

マニピュレーション作業のためのアドミタンス行列要素の学習

平井 慎一, 稲次 崇, 岩田 一明

大阪大学工学部

Learning of Admittance Matrix Elements for Manipulative Operations

Shinichi HIRAI, Takashi INATSUGI, Kazuaki IWATA
Faculty of Engineering, Osaka University

Abstract - One approach to the learning of admittance matrix elements in damping control is presented. It is difficult to determine admittance matrix elements analytically since they depend upon many physical properties, which are not identified easily, of manipulated objects. In this article, we will propose a method to obtain admittance matrix elements through iterative trials of the manipulative operation.

1. 緒言

対象物の位置決め誤差に対処しながら, 対象物と接触するマニピュレーション作業を行なうためには, 力制御の技術が有効であり, さまざまな制御則が提案されてきた¹⁾. 特に, 部品の組付作業において有効な力制御則として, ダンピング制御が提案されている. ダンピング制御則では, 対象物に作用する抗力にしたがって, マニピュレータの速度を修正する. 速度の修正量は, アドミタンス行列によって定められる. したがって, 組付作業に対してダンピング制御則を適用するためには, アドミタンス行列要素の値を適切に決定することが必要となる. しかしながら, 与えられた作業ごとに, アドミタンス行列要素を求めることは容易ではない. そこで本研究では, マニピュレーション作業の試行を繰り返すことにより, アドミタンス行列要素の値を学習する手法を提案する.

2. ダンピング制御

ダンピング制御では, 物体に作用する抗力に応じて物体の速度を修正する. 制御則は次式のように表される.

$$v = v_0 + Ap \quad (1)$$

ここで v_0 は指令速度, v は実効速度, p は物体に作用する抗力, A はアドミタンス行列である. アドミタンス行列 A は, 指令速度 v_0 と抗力 p から実行速度 v への写像を定義する.

3. アドミタンス行列要素の学習

ダンピング制御則の主な目的は, 1) 物体に作用する過大な力を防ぎ, 2) 物体の位置決め誤差を吸収することにある. 条件2) に関しては, 修正可能性の概念が提案され, アドミタンス行列要素に対する条件式が導かれている²⁾. これは, 行列要素に関する同次一次不等式であり, 行列要素の大きさを決定することはできない.

アドミタンス行列要素の大きさは, 作業実行時に物体に作用する抗力に, 強く影響する. たとえば, 行列要素の値が小さい場合, 位置決め誤差が吸収されず, 過大な抗力を生じる. また, 行列要素の値が大きい場合には, 制御系が不安定になり, 結果として発散的な抗力が作用することがある. したがって, 作業時の抗力の大きさを評価することにより, 条件1) を満たすように, アドミタンス行列要素の値を決定することができると考えられる. 提案する手法の概略を, Fig.1に示す. まず, 適当なアドミタンス行列要素に対して, 作業の試行を行

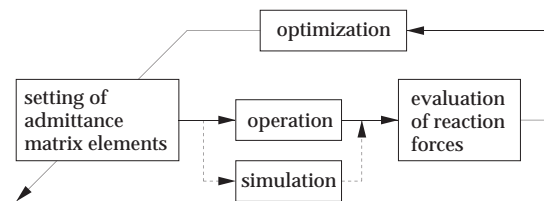


Fig.1: Schematic diagram of learning method

ない, 評価値を求める. 次に, 評価値が最適になるように, アドミタンス行列要素の値を, 順次更新する.

試行の開始時刻を 0 , 終了時刻を T , 時刻 t における抗力 p の大きさを $p(t)$ とする. 時刻 t_1 から時刻 t_2 までの $p(t)$ の分散を $var(t_1, t_2)$ で表す. ここで, 評価値として, 次の量を導入する.

$$\begin{aligned} E_1 &= \max \{ p(t) \mid t \in [0, T] \} \\ E_2 &= \max \{ var(0, t) \mid t \in [0, T] \} \\ E_3 &= var(T - \Delta T, T) \end{aligned} \quad (2)$$

物体に作用する抗力が大きくなると, E_1 の値が大きくなる. 一方, 制御系が不安定になり, 抗力の大きさが発散すると, E_2 の値が大きくなる. また, マニピュレーション作業においては, 安定な作業のために, 終了時刻近くで振動を抑える必要がある. 終了時刻直前の ΔT 時間の間に振動が生じると, E_3 の値が大きくなる. よって, 物体に過大な抗力が作用することなく, 安定に作業が実行されるためには, 評価値 E_1, E_2, E_3 の値は, いずれも小さい方が望ましい. また, 作業時間 T も短いことが望まれる. そこで, 評価関数として,

$$E = E_1 + E_2 + E_3 + T \quad (3)$$

を採用する. したがって, 修正可能条件²⁾のもとで, 評価関数 E が最小になるような, アドミタンス行列要素を求めればよい. 抗力は, 物体の形状のみならず, 物体の材料特性や接触面における摩擦特性など, さまざまな要因に影響され, その中には同定が困難な要因も少なくない. そこで, 関数 E の評価は, 基本的に実作業を通して行なう. ただし, 計測の手間を軽減するためにシミュレーションを併用する. また, 評価関数や制約式は非線形であり, 行列要素に関する勾配を求めることは困難である. そこで, 最適化においては, 乗数法と Nelder-Mead 法³⁾ を組み合わせて用いる.

4. シミュレーション

Fig.2に示す簡単な面合わせ作業を例にとり、アドミタンス行列要素の学習を、シミュレーションを通して行なった。作業の目的は、運動物体を固定物体の角に案内することである。シミュレーションにおいては、固定物体は弾性体であると仮定し、垂直抗力を計算する。弾性係数を $1.0[N/mm]$ とする。また、摩擦係数を 1.0 とする。ここでは、 y, z 軸方向の並進運動と、 x 軸回りの回転運動のみを扱う。指令速度は、 y, z 軸に沿う並進成分がそれぞれ $0.0, 1.0[mm/sec]$ 、回転速度が $0.0[rad/sec]$ とする。学習の結果、次のようなアドミタンス行列が得られた。

$$A = \begin{bmatrix} a_{yy} & a_{yz} & a_{y\theta} \\ a_{yz} & a_{zz} & a_{z\theta} \\ a_{y\theta} & a_{z\theta} & a_{\theta\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 15.3 & -4.9 & 2.6 \\ -4.9 & 10.0 & -1.4 \\ 2.6 & -1.4 & 1.6 \end{bmatrix}$$

学習前、学習後の物体の位置軌跡を、それぞれFig.3-(a),(b)に示す。学習前に生じていた振動が、学習後には抑えられていることがわかる。

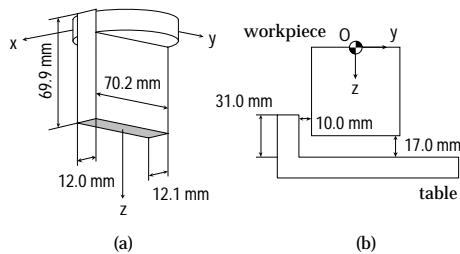
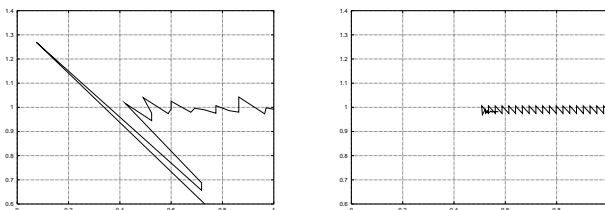


Fig.2: Example of mating operation



(a) Before learning (b) After learning

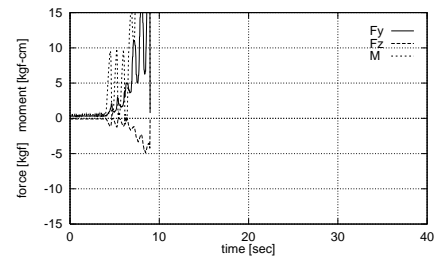
Fig.3: Trajectory of guided object

5. 実験

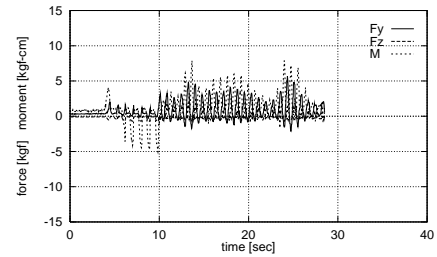
本節では、産業用マニピュレータを用いた実験の結果を示す。学習前の試行において、計測された力とモーメントの値を、Fig.4(a)に示す。この試行では、途中で過大な抗力を受けており、その時点で作業を中断した。次の試行では、前節で得られたアドミタンス行列を与えた。その際の力とモーメントの計測値を、Fig.4(b)に示す。この場合、物体は、過大な抗力を受けることなく、目標位置まで案内されることを確認した。すなわち、シミュレーションを用いた学習により、安定な案内が可能になった。さらに、実環境において、アドミタンス行列要素の学習を行なった。学習時のアドミタンス行列要素の初期値は、試行(b)で得られた値を用いている。学習の結果、次の行列要素が得られた。

$$A = \begin{bmatrix} 14.5 & -3.9 & 3.0 \\ -3.9 & 20.1 & -2.0 \\ 3.0 & -2.0 & 3.5 \end{bmatrix}$$

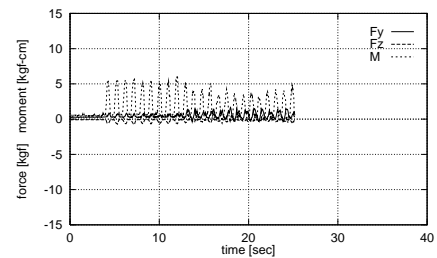
このアドミタンス行列を与えた試行においても、物体を目標位置まで案内することが可能であった。試行の際に生じた力とモーメントの計測値を、Fig.4(c)に示す。試行(b)と比較すると、抗力の大きさが減少していることがわかる。



(a) Trial before learning



(b) Trial after learning through simulation



(c) Trial after learning in real environment

Fig.4: Measurements of force and moment

6. 結言

ダンピング制御におけるアドミタンス行列要素を、学習する手法を提案した。本研究の結論を以下に述べる。

- シミュレーションと最適化技法を用いたアドミタンス行列要素の学習は、安定な作業を実現する上で有効である。
- 実環境における試行の繰り返しにより、さらに適切な行列要素の値を求めることができる。

今後の課題は、アドミタンス行列要素に加えて、指令速度や案内経路を対象とした学習である。

【参考文献】

- 1) Whitney, D. E.: *Historical Perspective and State of the Art in Robot Force Control*, Int. J. Robotics Research, Vol.6, No.1, pp.3-14 (1987)
- 2) 平井, 岩田: 修正可能性を考慮したアドミタンス行列パラメータの設計, 日本ロボット学会誌, Vol.13, No.3, pp.433-440 (1995)
- 3) 今野, 山下: 非線形計画法, 日科技連 (1978)