, Neural Network, Sensor Fusion, Flexible Tool, Deformable Tool

1. ま え が き

医療福祉ロボットや生活支援ロボットの作業対象の多くは柔軟物体であるため、ロボットによる柔軟物体の操作に関する研究が多く行われてきた^①。これらの研究としては、管状や電線状のような細長い柔軟物体の操作^{②-⑤}、柔軟曲面での扱い^⑥、布のマニピュレーション^⑦、柔軟物体のモデリング^{⑧⑨}、画像情報を用いた柔軟物体の操作^⑩、視覚情報と力覚情報のセンサフュージョンによる変形物体の操作^⑪などが報告された。

これらの研究は、柔軟な作業対象を扱うロボットの制御アルゴリズム、あるいは作業の実現方法を導くものがほとんどであった。一方、医療現場、生活環境において壊れやすい剛体の対象に対してロボットの手先に柔軟ツールを取り付け、ツール先端の位置と力を制御する必要がしばしばある。しかしながら、ツールの材質によって変形モデルを算出できない場合には、運動学に基づくこれまでの手法をツール先端の位置制御に適用することは困難である。

柔軟ツールをロボットの手先に取り付けてツール先端に接触作業を行わせる場合、接触によってツールに変形が生じる。ツールの変形モデルを作成し変形を解析しないかぎり、ロボットの運動学からツール先端の位置を算出することはできない。本論文では、立体視情報を用いてツールの先端位置を高速で検出することによって構成する位置と力のハイブリッド制御手法を提案する。また、追従精度を向上させるため、ニューラルネットワークによるオンライン学習を用いた。提案した手法を用いて柔軟ツールの先端を与えられた平面曲線軌道に押し付けながら追従させる実験を行い、その効果を確かめた。この手法では、柔軟ツールの変形モデルを作成することによって変形を解析する必要はないという利点がある。

2. 作業と作業システムの構成

本論文で用いる作業システムは、可搬式汎用知能アーム (PA-10, 三菱重工) 1 台、力覚センサ (F/T 10/100, ビー・エル・オートテック) 1 台、小型 CCD カメラ (XC-EI50, ソニー) 2 台とパーソナルコンピュータ (Dimension XPS B733r, DELL 社) 1 台から構成されている。その構成を図 1 に示す。作業中に生じる接触力の情報を検出するため、力覚センサを

* 原稿受付 2003 年 6 月 16 日。

^{*1} 正員, 横浜国立大学大学院工学研究院 (〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5)。^{*2} 正員, フェロー, 横浜国立大学大学院工学研究院。

E-mail: huang@post.me.ynu.ac.jp

Fig. 1 Setup of a robot control system with a flexible tool held by the hand of a robot.

ロボットの手先に装着する。

本論文では、長さ 0.3m の塩化ビニール製チューブを柔軟ツールとしてロボットの手先に取り付ける。ツールの先端位置を画像処理によって検出するため、カメラ 2 台の前にリング型赤外照射器 (IRDR-110, 日進電子工業) を取り付け、チューブの先端に反射マーカを貼り付ける。また、図 1 に示すロボットアームは 7 自由度を有するが、本論文では、アームの冗長自由度を固定し、6 自由度アームとして用いる。

図 1 に示すように、2 台の CCD カメラが、 x 軸の正方向に約 0.66m と 1.04m、 y 軸の負方向に約 0.55m、0.45m、 z 軸の正方向に約 0.65m の場所に置かれている。2 台のカメラの距離は 0.45m である。2 台のカメラから構成される立体視画像システムによって 3 次元空間におけるツールの先端位置を検出し、ロボットの制御に用いる。また、 x 軸の正方向に約 0.7m の場所に作業台を置く。作業は、柔軟ツールの先端を押し付けながら作業台に与えられている曲線軌道に追従させることである。接触によってツールに変形が生じるため、ロボットの運動学からツール先端の位置を算出することはできない。

3. 画像処理と補間

本論文に用いた 2 台の CCD カメラは毎秒 30 フレームの画像を出力する。パーソナルコンピュータには画像入力・処理ボード (GENESIS GEN/F/64/8 /STD, Matrox 社) が取り付けられており、このボード上に DSP (Digital signal processor) C80 が装着されている。

3.1 画像の並列処理 一般に、画像情報を見落とさず最大限に利用するためには、画像を取り込みながら処理する手法 (以下、「画像の実時間処理法」と呼ぶ) が望ましい。したがって、3 次元空間における柔軟ツールの先端位置を実時間で検出するため、画

像情報を並列に処理する必要がある。

一方、DSP をもつ画像処理ボード GENESIS はダブルバッファリング (Double buffering) という高速画像処理機能を有する。ダブルバッファリング機能とは、画像の入力と処理が別々に確保されたデータバッファで同時に行われることである。この機能を用いて画像の入力と処理の並列化を実現する方法を既報¹⁰⁾で報告した。本論文では、この手法を用いるため、連続的に出力されている画像を見落とすことなくスムーズに処理することができる。また、2 台のカメラを用いて立体視画像システムを構成し、ツールの先端位置を観測する。

3.2 画像情報の補間 本論文では、ロボットの制御サンプリング周期を $T (=5\text{ms})$ 、画像入力・処理のサンプリング周期を $T_c (=33.33\text{ms})$ とする。一般に、画像データを実時間で処理する場合、 T_c は T の整数倍にならない。ロボット制御と画像処理のタイムチャートを図 2 に示す。ロボットを制御する際には、 T_c は T より長い。したがって、 T_c ごとに画像処理によって得られた目標位置 $p_i^*(n) \in R^{3 \times 1}$ をロボットの制御サンプリング周期 T ごとに補間する必要がある。ここで、 T_c と T の最小公倍数を $T_n (=100\text{ms})$ とすれば、 T_n ごとの画像処理の式を考えればよい。

図 2 に示すように、時刻 $t = (n-1)T_c$ にて入力された画像の処理を時刻 $t = kT$ において終了し、2 台のカ

Fig. 2 Time chart of image processing

メラによって柔軟ツール先端の 3 次元空間位置 $p_i^c(n-1)$ が得られる。 T_c ごとに得られた位置情報 $p_i^c(n-1)$, $p_i^c(n-2)$ を用いて制御サンプリング周期 T ごとの位置 $p_i(k) \in R^{3 \times 1}$ を

$$p_i(k) = \begin{cases} p_i^c(n-1) + (kT - (n-1)T_c) \frac{p_i^c(n-1) - p_i^c(n-2)}{T_c} & (nT_c \leq kT < (n+1)T_c), \\ p_i^c(n) + (kT - nT_c) \frac{p_i^c(n) - p_i^c(n-1)}{T_c} & ((n+1)T_c < kT < (n+2)T_c), \\ p_i^c(n+1) + (kT - (n+1)T_c) \frac{p_i^c(n+1) - p_i^c(n)}{T_c} & ((n+2)T_c < kT < (n+3)T_c), \\ \dots \end{cases}$$

$$(k=0,1,2,\dots), (n=0,1,2,\dots) \quad (1)$$

によって補間する。ただし、 $n=0$ のとき、 $p_i^c(-1)=0$, $p_i^c(-2)=0$ とする。

4. ロボットの目標軌道の生成

図 1 に示すように、本論文で取り上げるタスクは、柔軟ツールの先端を z 軸方向において一定の力 f_{zd} で押し付けながら与えられた曲線軌道に追従させることである。ロボットの目標位置を生成する原理を分かりやすく説明するため、図 3, 4 に示すようにまず x 軸方向に柔軟ツール先端を移動させる作業を考える。ただし、本論文での作業は下記の条件で行われるものとする。

(1) 追従軌道は平面上に描かれた曲線とする。

(2) 作業中にツール先端の進行方向 (図 3, 4 の場合、 x 軸方向) と z 軸を含む平面の法線方向の回り (図 3, 4 の場合、 y 軸回り) にロボット手先の回転姿勢は一定とする。ただし、説明便宜のため、図 3, 4 ではロボットの手先は作業面に垂直と仮定する。

剛体ツールの場合、押し付け力によるツールの変形がないため、運動学の計算で剛体ツールの長さを考慮すれば、剛体ツールの先端位置はロボットの関節角度から容易に算出できる。しかしながら、柔軟ツールの場合、押し付け力によってツールの変形が生じるため、剛体ツールのように運動学によって柔軟ツールの先端位置を算出できない。

4.1 ロボット手先の目標位置の生成 図 3 に示すように、時刻 $t=kT$ のときロボットの手先を位置 $p_h(k)$ から間隔 d だけ先にある目標位置 $p_{hd}(k+1)$ へ移動させるが、 z 軸方向の変動 Δz によってツール先端は位

置 $p_i(k)$ から距離 d だけ先の位置 $p_i(k+1)$ に到達し、目標位置 $p_{hd}(k+1)$ には到着できないことが分かる。ロボットの手先を 3 次元空間内で移動させるため、位置情報 $p_{hd}(k)$, $p_h(k)$ は $R^{3 \times 1}$ のベクトルである。同様に、柔軟ツール先端の位置情報 $p_i(k)$, $p_{id}(k)$ は、 $R^{3 \times 1}$ のベクトルと定義される。

ツール先端を目標位置 $p_{id}(k+1)$ に到達させるためには、図 4 に示すように z 軸方向の変動 Δz に合わせてロボット手先の位置 $p_h(k)$ を距離 d_2 先の目標位置 $p_{hd}(k+1)$ に移動させる必要がある。

ここで、ツール先端は x - y 平面を一定の力 f_{zd} で押し付けているとき、ツール先端とロボット手先との距離の初期値を L_0 とする。時刻 $t=kT$ のとき、 x - y 平面におけるツール先端の目標位置を $p_{id}(k) = [x_{id}(k), y_{id}(k), z_{id}(k)]^T$ とし、角度 ϕ を直線 L_0 と x - y 平面となす角度とする。また、ツール先端の進行方向の方向ベクトル $\bar{p}_{id}(k) \in R^{3 \times 1}$ は

$$\bar{p}_{id}(k) = \frac{p_{id}(k+1) - p_{id}(k)}{d} \quad (2)$$

で表される。ただし、距離 d は

$$d = \sqrt{(x_{id}(k+1) - x_{id}(k))^2 + (y_{id}(k+1) - y_{id}(k))^2} \quad (3)$$

から求まる。また、 x - y 平面における直線 L_0 の投影ベクトル $\Delta p_L(k) \in R^{2 \times 1}$ は

Fig. 3 Moving robot hand forward with a distance d

Fig. 4 Moving flexible tool forward with a distance d

Fig. 5 Rotation of the flexible tool caused by twist torque

Fig. 6 Avoidance of rotation of the flexible tool caused by twist torque

$$\Delta p_L(k) = L_0 \cos \phi \cdot \tilde{p}_{td}(k) \quad (4)$$

で表される。ただし、角度 ϕ を

$$\phi = \sin^{-1} \left(\frac{z_0 - \Delta z}{L_0} \right) \quad (5)$$

から求める。さらに、時刻 $t=kT$ におけるツール先端の追従誤差 $\Delta p(k)$ を考慮すると、 x - y 平面におけるロボット手先の目標位置 $\tilde{p}_{td}(k)$ は

$$\tilde{p}_{td}(k) = p_{td}(k+1) + \Delta p_L(k) + \Delta p_r(k) \quad (6)$$

から算出される。ただし、ツール先端の追従誤差 $\Delta p(k)$ は $\Delta p(k) = p_{td}(k) - p_t(k)$ とする。また、時刻 $t=kT$ におけるロボット手先の目標位置 $p_{hd}(k)$ は

$$p_{hd}(k) = S_1 \cdot \tilde{p}_{td}(k) + z_d s_1 \quad (7)$$

から生成される。ただし、行列 S_1 、ベクトル s_1 は

$$S_1 = \text{diag}[1 \ 1 \ 0] \quad (8)$$

$$s_1 = [0 \ 0 \ 1]^T \quad (9)$$

で与えられる。また、 z 軸方向に力の制御を行うため、便宜上 z_d は z_0 とする。

4.2 ロボット手先の目標姿勢の生成 図 1 に示すように、ベース座標系 Σ_0 におけるロボット手先座標系 Σ_h の姿勢は x - y - z 固定角法によって定義される。ここで、 $t=kT$ においてロボット手先の姿勢を $\alpha(k)$, $\beta(k)$, $\gamma(k)$ とする。このとき、ロボット手先の目標姿勢 $r_{hd}(k) \in R^{3 \times 1}$ は

$$r_{hd}(k) = [\alpha_d(k) \ \beta_d(k) \ \gamma_d(k)]^T \quad (10)$$

で表される。ツール先端の進行方向と z 軸を含む平面の法線回りにロボット手先の回転がないようにするため、 $\alpha_d(k)$, $\beta_d(k)$ はそれぞれ一定値 α_d , β_d にする。しかしながら、図 5 に示すように進行方向に対してロボットの手先がツール先端の後方に置かれた場合、摩擦力の働きによってねじりモーメントが生じる。このため、柔軟ツール自身のねじり回転が発生し、ツール先端の位置を制御することはできない。したがって、ねじりモーメントが発生する原因は、押す力と摩擦力の方向が逆であるためと考えられる。

本論文では、ツール自身のねじり回転を回避するため、進行方向においてロボットの手先がツール先端を押しながら進めるのではなく、図 6 に示すようにロボットの手先がツール先端の前方に置かれてツール先端を引いて進めることにする。このため、本論文でロボットの手先が進行方向に対してツール先端の前方に常に置かれるようにしなければならない。したがって、式(10)に示すロボット手先の目標姿勢を

$$r_{hd}(k) = \left[\alpha_d \ \beta_d \ \tan^{-1} \left(\frac{y_{td}(k)}{x_{td}(k)} \right) \right]^T \quad (11)$$

とする。

式(7), (11)を合わせることによってロボット手先の目標位置・姿勢 $p_{rd}(k) \in R^{6 \times 1}$ は

$$p_{rd}(k) = S_p \cdot p_{hd}(k) + S_r \cdot r_{hd}(k) \quad (12)$$

により生成される。ただし、選択行列 S_p , S_r は

$$S_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad S_r = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

である。

4.3 目標力の生成 図 1 に示すなぞる作業では、押し付け力を大きくすると、ツール先端に加える摩擦力も大きくなり、図 5 に示すように進行中にツール先端のねじり回転が発生しやすくなる。本論文では、これを避けるためツール先端を z 軸方向に一定の力で作業面に押し付けるように設定する。すなわち、 z 軸方向での目標力 f_{zd} を一定にする。また、 z 軸方向における位置制御の目標値 z_d を 0 とする。

5. 位置と力のハイブリッド制御

柔軟ツールの先端を与えられた二次元曲線軌道に一定の力でなぞらせる作業を遂行するため、 z 軸方向に力覚センサを用いて押し付け力を制御し、 x , y 軸方向に視覚情報によって位置制御を行う。しかしながら、

ツールの変形や手先の摩擦などの影響要因があるため、単に PID 制御を用いて位置の追従誤差を減少することは難しい。そこで本論文では、追従精度を向上させるため、 x, y 軸方向における位置制御にオンライン学習型ニューラルネットワーク（以下、NNと呼ぶ）を用いる。

5.1 ニューラルネットワークの構成 本論文で提案する NN の構成を図 7 に示す。 x, y 軸方向におけるロボットの位置制御に対して、それぞれのサブニューラルネットワークを構成する必要がある。

図 7 に示すサブニューラルネットワーク NN_x への入力は、 x 軸方向における時刻 $t=kT$ でのロボット手先の目標位置 $x_{rd}(k)$ 、手先の目標速度 $\dot{x}_{rd}(k)$ 、手先の目標加速度 $\ddot{x}_{rd}(k)$ であり、学習するための修正量は手先の追従誤差 $\Delta x_r(k)$ とする。 NN_x と同様に、サブニューラルネットワーク NN_y の入力は、 y 軸方向における時刻 $t=kT$ でのロボット手先の目標位置 $y_{rd}(k)$ 、手先の目標速度 $\dot{y}_{rd}(k)$ 、手先の目標加速度 $\ddot{y}_{rd}(k)$ で

Fig. 7 Architecture of the sub-neural networks

あり、学習するための修正量は手先の追従誤差 $\Delta y_r(k)$ とする。

5.2 ニューラルネットワークの学習 図 7 に示すサブニューラルネットワーク NN_x と NN_y は 3 層型 NN とする。入力層を A、中間層を B、出力層を C とし、各層のニューロン数を N_A, N_B, N_C とする。また、学習に用いるシグモイド関数 $F(x)$ は

$$F(x) = \frac{1 - e^{-\frac{x}{\mu}}}{1 + e^{-\frac{x}{\mu}}} \quad (13)$$

で表される。ただし、 μ はアニーリングパラメータである。結合荷重の学習は誤差逆伝ば法により行われる⁽¹¹⁾。

5.3 オンライン学習型ニューラルネットワークを用いたハイブリッド制御 NN のオンライン学習を用いることによってフィードフォワード制御を実現し、繰り返し作業を行う場合追従精度を向上させることが知られている⁽¹²⁾。本論文では、NN のオンライン学習を用いて位置と力のハイブリッド制御を行うという手法を提案する。その制御ブロック線図を図 8 に示す。

図 8 において

$$\text{選択行列 } S_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\text{選択ベクトル } s_f = [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T,$$

位置・姿勢制御ループの PID コントローラ

Fig. 8 The proposed position/force hybrid control issue with an online learning neural network

$$G_p(z) = K_p^p + K_f^p \frac{z}{z-1} + K_d^p (1-z^{-1}),$$

力制御ループのPIDコントローラ

$$G_f(z) = K_p^f + K_f^f \frac{z}{z-1} + K_d^f (1-z^{-1}),$$

とする。

図8では、時刻 $t=kT$ において GENESIS の画像処理によってツールの先端位置 $p_i'(n-1)$ を検出し、式(1)により補間を行い、 $p_i(k)$ を得る。ついで、式(2)~(4)から x - y 平面における直線 L_0 の投影ベクトル $\Delta p_L(k)$ を算出したのち、式(7)よりロボットの目標位置 $p_{hd}(k)$ を生成する。また、式(12)のようにロボット手先の目標位置・姿勢の6自由度ベクトル $p_{rd}(k)$ を算出する。得られた $p_{rd}(k)$ と、ロボットの運動学 A によって求められたロボット手先の現在位置 $p_i(k) \in R^{6 \times 1}$ との差 $\Delta p_i(k)$ を計算し、 $S_2 \cdot \Delta p_i(k)$ から x, y 軸方向の位置偏差 $\Delta x_r(k), \Delta y_r(k)$ を求めてサブニューラルネットワーク NN_0, NN_1 の修正量として用いる。

また、PIDコントローラ $G_p(z), G_f(z)$ によってロボット手先の目標速度 $\dot{p}_{rd}(k)$ を算出する。逆ヤコビ行列 J^{-1} を用いてロボットの各関節の目標角速度 $\dot{\theta}_r(k)$ を算出し、ロボットのサーボドライブユニットに入力させ、ロボットを制御する。また、図1に示すアームを制御するコンピュータでは、制御サンプリング周期 $T (=5\text{ms})$ の間にニューラルネットワークの学習を4回行うことが可能である。

6. 実験

6.1 ねじりモーメントによるツール先端の位置追従誤差の影響を確認する実験（姿勢制御なし、NNなし） 実験で与えられたロボット手先の目標軌道 p_{rd} は図9に示すような半径 $R=100\text{mm}$ の円軌道である。摩擦力によって引き起こされたねじりモーメントがツール先端の追従精度に与える影響を確認するため、ロボット手先の姿勢を固定し、ロボット手先の位置制御を行う。この場合、剛体ツールを用いたときと同じように、ツールの長さをロボットの運動学で考慮することによってツール先端の目標軌道 p_{td} を算出する。また、2台のカメラを用いて観測したツール先端の実際位置 p_i と算出したツール先端の目標軌道 p_{td} との誤差を計算し、ツール先端の追従効果を以下に検討する。

この実験で用いた制御手法は、図8の制御ブロック線図から、(1)視覚情報による目標軌道の生成、(2)NN学習の部分を除いたブロック線図で表される。この実験で用いた各パラメータを表1に示す。

得られたロボット手先とツール先端の追従軌跡を図

Table 1 Control parameters used in the experiment

$K_p^p = \text{diag}[K_{p1}^p \ K_{p1}^p \ 0 \ K_{p2}^p \ K_{p2}^p \ K_{p2}^p],$
$K_{p1}^p = 5.0 \ 1/\text{s}, \ K_{p2}^p = 2.0 \ 1/\text{s},$
$K_f^p = \text{diag}[K_{f1}^p \ K_{f1}^p \ 0 \ K_{f2}^p \ K_{f2}^p \ K_{f2}^p],$
$K_{f1}^p = 0.5 \ 1/\text{s}, \ K_{f2}^p = 0.2 \ 1/\text{s},$
$K_d^p = \text{diag}[K_{d1}^p \ K_{d1}^p \ 0 \ K_{d2}^p \ K_{d2}^p \ K_{d2}^p],$
$K_{d1}^p = 0.1 \ 1/\text{s}, \ K_{d2}^p = 0.1 \ 1/\text{s}$
$K_p^f = 0.001 \ \text{m}/(\text{s} \cdot \text{N}), \ K_f^f = 0.0005 \ \text{m}/(\text{s} \cdot \text{N}),$
$K_d^f = 0.0001 \ \text{m}/(\text{s} \cdot \text{N})$
$z_d = 0, \ a_d = 0, \ \beta_d = 1.222 \ \text{rad}, \ \gamma_d = 0, \ f_{zd} = 2 \ \text{N}$

Fig.9 A circle trajectory in x-y plane

Fig.10 Tracking results in x-y plane of the robot hand and the flexible tool

10に示す。 x - y 平面におけるロボット手先の位置 p_i が目標軌道 p_{hd} に追従したが、ツール先端の位置誤差が大きいことが図10から分かる。

スタート時点 $t=0$ において柔軟ツールの先端を作業台に押し付けていることによってツール自身の変形が生じるため、ツール先端の位置 p_i が目標軌道 p_{hd} から外れる。また、ロボットの手先が点 $p_0 \rightarrow p_1 \rightarrow p_2$ に沿って移動しているとき、進行方向にツール先端の先方に置かれたため、ツールを押し付けながら引くことができた。これに対して、ロボットの手先が点 $p_2 \rightarrow p_3 \rightarrow p_0$ に沿って移動しているとき、ロボットの手先は進行方向にツール先端の後方に置かれるため、ツールを押し

付けて進める姿勢になる。この場合、摩擦力によってねじりモーメントが生じる。このねじりモーメントによってツール自身を回転させたため、作業の後半においてツール先端 p_t は目標軌道 p_{td} から大きく外れ、進行方向に進めることがほとんどできなかったと考えられる。

6.2 ツールの先端を目標軌道になぞらせる実験 (NNなし)

図5に示すツール先端の摩擦による柔軟ツール自身のねじり回転を避けるため、図6に示すようにロボットの手先を進行方向において常にツール先端の先方に置く必要がある。しかしながら、この考え方を図9に示すような円軌道に適用すると、ロボット手先が z 軸回り 360° 回転させる必要があるが、マニピュレータの構造上から実現することは困難である。このため、図11に示す正弦波状曲線をツール先端の目標軌道とする。この実験に用いる制御手法は、図8の制御ブロック線図からNNのオンライン学習の部分を除いたブロック線図で表される。また、各パラメータの設定を表2に示す。

実験で得られた柔軟ツール先端の位置 p_t とロボットハンドの位置 p_h を図12に示す。図12では、進行方向に合わせてロボットの手先を z 軸の回りに回転させたため、ねじりモーメントによるツール自身の回転という現象がなくなり、ツール先端に与えられた目標軌道 p_{td} をなぞらせるという作業をほぼ遂行した。進行方向においてツール先端の先方にロボットハンドを置くという制御手法の有効性は、図12に示す結果により確かめられた。

一方、ロボット手先の姿勢を制御することによってツール先端 p_t が目標軌道 p_{td} に追従しているが、追従誤差は大きいということが図12から分かる。図12に示すように、 p_t の矢印が指す部分において x, y 軸方向にそれぞれ約 8mm , 12mm の追従誤差があった。

6.3 ニューラルネットワークのオンライン学習を用いた追従実験 $x-y$ 平面におけるツール先端の位置追従精度をさらに向上させるため、図8に提案したオンライン学習型NNを用いた制御手法を用いて追従実験を行った。6.2節の実験と同様に図11に示す軌道をツール先端の目標軌道とする。このときの制御パラメータを表2に、NNのパラメータを表3に示す。

NNの結合荷重には、初回の作業の学習開始時点です乱数を与え、作業が終了したとき結合荷重のデータをファイルに保存する。2回目以降の作業では、毎回作業が開始するとき前回に保存された結合荷重をファイルから読み込み、作業が終了するとき結合荷重の学習結果をファイルに保存する。このようにして学習の結

Fig.11 Desired trajectory of the flexible tool's tip

Fig.12 Tracking results in $x-y$ plane of the robot hand and the flexible tool's tip

Table 2 Control parameters used in the experiment

$K_p^p = \text{diag}[K_{p_1}^p, K_{p_1}^p, 0, K_{p_2}^p, K_{p_2}^p, K_{p_2}^p]$,					
$K_{p_1}^p = 5.0 \text{ 1/s}, K_{p_2}^p = 2.0 \text{ 1/s},$					
$K_f^p = \text{diag}[K_{f_1}^p, K_{f_1}^p, 0, K_{f_2}^p, K_{f_2}^p, K_{f_2}^p]$,					
$K_{f_1}^p = 0.5 \text{ 1/s}, K_{f_2}^p = 0.2 \text{ 1/s},$					
$K_D^p = \text{diag}[K_{D_1}^p, K_{D_1}^p, 0, K_{D_2}^p, K_{D_2}^p, K_{D_2}^p]$,					
$K_{D_1}^p = 0.1 \text{ 1/s}, K_{D_2}^p = 0.1 \text{ 1/s}$					
$K_p^f = 0.0010 \text{ m/(s} \cdot \text{N)}, K_f^f = 0.0005 \text{ m/(s} \cdot \text{N)},$					
$K_D^f = 0.0001 \text{ m/(s} \cdot \text{N)}$					
$z_d = 0, \alpha_d = 0, \beta_d = 1.047 \text{ rad}, f_{zd} = 0.5 \text{ N}$					

Table 3 Parameters of neural network learning

Neuron number of the input layer N_a	3
Neuron number of the hidden layer N_b	6
Neuron number of the output layer N_c	1
Annealing rate μ	1.0
Learning rate η	0.85

果を蓄積することができ、繰り返し作業が進むにつれて追従精度が向上することを期待できる。

NNの学習に用いる誤差修正信号を図13に示す。一般に、学習誤差が収束するまで一定の学習回数が必要とされる¹²⁾。この実験の場合、1回めの作業開始の時点においてx-y軸方向の位置制御は主にPID制御であり、位置追従誤差は大きい。約10,000回の学習が終了してから追従誤差は徐々に収束していることが図13から分かる。1回めの実験で得られた結合荷重を

Fig. 13 Error signals for learning

Fig. 14 Tracking results in x-y plane of the robot hand and the flexible tool's tip

Fig. 15 Results of force control in z axis

2回めの実験に用いたため、追従誤差はより速く減少し、追従精度は向上した。

2回めの実験で得られたx-y平面の追従軌跡を図14に、z軸方向の力を図15に示す。図12の追従軌跡と比べると、オンライン学習型NNを用いた実験において追従誤差を大幅に減少したことが図14から分かる。特に図14では、 p_t の矢印が指す部分においてx-y軸方向の追従誤差の最大値は約4mmであり、6・2節の実験で得られた追従誤差の半分以上である。また、z軸方向での力は目標値0.5Nの付近で変動したことが図15により分かる。提案した手法を用いて柔軟ツールの先端を目標軌道になぞらせる実験を遂行したことによってその有効性を実証した。

7. 結 論

本研究で得られた主な結果は次のとおりである。

(1) ニューラルネットワークのオンライン学習を用いてマニピュレータがもつ柔軟ツールの先端の位置と力のハイブリッド制御を行うという手法を提案し、柔軟ツールの先端に曲線軌道をなぞらせる実験を行い、本手法の有効性を実証した。

(2) 本論文で提案した手法は、視覚情報を用いるため、柔軟ツールの変形モデルを立てることが困難な場合に適用できるという利点をもつ。実験によって本手法の有効性を確かめた。

文 献

- (1) 平井慎一, 日本ロボット学会誌, **16-2**(1998), 136-139.
- (2) 中垣博文, 日本ロボット学会誌, **16-2**(1998), 159-162.
- (3) 平井慎一・野口英昭, 日本ロボット学会誌, **15-8**(1997), 1172-1179.
- (4) 中垣博文・北垣高成・小笠原司・築根秀男, 日本ロボット学会誌, **15-3**(1997), 422-430.
- (5) 若松栄史・和田隆広, 日本ロボット学会誌, **16-2**(1998), 145-148.
- (6) 吳建青・羅志偉・山北昌毅・伊藤宏司, 機論, **63-607**, C(1997), 937-944.
- (7) 小野栄一, 日本ロボット学会誌, **16-2**(1998), 149-153.
- (8) 久田俊明, 日本ロボット学会誌, **16-2**(1998), 140-144.
- (9) Chen, C. Y. and Zheng, Y. F., *J. Robotic System*, **9-5**(1992), 595-612.
- (10) 黄 健・藤堂勇雄, 機論, **67-660**, C(2001), 2616-1623.
- (11) Cichocki, A. and Unbehauen, R., *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, (1993), 122-135, John Wiley & Sons.
- (12) 劉明輝・藤堂勇雄, 機論, **57-539**, C(1991), 2256-2262.