

形状とインピーダンスの同時測定法

江 村 暁* 館 暲*

Simultaneous Measurement of Shape and Mechanical Impedance of an Object

Satoru Emura* and Susumu Tachi*

Desynchronized tele-robotics by virtual reality technology has been studied by many researchers. This approach does not couple an operator and a slave robot directly like bilateral master-slave teleoperation system, so the smart search of the remote environment by autonomous slave robots is strongly required. In this paper, we propose a method which can measure the mechanical impedance and shape of a target object and environment with the robot under impedance control by adding perturbation to the virtual trajectory. First, it is considered what kind of perturbation is necessary and realistic for that purpose. Then, we show that the robot with a single force sensor is insufficient for simultaneous estimation of mechanical impedance and shape, and that the measurement of force at plural points on the contact surface is essential. The validity of the method is checked by a 2DOF real robot.

Key Words: Mechanical Impedance, Telerobotics

1. はじめに

近年、伝送系に遅延の存在するバイラテラル・テレロボティクス・システムの理論的な挙動解析が行われ、安定性が保証されるテレロボティクス系の提案がなされている [1]。これらの系では、マスター・スレーブの位置-力応答の忠実性と安定性は共存せず [2]、操作者は必ずしも対象の正確な硬さや形状を認知できるとは限らない。他方、人工現実感技術による仮想空間介在型のテレロボティクス系と自律的なスレーブロボットによる環境探索が提案されている [3] [4]。このようなシステムを実現するには、遠隔地の環境情報、特に対象形状や硬さなどの特性情報を自律的かつ能率的に収集する必要がある。

能動動作は接触状態から情報収集するために本質的であり [5]、センサ自体を動かし局所的な触覚情報をつなぎあわせて全体像を認識する研究がなされている。この場合の能動動作は空間領域で検討されるが、対象物の硬さを調べるためには能動動作を時間領域（周波数領域）でも考える必要がある。一定接触力で生体表面に押しつけられランダム機械振動を印加される円盤型振動子について、圧電素子で検出されるその駆動力と加速度から生体インピーダンスを推定する方法が提案されている [6]。このようなセンサをロボット先端に搭載して硬さと形状を調べるにはロボットを力制御しつつ能動動作させる必要があるが、圧電素子により検出される加速度にロボット運動情報が重畳され

てしまうという問題がある。

本論文では、インピーダンス制御されたロボットが1回のなごりにより対象の形状と硬さを同時に推定する手法を提案する。はじめに対象物の機械的インピーダンス推定のために接触時に付加する信号の持つべき特性を整理する。次に、単一の力センサで1回のなごり動作を行った場合には原理的にインピーダンスと形状の情報を分離できず、接触面内の複数点で力が測定されてはじめてインピーダンスと形状の情報が分離可能であることを示し、この原理の実験的検証を報告する。

2. インピーダンスの測定

力 f が加えられたときの対象の変位が y で与えられるときに f - y 間の関係がバネ・マス・ダンパー系

$$M\ddot{y} + B\dot{y} + Ky = f \quad (1)$$

で近似して考えられるとする。 y から f までの伝達関数

$$Z_e(s) = Ms^2 + Bs + K \quad (2)$$

を対象の機械的インピーダンスと定義し、このインピーダンスを一種の演算子と考えることで式 (1) を

$$Z_e[y] = f \quad (3)$$

$$y = Z_e^{-1}[f] \quad (4)$$

と記述することにする。

原稿受付 1996年2月23日

*東京大学工学部

*The University of Tokyo

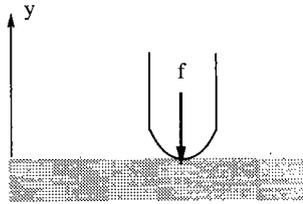


Fig. 1 Configuration of a robot and an object

ロボットの手先は Fig. 1 のように終始対象表面の 1 点に接触しつつ y 方向にのみ動くとする。時刻 $t = n \sim n + N$ でのロボット手先変位 y_t 、加えている力 f_t および対象物インピーダンスとの関係は、対象物インピーダンスのパラメータからなるベクトル θ を用いて次式で与えられる。

$$\begin{pmatrix} f_n \\ \vdots \\ f_{n+N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_n & \dot{y}_n & \ddot{y}_n \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{n+N} & \dot{y}_{n+N} & \ddot{y}_{n+N} \end{pmatrix} \theta, \quad (5)$$

$$\theta \equiv (K \ B \ M)^T$$

手先位置測定のスプリング間隔を $\Delta t[\text{ms}]$ として、手先先端の速度、加速度を位置から算出する場合には

$$\begin{pmatrix} y_n & \dot{y}_n & \ddot{y}_n \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} y_{n-1} & y_n & y_{n+1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & \frac{-1}{2\Delta t} & \frac{1}{\Delta t^2} \\ 1 & 0 & \frac{-2}{\Delta t^2} \\ 0 & \frac{1}{2\Delta t} & \frac{1}{\Delta t^2} \end{pmatrix} \quad (6)$$

となる。この 3×3 の変換行列を T とする。時刻 $t = n-1 \sim n+N+1$ で得られる位置と力の観測値を行列形式で書き表せば、観測値とインピーダンスとの関係は

$$Y^T g = Y^T Y T \theta, \quad (7)$$

$$g \equiv (f_n \ \dots \ f_{n+N})^T$$

$$Y \equiv \begin{pmatrix} y_{n-1} & y_n & y_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{n+N-1} & y_{n+N} & y_{n+N+1} \end{pmatrix}$$

で与えられるので、 $Y^T Y$ が正則であれば

$$\theta = T^{-1} (Y^T Y)^{-1} Y^T g \quad (8)$$

からインピーダンスが求まる。信号 y の自己相関関数を ϕ とすれば、 N が十分大きいとき $Y^T Y/N$ は自己相関関数を用いて近似できる。

$$\frac{Y^T Y}{N} = \frac{1}{N} \times \begin{pmatrix} \sum y_{n-1}^2 & \sum y_{n-1} y_n & \sum y_{n-1} y_{n+1} \\ \sum y_{n-1} y_n & \sum y_n^2 & \sum y_n y_{n+1} \\ \sum y_{n-1} y_{n+1} & \sum y_n y_{n+1} & \sum y_{n+1}^2 \end{pmatrix}$$

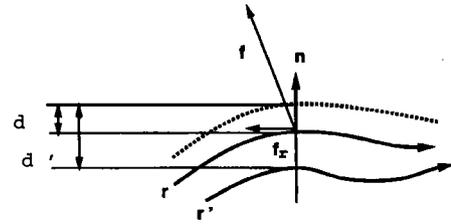


Fig. 2 Robot trajectory and surface deformation

$$\simeq \begin{pmatrix} \phi(0) & \phi(\Delta t) & \phi(2\Delta t) \\ \phi(\Delta t) & \phi(0) & \phi(\Delta t) \\ \phi(2\Delta t) & \phi(\Delta t) & \phi(0) \end{pmatrix} \quad (9)$$

y_t として白色雑音を利用したときに $Y^T Y/N$ は単位行列にスカラー $\phi(0)$ をかけたものになり、推定には最も理想的である。しかし多自由度ロボットは数十 [Hz] 以上の帯域に共振周波数を持つために y_t が高い周波数成分を含むことは現実的でない。 $Y^T Y$ が逆行列を持つには y_t が次数 2 以上の P.E. 性信号であればよく、 y_t が 2 個以上の周波数の異なる正弦波の線形和で表されることに対応する [7]。このことはロボットがインピーダンス制御されている場合、その目標軌道に 2 個以上の異なる周波数の正弦波が含まれていればよいことにあたる。

3. 変形インピーダンスの分離

3.1 単一点力測定の限界

球面状の手先表面に圧力分布センサを取り付けることで、接触点の位置と接触面の法線方向が一対一に対応する構成をとるロボットを想定する。これにより三次元空間中で Fig. 2 のように形状および硬さが未知の物体表面を接触を保ちつつなぞる場合を考える。

ロボット手先の軌道 $r(t)$ と手先の受ける力 $f(t)$ が Fig. 2 のように観測できるとする。また円筒面の圧力分布センサと対象との接触位置から接触面の法線ベクトル $n(t)$ が観測できるとする。対象物体の表面法線方向のインピーダンス Z_e は押し込みによらず、なぞり方向に変動しようと仮定し、ロボットの受ける摩擦力を f_r とおく。滑らかな面の動摩擦係数は 0.25 程度で、その表面を覆う単分子膜程度の日常的な薄膜によりさらに低下する [8]。このため対象物体はほぼ法線方向に変形すると仮定し、これを d とおく。

観測した接触力と法線方向との内積をとれば、

$$f = Z_e[d] n + f_r \quad (10)$$

$$n^T f = Z_e[d] \quad (11)$$

の関係が成立するため、 $n(t)$ が正確に測定されれば摩擦力の影響をなくすることができる。仮定より、式 (11) における $n, n^T f$ は測定可能であるが、対象物の変形 d は直接観測できないために対象インピーダンス Z_e と変形 d を 1 回のなぞりで得られる情報 ($n, n^T f$) から分離することは不可能である。

3.2 複数点力測定の有効性

次に Fig. 2 のようなわずかに異なる仮想軌道 r, r' により、無負荷時に点線で表される対象表面上同一点にロボットが異な

る接触力で接触するならば、

$$\mathbf{n}^T \mathbf{f} = Z_e [d] \quad (12)$$

$$\mathbf{n}^T \mathbf{f}' = Z_e [d'] \quad (13)$$

その差分から、物体変形に関する情報 $d - d'$ が抽出可能となる。

$$d - d' = \mathbf{n}^T (\mathbf{r} - \mathbf{r}') \quad (14)$$

このため式 (11) と比較して次のように Z_e の分離が可能となる。

$$\begin{aligned} \mathbf{n}^T (\mathbf{f} - \mathbf{f}') &= Z_e [d - d'] \\ &= Z_e [\mathbf{n}^T (\mathbf{r} - \mathbf{r}')] \end{aligned} \quad (15)$$

すなわち、ロボットがなぞりにより接触対象物のインピーダンスと変形の情報を分離するには、少なくともわずかに異なる軌道で対象物を 2 回なぞった情報もしくは 1 回のなぞりでこれに相当する情報を得る必要がある。

ロボットが設定インピーダンス Z 、仮想軌道 \mathbf{r}_d でインピーダンス制御されており、 \mathbf{r}'_d を与えられた仮想軌道 \mathbf{r}_d からの摂動 $\delta \mathbf{r}_d$ により作る場合には、

$$\mathbf{n}^T \mathbf{f} = \mathbf{n}^T Z [\mathbf{r} - \mathbf{r}_d - \delta \mathbf{r}_d] \quad (16)$$

$$\Delta(\mathbf{n}^T \mathbf{f}) = \mathbf{n}^T Z \delta \mathbf{r}_d \quad (17)$$

の関係が成立しているの、最も効率良く摂動を加えるためには、 $\mathbf{n} // Z \delta \mathbf{r}_d$ を満たすように $\delta \mathbf{r}_d$ を設計すればよい。

4. インピーダンス-形状の同時測定

4.1 局所座標系での同時測定

実際に、時刻 t において手先接触点 $\mathbf{r}(t), \mathbf{r}'(t)$ が対象面上の同一点になるようにロボットを制御するのは非常に困難である。ロボット実動作時の対応点検出を容易にするため、法線ベクトル変化が十分緩やかな対象表面を想定し、時刻 t でなく表面に沿った局所的な座標系において形状および硬さの推定を行うことを考える。

手先の位置および接触力データを収集する際の法線ベクトルの変化は対象面の曲率と手先なぞり速度で決まるため、なぞり速度が十分小さければ法線ベクトルの変化は十分緩やかだとみなせる。

手先と対象物の接触面で多点での力計測が可能で対象表面上の 1 点について複数の (f, y) 対が得られれば、3 章での議論より 1 回のなぞりからでも対象変形の情報が分離される。実際 Fig. 3 のように接触面内の 2 点において力 $f_1(x), f_2(x)$ と軌道 $y_1(x), y_2(x)$ の計測が可能な場合に対象表面上の 1 点 x_0 に着目すると、対象インピーダンス Z_e と観測される位置-力の差分情報との間に

$$f_2(x_0) - f_1(x_0) = Z_e [y_2(x_0) - y_1(x_0)] \quad (18)$$

の関係が成立する。

対象インピーダンスの変化が十分緩やかで、注目している点 x_0 周辺のインピーダンスが一定と見なせ、インピーダンス制

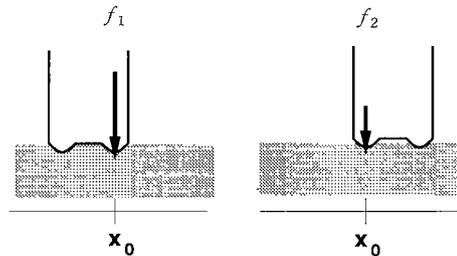


Fig. 3 Contact surface and measured forces.

御されたロボットの目標軌道に 2 個以上の異なる周波数の正弦波が含まれるとき、この区間内の多数の観測点で得られた位置-力の差分情報に 2 章で述べたインピーダンス推定の手法を適用することにより Z_e を推定することができ、

$$y_0(x) = y_1(x) - Z_e^{-1} [f_1(x)] \quad (19)$$

から対象形状 $y_0(x)$ を推定できる。

4.2 測定誤差の考慮

ロボットが硬い物体に接触した場合には、もともとの差信号値が小さいうえに衝突の影響でサブミリのバイアスが残り、推定されたインピーダンスの値が本来より 1, 2 桁低くなりうる。より良い推定のためにはロボットが硬い対象に触れているときにこのバイアス分を除去 (detrend) する必要がある。本節では、オンラインで使用できる detrend アルゴリズムを検討する。

二つの (f, y) 対信号から得られる差信号 y_n, f_n を

$$y_n \equiv y_2(x_n) - y_1(x_n) \quad (20)$$

$$f_n \equiv f_2(x_n) - f_1(x_n) \quad (21)$$

で定義する。インピーダンス推定にもちいるサンプル区間長 (サンプル点数) を L とおき、そのサンプル区間の y_n, f_n にバイアス α_n, β_n がのっていると仮定する。観測された信号から得られる、

$$Y_n \equiv \begin{pmatrix} y_n & \dot{y}_n & \ddot{y}_n \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{n+L-1} & \dot{y}_{n+L-1} & \ddot{y}_{n+L-1} \end{pmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{g}_n \equiv (f_n \cdots f_{n+L-1})^T \quad (23)$$

とインピーダンスのパラメータからなるベクトル

$$\boldsymbol{\theta}_n \equiv (K_n \ B_n \ M_n)^T \quad (24)$$

およびバイアス項

$$\bar{Y}_n \equiv \begin{pmatrix} \alpha_n & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha_n & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (25)$$

$$\bar{\mathbf{g}}_n \equiv (\beta_n \cdots \beta_n)^T \quad (26)$$

を用いると、位置-力-インピーダンスの関係式はバイアスの考慮により、

$$Y_n \boldsymbol{\theta}_n = \mathbf{g}_n \quad (27)$$

から

$$(Y_n - \bar{Y}_n) \boldsymbol{\theta}_n = \mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n \quad (28)$$

に代わり、実際にオンラインでインピーダンスを求めるには、 $Y_n, \bar{Y}_n, \mathbf{g}_n, \bar{\mathbf{g}}_n$ を効率良く更新しつつ

$$\begin{aligned} (Y_n - \bar{Y}_n)^T (Y_n - \bar{Y}_n) \boldsymbol{\theta}_n \\ = (Y_n - \bar{Y}_n)^T (\mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n) \end{aligned} \quad (29)$$

を解かなければならない。なお α_n, β_n の真値は分からないため、サンプル区間での観測平均

$$\hat{\alpha}_n = \frac{1}{L} \sum_{k=n}^{n+L-1} y_k \quad (30)$$

$$\hat{\beta}_n = \frac{1}{L} \sum_{k=n}^{n+L-1} f_k \quad (31)$$

を用いる。

$$\bar{Y}_n^T Y_n = \begin{pmatrix} \hat{\alpha}_n \sum y_k & \hat{\alpha}_n \sum \dot{y}_k & \hat{\alpha}_n \sum \ddot{y}_k \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (32)$$

$$\bar{Y}_n^T \bar{Y}_n = \begin{pmatrix} L \hat{\alpha}_n^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (33)$$

の関係があるので、 Y_n, \bar{Y}_n の代わりに中間変数として

$$U_n \equiv Y_n^T Y_n \quad (34)$$

を考え、

$$S_n \equiv \begin{pmatrix} 2 \sum y_k & \sum \dot{y}_k & \sum \ddot{y}_k \\ \sum \dot{y}_k & 0 & 0 \\ \sum \ddot{y}_k & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (35)$$

$$\Gamma \equiv \begin{pmatrix} L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (36)$$

で定義される S_n, Γ を用いることにより

$$(Y_n - \bar{Y}_n)^T (Y_n - \bar{Y}_n) = U_n - \hat{\alpha}_n S_n + \hat{\alpha}_n^2 \Gamma \quad (37)$$

が成立する。同様に、

$$\mathbf{v}_n \equiv Y_n^T \mathbf{g}_n \quad (38)$$

$$\mathbf{h}_n \equiv \left(\sum y_k \quad \sum \dot{y}_k \quad \sum \ddot{y}_k \right)^T \quad (39)$$

$$\mathbf{s}_n \equiv \left(\sum f_k \quad 0 \quad 0 \right) \quad (40)$$

$$\boldsymbol{\gamma} \equiv \left(L \quad 0 \quad 0 \right) \quad (41)$$

で定義される中間変数 $\mathbf{v}_n, \mathbf{h}_n, \mathbf{s}_n$ を用いれば

$$\begin{aligned} (Y_n - \bar{Y}_n)^T (\mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n) = \mathbf{v}_n - \hat{\beta}_n \mathbf{h}_n \\ + \hat{\alpha}_n (\hat{\beta}_n \boldsymbol{\gamma} - \mathbf{s}_n) \end{aligned} \quad (42)$$

となる。したがって、式 (29) は、

$$\begin{aligned} (U_n - \hat{\alpha}_n S_n + \hat{\alpha}_n^2 \Gamma) \boldsymbol{\theta} = \mathbf{v}_n - \hat{\beta}_n \mathbf{h}_n \\ + \hat{\alpha}_n (\hat{\beta}_n \boldsymbol{\gamma} - \mathbf{s}_n) \end{aligned} \quad (43)$$

となり、 $L \times 3$ 行列 $Y_n - \bar{Y}_n$ の更新は 3×3 行列 U_n, S_n と変数 $\hat{\alpha}_n$ の更新に、 L 次元のベクトル $\mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n$ の更新は三次元ベクトル $\mathbf{v}_n, \mathbf{h}_n$ と変数 $\hat{\beta}_n$ の更新に置き換えられる。これを $\boldsymbol{\theta}$ について解いて、インピーダンスが求まる。

5. 実 験

5.1 装置

Fig. 4 の 2 自由度の DD ロボットをもちいて、対象物表面の法線ベクトル変化が小さい場合の形状とインピーダンスの同時測定の実験を行った。対象物は、Fig. 5 に挙げた発砲スチロールとアルミ板からなるほぼ平らな環境で、表面法線方向は鉛直にとって測定データの処理を行った。ロボットと対象物との接触面積はせいぜい数 [mm] 四方となり、この領域に通常の力センサを複数取付けるのは困難であったため、2 [mm] 四方の感圧導電ゴムの力センサ（イナバゴム製）を並べてロボット手先金属面に張り付け、2 [mm] 離れた 2 接触点での力を測定した。仮

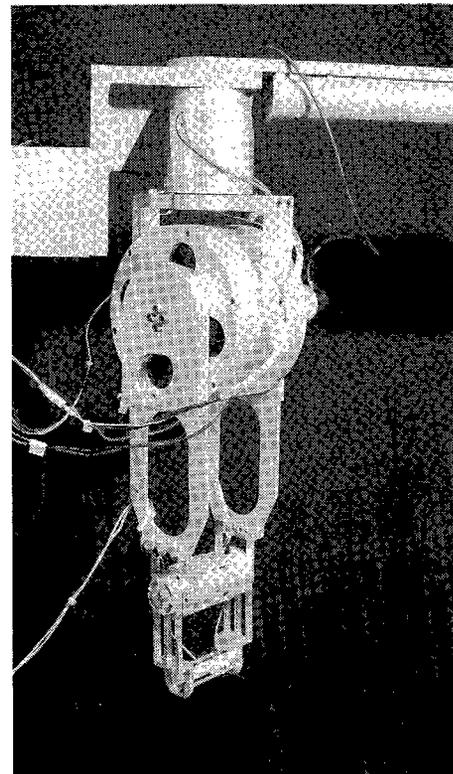


Fig. 4 DD robot

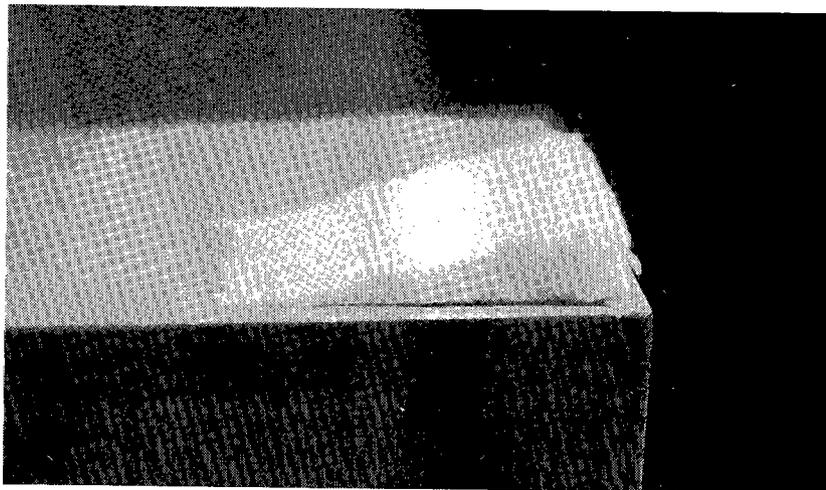


Fig. 5 Target object

想軌道には 1 [Hz] と 2 [Hz] の正弦波を含む振幅 10 [mm] の振動を含ませている。

5.2 力センサの動特性

力が加えられたとき、センサを構成する弾性体の歪みや変形を測定することにより力の測定が行われる。したがって環境に接触しているロボット手先位置の変動には、環境の変形に加えて力センサの変形分が含まれる。

Z_e : 対象物体の機械的インピーダンス

Z_s : 力センサの機械的インピーダンス

\hat{Z} : 観測された機械的インピーダンス

とおくと、この3者には

$$\begin{aligned} \frac{1}{\hat{Z}} &= \frac{1}{Z_e} + \frac{1}{Z_s} \\ &= \frac{Z_e + Z_s}{Z_e Z_s} \end{aligned} \quad (44)$$

の関係がある。次数 6 以上の P.E. 性信号を入力に用い、2 次までの力信号の微分と 4 次までの位置信号の微分をとることが可能ならば、分子 2 次式分母 4 次式の有理関数として $1/\hat{Z}$ が推定でき、

$$\frac{1}{Z_e} = \frac{1}{\hat{Z}} - \frac{1}{Z_s} \quad (45)$$

より対象物体のインピーダンス Z_e が求まる。

関節角度から加速度情報を得ることで力センサを用いずにインピーダンス制御した場合 [9] は、ロボット手先の金属部が直接対象に接する。このときセンサ変形を無視することができ、 $1/Z_s \rightarrow 0$ と考えられるので、力信号の微分や位置信号の 3 次以上の微分をとることなく、2 章のインピーダンス推定手法を適用することで対象のインピーダンスが求められる。この方法によりあらかじめ推定した各材料のインピーダンスを **Table 1** に挙げる。剛性 K および粘性 B の推定値は $\pm 20\%$ の変動がある。また慣性 M の推定値は推定の変動が大きく正負の値をとり、対象材料では K, B の影響が M に比して圧倒的に大きく、その特性は粘弾性のパラメータで記述される。

Table 1 Measured mechanical impedance of several materials

材質	K [N/m]	B [N/ms]	M [N/ms ²]
アルミ板	2.60×10^4 ($\pm 20\%$)	4.8×10^2 ($\pm 20\%$)	0.17 (± 0.3)
発砲 スチロール	3.3×10^3 ($\pm 15\%$)	3.0×10^2 ($\pm 15\%$)	2.0 (± 3.0)
スポンジ	8.0×10^2 ($\pm 50\%$)	4.0×10^1 ($\pm 40\%$)	0.0 (± 2.0)
導電ゴム	1.4×10^4 ($\pm 20\%$)	2.1×10^3 ($\pm 10\%$)	3.0 ($\pm 50\%$)

Table 2 Expected mechanical impedance of several materials

材質	K [N/m]	B [N/ms]
アルミ板	1.1×10^4	5.5×10^2
発砲 スチロール	2.7×10^3	2.6×10^2

ロボット手先部において複数の力情報を得るには力センサの使用を避けられず、 $1/Z_s \rightarrow 0$ とすることができない。しかし、現時点で使用可能な位置センサ信号の 3 次以上の微分と力センサ信号の 1 次以上の微分をとることは非常に困難である。そこで対象物の機械的インピーダンスではなく、「力センサ+対象物」の動特性すなわち環境の見かけの機械的インピーダンス \hat{Z} に注目した。また Table 1 のインピーダンス測定結果より、粘弾性の影響が支配的なため、分子 0 次分母 1 次の有理関数として $1/\hat{Z}$ を求めることとした。

この予測誤差の最小二乗推定時に生じるモデルの低次元化は周波数空間においては実応答への低次元モデル応答のフィッティングと解釈できるので [7]、これを内部平衡実現をもちいた低次元化法 [7] によりモデル化する。具体的には、あらかじめ推定した Table 1 の各材質の粘弾性パラメータから予想される見かけのインピーダンスによる応答 $1/z(s)$ (分子 1 次分母 2 次) を計算し、これを低次元化して分子 0 次分母 1 次の有理関数を得る。そして、この係数 (Table 2) を実際に推定された粘弾性のパラメータと比較した。

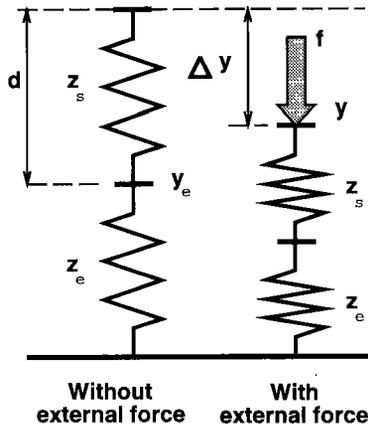


Fig. 6 The relation among surface deformation, applied force and measured impedance

5.3 形状の再現

力センサの自然長(厚み)を d とすると, 無負荷時の表面形状 y_e と力 f がかったときの手先位置 y との関係は Fig. 6 のようになり, 押し込みによる変形 Δy について

$$y_e = y + \Delta y - d, \Delta y = \hat{Z}^{-1}[f] \quad (46)$$

が成立しているのので, 表面形状は次式で決まる.

$$y_e = y - d + \hat{Z}^{-1}[f] \quad (47)$$

実際の推定計算は次のように行った. 変位と力の関係はインピーダンスパラメータ K, B を用いて

$$K(y - y_o) + B(\dot{y} - \dot{y}_o) = f \quad (48)$$

で与えられ, y_o について次式のように書き換えられる.

$$y_o = y + \frac{1}{K}(-f + B(\dot{y} - \dot{y}_o)) \quad (49)$$

ロボット動作は比較的低速で K 項の影響が支配的なため, はじめに $\dot{y}_o = 0$ を仮定して, 実データ f, K, y から y_o^* を求める. これを式 (49) の右辺に代入して y_o を求めた.

5.4 結果

なぞり速度 20 [mm/s] にて対象をなぞったときの位置-力差分情報を 0.1 [mm] 間隔でとり, サンプル点数を $L = 70$ に設定して 4.2 節の手法を適用して得られた「感圧導電ゴム+対象物体」の見かけの機械的インピーダンス $\hat{Z}_e(K, B)$ を Fig. 7, Fig. 8 に, ロボット手先軌道と再現形状を Fig. 9 に挙げる.

Fig. 7 の K の変動に注目すると, 発砲スチロールの斜面が $x = 33$ [mm] 付近で途切れ, そこからアルミ板になっていることが分かる. 一般的に, K は予想値の 60~70%程度に推定されている. スチロール部分について, B は予想値の 20%程度に推定されている. アルミ板部分では B の推定値は予想値の 0.7~1.4 倍の範囲に入っている.

Fig. 9 に, ほぼ 1 [mm] 間隔で測定した対象物体の標高と推定された形状を挙げる. 材質が切り替わる部分で推定値が 0.2 [mm] ほど実測値より大きくなっているが, アルミ板の部分 (33~40 [mm]) およびスチロールの一部 (22~31 [mm]) について両者はほぼ一致している.

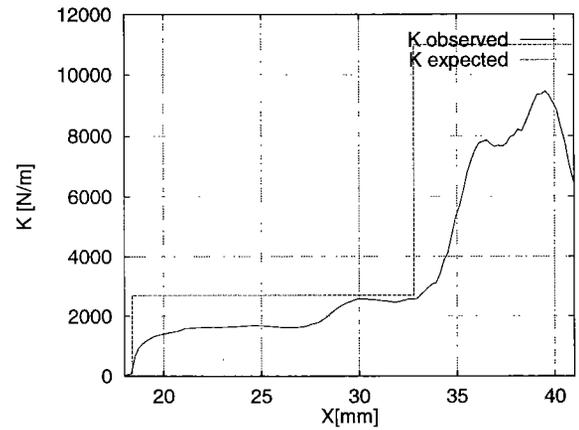


Fig. 7 Estimated stiffness (K)

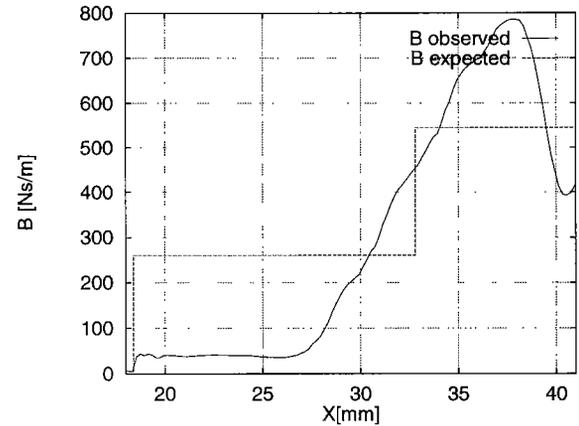


Fig. 8 Estimated damping (B)

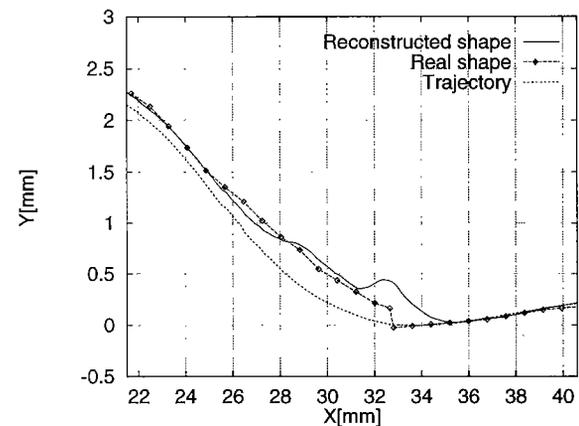


Fig. 9 Estimated Shape

6. 結 論

1 回のなぞり動作の軌道と単一方センサの接触力の情報からでは原理的にインピーダンスと変形の情報を分離できないこと, この分離には接触面内複数点での力測定が必要なることを示した. また対象物の機械的インピーダンス推定のためには目標軌道に次数 2 以上の P.E. 性信号が含まれなければならないことを示

した。そしてインピーダンス制御されたロボットで1回のなぞり情報から、サブミリのバイアスを考慮して対象の形状と硬さを同時に推定する手法を提案し、2自由度のDDロボットを用いて提案手法を検証した。

参 考 文 献

- [1] M.W. Spong: "Communication Delay and Control in Telerobotics", 日本ロボット学会誌, vol.11, no.6, pp.803-810, 1993.
- [2] D.A. Lawrence: Stability and Transparency in Bilateral Teleoperation, IEEE Trans, Robotics and Automation, vol.9, no.5, pp.607-623, 1993.
- [3] 館, 神: "インピーダンス制御型マスタスレーブシステム (I)", 日本ロボット学会誌, vol.8, no.3, pp.242-252, 1990.
- [4] 神徳, 谷江: "仮想環境のための干渉力発生アルゴリズム", 計測自動制御学会論文集, vol.29, no.3, pp.347-355, 1993.
- [5] 金子, 上野: "能動触覚 (Active Antenna) に関する基礎的研究", 日本ロボット学会誌, vol.13, no.1, pp.149-156, 1995.
- [6] 岡, 入江: "機械インピーダンスを用いた生体の硬さ計測", バイオメカニズム 12. pp.15-24, 東京大学出版会, 1988.
- [7] 足立: ユーザーのためのシステム同定理論. 計測自動制御学会, 1993.
- [8] 曾田: 摩擦の話. 岩波書店, 1971.
- [9] 館, 神, 荒井, 西澤, ホセ: "力センサを用いないダイレクト・ドライブ・マニピュレータのインピーダンス制御", 日本ロボット学会誌, vol.7, no.3, pp.171-183, 1989.



江村 暁 (Satoru Emura)

1969年1月21日生。1994年東京大学工学部大学院修士課程(部計数工学専攻)修了。同年同大学院博士課程入学, 現在に至る。センサフュージョンの研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)



館 暁 (Susumu Tachi)

1946年1月1日生。1973年東京大学工学系研究科博士課程修了。工学博士。同大学助手, 機械技術研究所主任研究官, 研究課長, 東京大学助教授を経て, 1994年東京大学工学部計数工学科教授。バイスベクトルを用いる信号処理, 盲導犬ロボット, テレイグジスタンスなどの研究を行う。(日本ロボット学会正会員)