

時系列センサ情報に基づく フレキシブルマニピュレータの状態推定と動力学モデル同定

吉川 恒夫^{*1} 金岡 克弥^{*1} 太田 篤治^{*1*2}

State Estimation and Dynamic Model Identification of Flexible Manipulators based on Time-Series Sensor Information

Tsuneo Yoshikawa^{*1}, Katsuya Kanaoka^{*1} and Atsuharu Ohta^{*1*2}

In this paper, we propose a method to estimate state variables based on time-series sensor information of flexible manipulator motion. It is also possible to identify dynamic model parameters of flexible manipulator based on the time-series sensor information. We have proposed two schemes for this identification, namely, *driving torque error minimization* and *state variables error minimization*. Characteristics of these two schemes are studied. Effectiveness of the proposed methods is verified by some experiments.

Key Words: Flexible Manipulator, State Estimation, Model Identification, Link Shape Function, Virtual Joint Model

1. はじめに

動力学モデルに基づいてロボットマニピュレータの解析, 制御を行う場合, 状態量が既知であることが前提となる。しかし, フレキシブルマニピュレータの動力学モデルの状態量は, その柔軟性のために正確な測定は概して困難である。

分布定数系の動力学モデル [1] においては, 梁の横振動のみに着目して運動方程式を立ててモード関数を導出し, 系の状態を推定する方法が一般的である。歪みゲージ出力から各振動モードのモード振幅を測定する方法 [2] が検討されているが, 多自由度フレキシブルマニピュレータなど境界条件が変化する場合にモード関数の形状も変化し, 解析的な取り扱いが困難となる。

集中定数系の動力学モデルにおいても, 柔軟リンク先端の加速度センサ出力からオブザーバを構成して内部状態を推定する方法 [3] が提案されている。村上ら [4] は, ホルツァ法に基づく動力学モデルをもとに, その各フィールドの歪みゲージ出力から弾性変位を求める方法を提案している。

我々は, 視覚センサ情報を利用して, まず柔軟リンクの分布定数系の状態量を動力学モデルに依存しないリンク形状関数として推定しておいてから, 動力学モデルに基づく状態量に変換することを提案する。こうすることで, 状態推定法が動力学モ

デルから分離され, 動力学モデルが変化する場合や動力学モデルそのものの同定にも適用可能となる。

柔軟リンク形状を動力学モデルに依存しない関数を用いて推定する研究としては, 松野ら [5] が, 三次 B スプライン関数によって歪みゲージ出力からリンク形状を推定しており, また Christoforou ら [6] は, リンク形状を多項式で近似し, 歪みゲージ出力からリンク形状を推定している。視覚センサから静力学的なリンク形状を推定する研究としては, Kaneko らによる Active Antenna [7] がある。

本論文のもう一つのトピックはフレキシブルマニピュレータの動力学モデル同定である。一般に, 剛体ロボットシステムにおいては運動方程式の構造が明らかであり, 運動方程式は基底パラメータに関して線形となっている [8] ため, システム同定 [9] で用いられるようなブラックボックスのアプローチよりも, 物理的考察に基づいて運動方程式のモデルを立て, そのパラメータを最適化するアプローチが有効である。本論文では, フレキシブルマニピュレータにも同様のアプローチを試みる。すなわち, 先の状態推定法によって得られた状態量を含む時系列データから, フレキシブルマニピュレータの動力学モデルパラメータを同定する手法についても提案する。

実機の運動を測定した時系列センサ情報から動力学モデルのパラメータを同定する研究は, 剛体マニピュレータにおいては数多くなされている [10] [11]。フレキシブルマニピュレータについては, 各リンクの弾性変位や固有振動数などの測定値に基づく同定法が提案されている [12] [13]。また, 伝達関数のパラメータを同定する方法 [14] [15] や, ニューラルネットによって

原稿受付 2001年7月4日

^{*1}京都大学大学院工学研究科

^{*2}現トヨタ自動車(株)

^{*1}Graduate School of Engineering, Kyoto University

^{*2}Currently with TOYOTA Motor Corporation

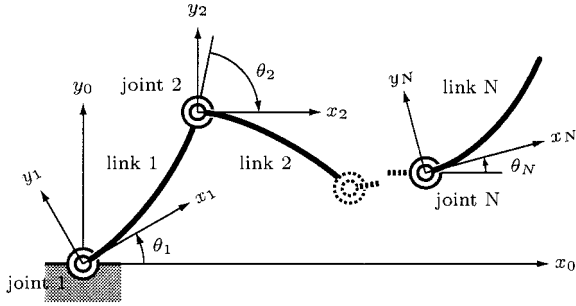


Fig. 1 Flexible manipulator

逆ダイナミクスを学習する方法 [16] ~ [18] などが知られている。しかし、時系列センサ情報からフレキシブルマニピュレータの動力学パラメータを同定する方法については、ほとんど研究がなされていない。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章において、時系列センサ情報に基づいて状態量を推定する手法を提案する。第 3 章で状態量を含む時系列データから動力学モデルのパラメータを同定する手法を提案し、第 4 章の実験で、提案手法の妥当性を確認する。第 5, 6 章において、考察と結論を述べる。

2. 時系列センサ情報に基づく状態推定

本章では、視覚センサによって柔軟リンクに付加されたマーカーの位置情報を取得し、動力学モデルの状態量に変換する。

2.1 フレキシブルマニピュレータ

本論文では Fig. 1 のような N 自由度平面フレキシブルマニピュレータを取り扱う。マニピュレータは根元で基準座標系 Σ_0 に固定されている。各関節を根元から関節 1, 2, ..., N とし、関節 i の手先側の柔軟リンクをリンク i とする。関節角度を $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T \in \mathbb{R}^N$ とし、リンク i の弾性変位がないときの長さを l_i 、質量を m_i とする。リンク i 座標系 Σ_i は関節 i 位置に原点が固定されており、弾性変位がない場合のリンク i に沿って x_i 軸、関節の回転軸に沿って z_i 軸をとる。 y_i 軸は右手系を構成するように定める。

本論文では簡単のため二次元平面上の問題に限定しているが、提案手法は三次元空間にも拡張可能である。

2.2 リンク形状関数

リンク座標系 Σ_i において柔軟リンク i の形状を所望の精度で近似可能な関数 $y_i(x_i, t)$ を仮定し、視覚センサ情報からこの関数のパラメータを決定する。この近似関数をリンク形状関数と呼ぶ。リンク形状関数のクラスとしては、多項式、三角関数、スプライン関数などが考えられる。

本論文では、たかだか二、三次モードまでの振動を考慮するので、式の取り扱いやすさから多項式を採用する。すなわち、第 i リンクのリンク形状関数として

$$y_i(x_i, t) = \sum_{j=1}^{o_{max}} a_{ij}(t) x_i^j \quad (1)$$

を用いる。 o_{max} はリンク形状関数の最大次数であり、必要とされる近似精度に応じて決定される。

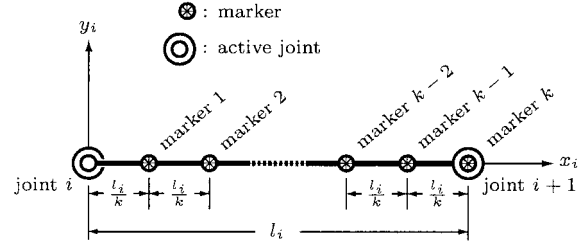


Fig. 2 Markers on the flexible link i

2.3 視覚センサの利用

リンク上に取り付けたマーカーの位置を視覚センサで測定することを考える。視覚センサを使用することで、マーカーの絶対位置を非接触で精度良く測定することが可能となる。また、ロボット側にはマーカーを取り付けるだけでよく、センサの自重やケーブルによってロボットの動特性を変化させるおそれが少ない。カメラのオクルージョンについては、(1) 冗長なマーカーをリンクに付加する (2) 冗長なカメラを利用する、等によって回避可能である。

Fig. 2 に示すように、リンク i 上には k 個のマーカーを l_i/k 間隔で取り付ける。 k ($k \geq o_{max}$) は多いほど高精度が期待できる。

2.4 リンク形状関数による近似

本節では、リンク形状関数 (1) のパラメータ $a_{ij}(t)$ を最小二乗法によって推定する。

ある時刻 t において、リンク i 上のマーカーの位置データ ${}^i p_j(t) = [{}^i p_{xj}(t), {}^i p_{yj}(t)]^T$ ($j = 1, 2, \dots, k$) が得られたとする。観測量の行列 ${}^i P(t)$ とベクトル ${}^i Y(t)$ 、およびリンク形状関数 (1) のパラメータベクトル $a_i(t)$ を

$${}^i P(t) = \begin{bmatrix} {}^i p_{x1} & {}^i p_{x1}^2 & \cdots & {}^i p_{x1}^{o_{max}} \\ {}^i p_{x2} & {}^i p_{x2}^2 & \cdots & {}^i p_{x2}^{o_{max}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ {}^i p_{xk} & {}^i p_{xk}^2 & \cdots & {}^i p_{xk}^{o_{max}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$${}^i Y(t) = [{}^i p_{y1} \quad {}^i p_{y2} \quad \cdots \quad {}^i p_{yk}]^T \quad (3)$$

$$a_i(t) = [a_{i1} \quad a_{i2} \quad \cdots \quad a_{io_{max}}]^T \quad (4)$$

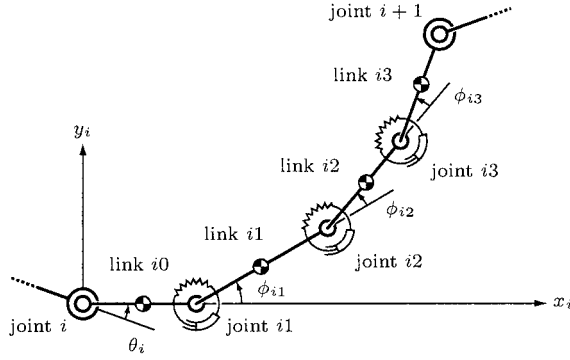
と定義すると、最小二乗法により、リンク形状関数のパラメータは以下ようになる。ただし、 $\text{rank } {}^i P(t) = o_{max}$ となるように観測が行われたものとする。

$$a_i(t) = \{({}^i P)^T ({}^i P)\}^{-1} ({}^i P)^T ({}^i Y) \quad (5)$$

2.5 仮想関節モデル

仮想関節モデル [12] は集中定数系モデルの一つであり、リンクあるいは関節の柔軟性を、いくつかの剛体リンク、剛体関節と、それらを繋ぐ仮想的な柔軟関節 (仮想受動関節) で近似するものである。フレキシブルマニピュレータの N 本の柔軟リンクはそれぞれ n 個の仮想受動関節によって分割される。 $n = 3$ の例を Fig. 3 に示す。

柔軟リンク i を分割した各仮想剛体リンクを、根元側からリンク $i0, i1, \dots, in$ とする。リンク ij の長さを l_{ij} 、重心位置を

Fig. 3 Construction of virtual joint model ($n = 3$)

l_{gij} , 質量を m_{ij} , 重心まわりの慣性モーメントを I_{ij} とする. リンク ij の根元側の仮想受動関節を関節 ij ($j = 1, 2, \dots, n$) とし, リンク i 上の仮想受動関節角を $\phi_i(t) = [\phi_{i1}, \phi_{i2}, \dots, \phi_{in}]^T$, 仮想受動関節 ij の仮想ダンパの粘性係数を D_{ij} , 仮想バネのバネ係数を K_{ij} とする.

仮想関節モデルの運動方程式は以下のように表現される.

$$\tau = M_{11}\ddot{\theta} + M_{12}\ddot{\phi} + h_1 \quad (6)$$

$$0 = M_{21}\ddot{\theta} + M_{22}\ddot{\phi} + h_2 + D\dot{\phi} + K\phi \quad (7)$$

ただし, $M_{11} \in \mathbb{R}^{N \times N}$, $M_{12} \in \mathbb{R}^{N \times Nn}$, $M_{21} \in \mathbb{R}^{Nn \times N}$, $M_{22} \in \mathbb{R}^{Nn \times Nn}$ は慣性行列, $h_1 \in \mathbb{R}^N$, $h_2 \in \mathbb{R}^{Nn}$ は非線形力, $D = \text{diag}[D_{11}, D_{12}, \dots, D_{Nn}] \in \mathbb{R}^{Nn \times Nn}$, $K = \text{diag}[K_{11}, K_{12}, \dots, K_{Nn}] \in \mathbb{R}^{Nn \times Nn}$ はそれぞれ仮想受動関節の粘弾性係数, $\tau \in \mathbb{R}^N$ は能動関節駆動トルクである. $\phi = [\phi_1^T, \phi_2^T, \dots, \phi_n^T]^T \in \mathbb{R}^{Nn}$ は全仮想受動関節角である.

2.6 仮想関節モデル形状の当てはめと状態量推定

本節では, 推定されたリンク形状関数に仮想関節モデル形状を当てはめることを考える.

リンク i の仮想受動関節および先端をリンク i の代表点と定義し, Σ_i における各代表点位置を ${}^i\hat{p}_1(t), \dots, {}^i\hat{p}_{n+1}(t)$ とする. すなわち, ${}^i\hat{p}_j(t)$ ($j = 1, 2, \dots, n$) は仮想受動関節 ij の位置, ${}^i\hat{p}_{n+1}(t)$ はリンク i の先端を表す. Fig. 4 に示すように, リンク i の代表点 ${}^i\hat{p}_j(t)$ ($j = 2, \dots, n+1$) がリンク形状関数 $y_i(x_i, t)$ の上に存在するように, すべてのリンク i 代表点位置 ${}^i\hat{p}_j(t) = [{}^i\hat{p}_{xj}, {}^i\hat{p}_{yj}]^T$ を決定する. まず,

$${}^i\hat{p}_1(t) = [l_{i0}, 0]^T \quad (8)$$

とする. ${}^i\hat{p}_j(t)$ ($j = 2, \dots, n+1$) については, 連立方程式

$$\begin{cases} {}^i\hat{p}_{yj} = y_i({}^i\hat{p}_{xj}, t) \\ ({}^i\hat{p}_{xj} - {}^i\hat{p}_{x,j-1})^2 + ({}^i\hat{p}_{yj} - {}^i\hat{p}_{y,j-1})^2 = l_{i,j-1}^2 \end{cases} \quad (9)$$

を満たす点として求められる. これらのリンク代表点位置から仮想受動関節角 $\phi_i(t)$ が求められ, 仮想関節モデルにおけるリンク形状が決定される.

$$\phi_{ij}(t) = \tan^{-1} \left(\frac{{}^i\hat{p}_{y,j+1} - {}^i\hat{p}_{yj}}{{}^i\hat{p}_{x,j+1} - {}^i\hat{p}_{xj}} \right) - \sum_{j'=1}^{j-1} \phi_{ij'} \quad (10)$$

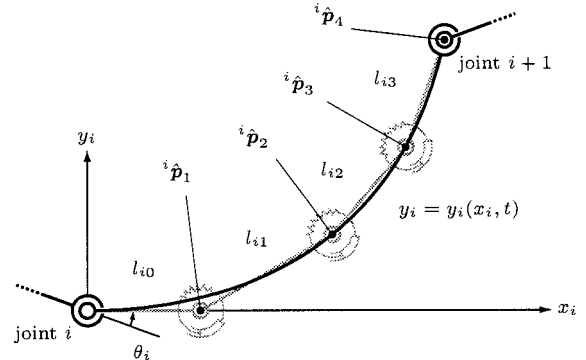


Fig. 4 Fitting into link shape function

$\phi_i(t)$ と時間微分 $\dot{\phi}_i(t)$ によって仮想関節モデルの状態量が定まる. また, $\phi_i(t)$ からリンク i の順運動学が既知となり, リンク座標系 Σ_i から Σ_{i+1} への同次変換行列 ${}^{i+1}T_i$ が求められる. この手順を繰り返せば, 集中定数系の状態量が推定される.

3. 仮想関節モデルのパラメータ同定

本章では, 仮想関節モデル状態量の時系列データを用いて動力学パラメータを最適化する方法について考察する. 最適化の評価関数として, 駆動トルク誤差最小化と状態量誤差最小化の二つの規範を提案する.

3.1 同定パラメータ

運動方程式(6)(7)において, $\theta(t)$, $\tau(t)$ についてはエンコーダ, トルクセンサなどによる実機での測定が可能である. $\dot{\theta}(t)$, $\ddot{\theta}(t)$ は, センサによる測定あるいは $\theta(t)$ の数値微分によって求められる. 第2章で述べた手法によって, 視覚センサから仮想関節モデルの状態量 $\phi(t)$ の時系列データが定まり, $\phi(t)$ の数値微分によって $\dot{\phi}(t)$, $\ddot{\phi}(t)$ も求められる. これらのデータから, 仮想関節モデルの物理パラメータ α の最適化を行う.

$$\alpha = [l_{10}, \dots, l_{Nn}, l_{g10}, \dots, l_{gNn}, m_{10}, \dots, m_{Nn}, I_{10}, \dots, I_{Nn}, D_{11}, \dots, D_{Nn}, K_{11}, \dots, K_{Nn}]^T \in \mathbb{R}^{6Nn+4} \quad (11)$$

3.2 駆動トルク誤差最小化規範

前節で述べたように, 実機の測定データから $\theta(t)$, $\dot{\theta}(t)$, $\ddot{\theta}(t)$, $\tau(t)$ を求めておき, 視覚センサ情報から提案手法によって $\phi(t)$, $\dot{\phi}(t)$, $\ddot{\phi}(t)$ を推定する. これらのデータから, 任意のパラメータ α について, 運動方程式(6)(7)に基づく以下の値が計算できる.

$$\tau_{ea} = M_{11}\ddot{\theta} + M_{12}\ddot{\phi} + h_1 - \tau \quad (12)$$

$$\tau_{ep} = M_{21}\ddot{\theta} + M_{22}\ddot{\phi} + h_2 + D\dot{\phi} + K\phi \quad (13)$$

$\tau_{ea}(\alpha, t) \in \mathbb{R}^N$, $\tau_{ep}(\alpha, t) \in \mathbb{R}^{Nn}$ は, 能動, 受動関節それぞれにかかる駆動トルクの実機とモデルとの誤差を表す.

離散時間 t の時間区間 $t_i \leq t \leq t_f$ において, 駆動トルク誤差に基づく評価関数 $J_f(\alpha)$ を以下のように定める.

$$J_f(\alpha) = \sum_{t=t_i}^{t_f} \left(\tau_{ea}^T \tau_{ea} + \tau_{ep}^T \tau_{ep} \right) \quad (14)$$

3.3 状態量誤差最小化規範

運動方程式 (6) (7) の状態方程式表現は

$$\dot{x}(\alpha, t) = A(\alpha, t)x(t) + B(\alpha, t)u(t) \quad (15)$$

$$x(t) = [\theta(t)^T, \dot{\theta}(t)^T, \phi(t)^T, \dot{\phi}(t)^T]^T \in \mathbb{R}^{2N(n+1)} \quad (16)$$

$$u(t) = [\tau(t)^T, \mathbf{0}]^T \in \mathbb{R}^{N(n+1)} \quad (17)$$

となる。ある時刻の測定データ $\theta(t)$, $\dot{\theta}(t)$, $\phi(t)$, $\dot{\phi}(t)$ を初期状態として状態方程式の数値積分を行うことによって、一サンプリング時間 t_v が経過した後の状態 $\hat{\theta}(\alpha, t+t_v)$, $\hat{\dot{\theta}}(\alpha, t+t_v)$, $\hat{\phi}(\alpha, t+t_v)$, $\hat{\dot{\phi}}(\alpha, t+t_v)$ が予測される。状態量の誤差ベクトルをそれぞれ $\theta_e(\alpha, t) = \theta(t) - \hat{\theta}(\alpha, t)$, $\dot{\theta}_e(\alpha, t) = \dot{\theta}(t) - \hat{\dot{\theta}}(\alpha, t)$, $\phi_e(\alpha, t) = \phi(t) - \hat{\phi}(\alpha, t)$, $\dot{\phi}_e(\alpha, t) = \dot{\phi}(t) - \hat{\dot{\phi}}(\alpha, t)$ と定義する。これらは、実機の状態量の測定値と、仮想関節モデルによる予測値との誤差である。

離散時間 t の時間区間 $t_i \leq t \leq t_f$ において、評価関数

$$J_s(\alpha) = \sum_{t=t_i}^{t_f} \left(\frac{\theta_e^T \theta_e}{w_\theta^2} + \frac{\dot{\theta}_e^T \dot{\theta}_e}{w_{\dot{\theta}}^2} + \frac{\phi_e^T \phi_e}{w_\phi^2} + \frac{\dot{\phi}_e^T \dot{\phi}_e}{w_{\dot{\phi}}^2} \right)$$

を定める。ただし、 w_θ , $w_{\dot{\theta}}$, w_ϕ , $w_{\dot{\phi}}$ は正規化のための重み係数である。

3.4 非線形計画法

前述の二つの評価関数のいずれかについて、以下の制約条件付きの非線形計画問題を解くことによって、仮想関節モデルパラメータ α の最適値を求めることができる。

$$\text{minimize : } J = J_f(\alpha) \quad \text{or} \quad J_s(\alpha) \quad (18)$$

$$\text{subject to : } 0 \leq l_{i0} \leq l_{i0max} \quad (19)$$

$$l_{ijmin} \leq l_{ij} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (20)$$

$$0 < m_{ij}, I_{ij}, D_{ij}, K_{ij} \quad (21)$$

$$\sum_{j=0}^n l_{ij} = l_i, \quad \sum_{j=0}^n m_{ij} = m_i \quad (22)$$

式 (19) は、能動関節と第 1 受動関節の間の剛体リンク長さに関する制約である。 l_{i0} が長くなるとリンク形状の誤差は拡大するため、 l_{i0} に上限 l_{i0max} を設けることで、この幾何学的誤差の大きい領域を排除する。

2.6 節の仮想関節モデル形状当てはめにおいて、 l_{ij} が短くなって仮想受動関節が近接すると、リンク形状関数で近似した柔軟リンク形状の仮想関節モデルによる近似精度が低下する。さらに m_{ij} , $I_{ij} \propto l_{ij}$ であると固有振動数も近接し、 $l_{ij} = 0$ において振動モードが縮退することとなる。これを防ぐために、リンクの特性を考慮して l_{ij} の下限 l_{ijmin} を適当に定め、制約条件 (20) としている。

4. 実験

提案手法の妥当性を検討するために実験を行う。

4.1 システム

柔軟ビームは Fig. 5 に示すように、長さ 1.00 [m]、幅 35.0 [mm]、厚さ 1.5 [mm]、質量 0.44 [kg] のステンレス製片持ち梁である。

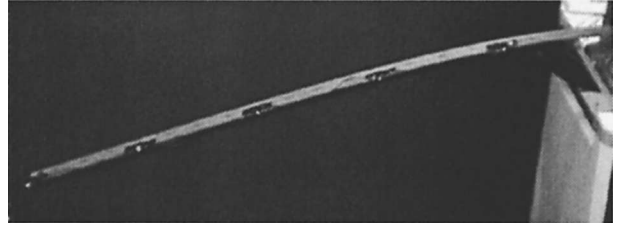


Fig. 5 Flexible beam

柔軟ビーム上にはその根元から、弾性変位がない場合の位置 $x = 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0$ [m] に LED のマーカー 1, 2, 3, 4, 5 が取り付けられている。各マーカーの動きは (株) NEC 製 CCD カメラ TI-24A によって撮影され、画像が (株) 応用計測研究所製ビデオトラッカ G2120II に送られて、マーカーの位置座標を得ることができる。ビデオトラッカのサンプリング時間は $t_v = 1/30$ [s] である。マーカーの位置座標は (株) NEC 製 PC9821Xa12 (Pentium 120 [MHz]) によって記録される。ビーム先端には加速度センサが付加されており、加速度データを動歪み計を通して (株) 小野測器製ハンドヘルド FFT アナライザ CF-1200 に取り込むことによって、柔軟ビームの固有振動数を計測することができる。

4.2 状態推定とパラメータ同定

本節では、実際の測定データに提案手法を適用して状態推定および仮想関節モデルのパラメータ同定を行う。

まず、柔軟ビームに拘束を加えて適当な初期変位で静止した状態から $t = 0$ [s] において拘束を外してリンクを振動させ、そのときの各マーカーの x 座標、 y 座標を記録した。Fig. 6 (a) を一次モードデータ、(b) を二次モードデータ、(c) を一次+二次モードデータと呼ぶ。Fig. 6 では y 座標データのみを示しているが、 x 座標データも同様に取得し、同定に使用している。

同定には Fig. 6 (c) の一次+二次モードデータ ($t = 0.5$ to 3.5 [s], 91 points) を用いた。リンク形状関数 (1) は四次 ($o_{max} = 4$) とした。仮想関節モデルの受動関節数は、振動の二次モードまでを近似するために $n = 2$ とした。

仮想受動関節速度 $\dot{\phi}$ の推定には数値微分を行う必要があるが、 $t_v = 1/30$ [s] では粗すぎるので、三次スプライン補間によって $\tilde{t}_v = 1/360$ [s] でデータを補間してから後退オイラー法を用いた。駆動トルク誤差最小化規範では加速度 $\ddot{\phi}$ も必要となるので、後退オイラー法を再度使用した。状態量誤差最小化規範における数値積分には四次の Runge-Kutta 法を用いた。積分間隔は $1/9,990$ [s] であり、これを各サンプリング時刻について 333 回繰り返して、状態量を $t_v = 1/30$ [s] 進めた。

今回の柔軟ビームは一様な平板であることから、仮想剛体リンク長さ l_{ij} ($i = 0, j = 0, 1, 2$) および仮想受動関節の粘性係数 D 、パネ定数 K を同定すべき独立なパラメータとし、仮想受動関節によって柔軟リンクが仮想的に分割されているものとして、 l_{gij} , m_{ij} , I_{ij} を次のように計算した。

$$l_{gij} = l_{ij}/2 \quad (23)$$

$$m_{ij} = m_i l_{ij}/l_i \quad (24)$$

$$I_{ij} = m_{ij} l_{ij}^2/12 \quad (25)$$

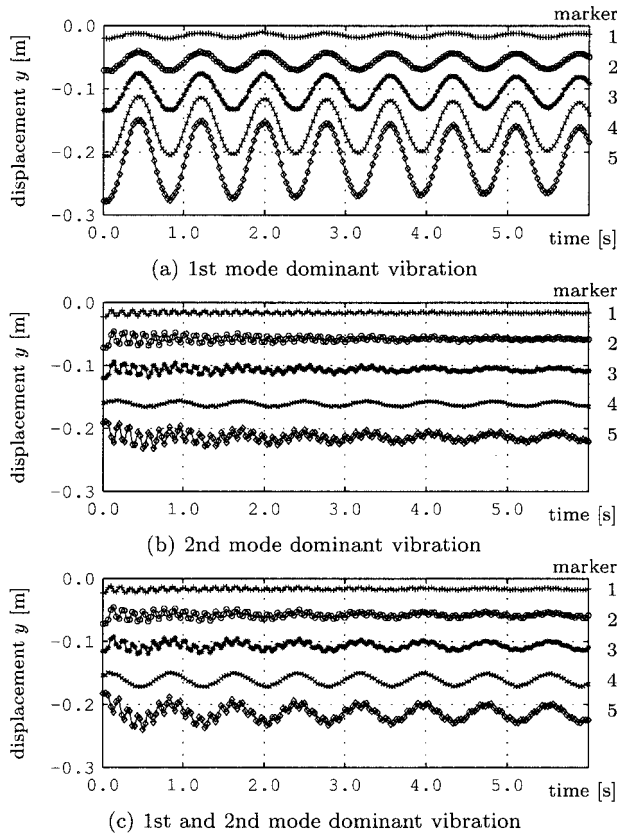


Fig. 6 Position measurements of the markers on the flexible link

Table 1 Identified parameters (torque error)

(a) virtual rigid links

link j	length l_j [m]
0	0.1287
1	0.5066
2	0.3647
Total	1.0000

(b) virtual passive joints

joint j	spring const. K_j [N·m/rad]	damping coeff. D_j [N·m·s/rad]
1	6.807	1.000×10^{-6}
2	7.385	7.252×10^{-4}

Table 2 Identified parameters (state error)

(a) virtual rigid links

link j	length l_j [m]
0	0.0723
1	0.5073
2	0.4203
Total	1.0000

(b) virtual passive joints

joint j	spring const. K_j [N·m/rad]	damping coeff. D_j [N·m·s/rad]
1	8.955	1.000×10^{-6}
2	5.739	1.000×10^{-6}

以上のような設定で、駆動トルク誤差最小化規範および状態量誤差最小化規範を適用して同定を行った結果が、それぞれ Table 1, 2 である。

4.3 状態推定および同定結果の検証

Table 1 の仮想関節モデルを適用して状態推定を行った例を Fig. 7 に示す。この例では、Fig. 6 (a) の一次モードデータの $t = 0.0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ [s] での変位を示した。

提案手法によって同定された Table 1, 2 の仮想関節モデルの固有振動数を実測値と比較すると Table 3 のようになる。

次に、同定された仮想関節モデルで順動力学シミュレシ

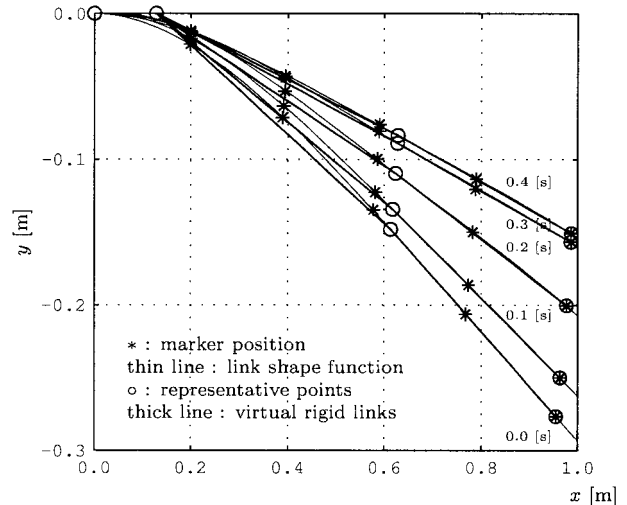


Fig. 7 State estimation from experimental data

Table 3 Comparison of natural frequencies

	1st [Hz]	2nd [Hz]
real flexible beam	1.25	7.25
virtual joint model (torque error)	1.30	9.54
virtual joint model (state error)	1.32	7.48

ンを行い、同定に用いていない測定データで実機との挙動を比較した。数値積分には四次の Runge-Kutta 法を用い、積分間隔は $100 [\mu\text{s}]$ である。まず、駆動トルク誤差最小化規範による Table 1 のモデルに一次モードデータ、二次モードデータと同じ初期条件を与えてシミュレーションを行い、ビーム先端変位を求めた。結果を Fig. 8 に示す。状態量誤差最小化規範による Table 2 のモデルについても同様のシミュレーションを行った。結果を Fig. 9 に示す。

5. 考 察

5.1 提案手法の妥当性

Fig. 8, 9 では、同定されたモデルと実機の挙動はよく一致しており、提案手法による状態推定および同定が妥当であることが分かる。

しかし、Table 3 に示すように、固有振動数には同定誤差が生じている。Fig. 8, 9 でも振動数の誤差を確認することができる。提案手法において生じるこのような誤差の原因は主に、本来分布定数系である柔軟リンクを集中定数系の仮想関節モデルで近似する際のモデル化誤差（リンク形状関数の近似誤差を含む）、観測データに含まれるノイズ、および離散時間で測定される変位の観測データから数値微分によって速度、加速度を計算する際の誤差によるものである。特に、視覚センサのサンプリング周波数は比較的低いことから、エイリアシングに起因する観測データ誤差、あるいは数値微分誤差の寄与が大きいと推測される。エイリアシングについては、高次の固有モードが減衰した後のデータを採用することで避けることができる。数値微分誤差については (1) 視覚センサのサンプリング周波数を高くする (2) 数値微分の特性をモデル化して運動方程式に含める [8] などによって減少させることが可能である。

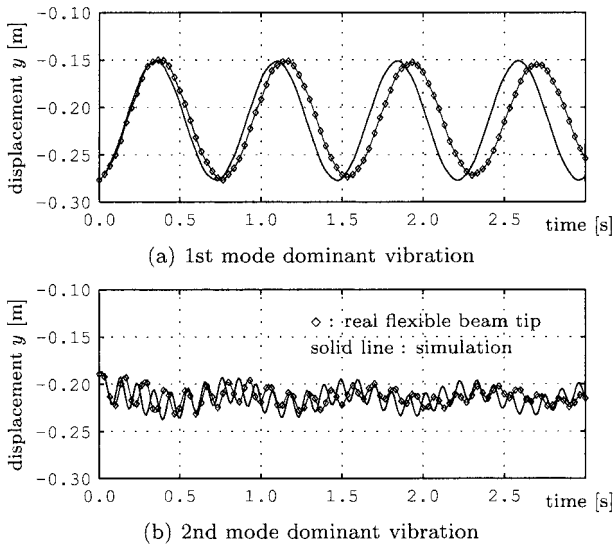


Fig. 8 Simulation results (torque error)

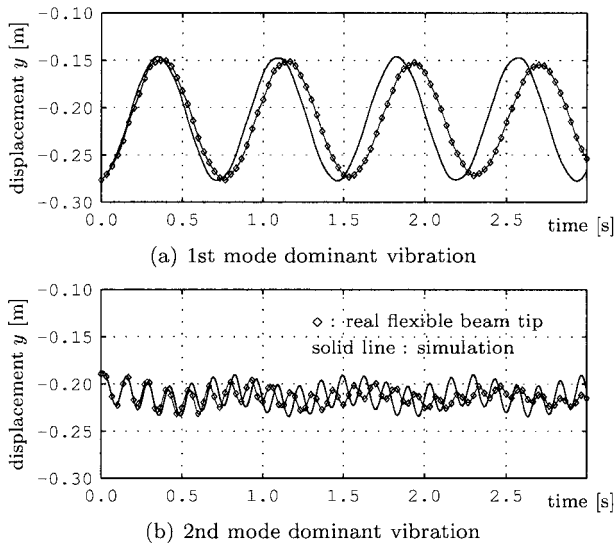


Fig. 9 Simulation results (state error)

ただし、提案する最小化規範では、非常に短い時間区間におけるシステム特性しか評価していないことから、比較的長い時間区間で生じる固有振動数のような特性値の誤差は本質的に評価しにくい。例えば、提案手法の最小化規範に固有振動数の評価をも含めることで、直接固有振動数のずれを減少させることも可能であると考えられるが、この点に関しては今後の検討課題である。

5.2 二つの最適化規範の比較

計算量について考える。駆動トルク誤差最小化規範では、サンプリング時間ごとに運動方程式(12)(13)を一回計算するだけであるのに対して、状態量誤差最小化規範では、数値積分を繰り返すために状態方程式(15)を多数回計算する必要があるため、計算量は増大する。

同定における最適値探索の収束性について考える。今回は非線形計画法として勾配法を用い、 α の9通りの初期値から最

適化を開始した。その際、駆動トルク誤差規範では9通りの初期値からのすべての探索で一つの最適値に収束した。しかし、状態量誤差規範では初期値によって収束する最適値が異なった。Table 2の同定結果はこれらのローカルミニマムの最適値を採用したものである。この最適値以外では、シミュレーション結果は実機と大きく異なっていた。これは、トルク誤差最小化規範では、状態量誤差最小化規範よりも解が一意的に収束する可能性が高いことを示唆するものである。ただし、解の一意性については、リンク形状関数の選定や仮想受動関節数、非線形計画法とその制約条件の設定等に依存する問題であり、その理論的保証は現状では困難である。

6. おわりに

本論文では、視覚センサ情報からのフレキシブルマニピュレータの状態推定法と、その状態量を含む時系列センサ情報を用いた仮想関節モデルの同定のための最適化規範について提案した。実際に視覚センサで測定した柔軟ビーム上のマーカーの位置データから状態推定と同定を行い、提案手法の妥当性を確認した。さらに、提案した二つの最適化規範を比較検討した。

提案手法では、視覚センサ情報から状態推定をオンラインで行うことが可能である。また、視覚センサを含む時系列センサ情報からのフレキシブルマニピュレータの動力学モデルパラメータの同定が可能である。マニピュレータを分解して物性値を測定するような煩雑な手順は必要なく、減衰係数を含むすべてのパラメータを同時に決定することが可能である。

今回はリンク形状関数として多項式を採用して提案手法を適用したが、同定対象の特性によっては三角関数など、他の関数系でリンク形状関数を表現した方がよい場合も考えられる。リンク形状関数としてどのような関数系を選択するかについての明確な指針は、今後の課題として考慮すべきである。

さらに、多リンク、三次元のフレキシブルマニピュレータに対しても、提案手法の有効性を示すことが必要である。オンライン同定への駆動トルク誤差最小化規範の適用についても今後の課題である。

参考文献

- [1] 嘉納: “フレキシブルアームの分布定数系モデル”, 日本ロボット学会誌, vol.6, no.5, pp.430-435, 1988.
- [2] 原田, 吉川: “フレキシブルアームの動的軌道制御における内部安定化”, 日本ロボット学会誌, vol.14, no.3, pp.444-453, 1996.
- [3] T. Yoshikawa and K. Matsudera: “Experimental Study on Modeling and Control of Flexible Manipulators Using Virtual Joint Model,” Proceedings of 4th International Symposium on Experimental Robotics, pp.425-435, 1997.
- [4] 村上, 近野, 内山: “多リンクフレキシブルアームの歪-変位変換アルゴリズム”, 第9回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.427-430, 1990.
- [5] 松野, 浅野, 坂和: “環境に拘束されたフレキシブル・マニピュレータのモデリングと位置と力の動的なハイブリッド制御”, 日本ロボット学会誌, vol.11, no.3, pp.419-428, 1993.
- [6] E.G. Christoforou and C.J. Damaren: “The Control of Flexible-Link Robots Manipulating Large Payloads: Theory and Experiments,” Journal of Robotic Systems, vol.17, no.5, pp.255-271, 2000.
- [7] M. Kaneko, N. Kanayama and T. Tsuji: “Vision Based Ac-

- tive Antenna," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.2555-2560, 1996.
- [8] 大須賀: "メカニカルシステムの同定(センサの動特性を考慮した同定法とその検証実験)", 計測と制御, vol.33, no.6, pp.487-493, 1994.
- [9] 片山: システム同定入門. システム制御情報ライブラリー, システム制御情報学会編, 朝倉書店, 1994.
- [10] 大須賀, 前田: "マニピュレータの動特性同定法", 計測自動制御学会論文集, vol.22, no.6, pp.637-643, 1986.
- [11] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama and R. Suzuki: "Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator," Neural Networks, vol.1, pp.251-265, 1988.
- [12] T. Yoshikawa and K. Hosoda: "Modeling of Flexible Manipulators Using Virtual Rigid Links and Passive Joints," International Journal of Robotics Research, vol.15, no.3, pp.290-299, 1996.
- [13] 吉川, 田村: "フレキシブルアームに対する仮想受動関節モデルの有効性の検討", 日本ロボット学会誌, vol.17, no.2, pp.250-259, 1999.
- [14] D.M. Rovner and R.H. Cannon, Jr.: "Experiments Toward On-Line Identification and Control of a Very Flexible One-Link Manipulator," International Journal of Robotics Research, vol.6, no.4, pp.3-19, 1987.
- [15] A.P. Tzes and S. Yurkovich: "Application and Comparison of On-Line Identification Methods for Flexible Manipulator Control," International Journal of Robotics Research, vol.10, no.5, pp.515-527, 1991.
- [16] A. Register, W. Book and C.O. Alford: "Artificial Neural Network Control of a Nonminimum Phase, Single-Flexible-Link," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1935-1940, 1996.
- [17] H.A. Talebi, R.V. Patel and K. Khorasani: "Inverse Dynamics Control of Flexible-Link Manipulators Using Neural Networks," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.806-811, 1998.
- [18] B. Song and A.J. Koivo: "Neural Network Model Based Control of a Flexible Link Manipulator," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.812-817, 1998.



吉川恒夫 (Tsuneo Yoshikawa)

1941年12月19日生。1969年京都大学大学院工学研究科博士課程修了。同年同大学工学部助手。1970年同大学工学部助教授。1986年同大学工学部教授(オートメーション研究施設。1989年より応用システム科学教室。1991年より機械工学教室), 1994年組織変更により同大学工学研究科教授(機械工学専攻)となり, 現在に至る。ロボット工学, 制御工学, および力覚人工現実感の研究に従事。工学博士。システム制御情報学会, 計測自動制御学会, 日本機械学会の会員。米国 IEEE 学会のフェロー。

(日本ロボット学会正会員)



金岡克弥 (Katsuya Kanaoka)

1971年7月31日生。1997年京都大学大学院工学研究科修士課程修了。同年同大学大学院工学研究科研究生。同年同大学大学院工学研究科博士後期課程に進学。現在に至る。フレキシブルマニピュレータの研究に従事。日本機械学会会員。

(日本ロボット学会学生会員)



太田篤治 (Atsuharu Ohta)

1975年3月19日生。1999年京都大学大学院工学研究科修了。同年トヨタ自動車(株)入社。現在に至る。在学中フレキシブルマニピュレータの研究に従事。