アクチュエータマルチセンサ情報の統合による ロボットの状態推定と故障検出[†]

橋 本 稔*・Richard P. PAUL**

Integration of Multi-Sensor Manipulator Actuator Information for Robot State Estimation and Failure Detection

Minoru HASHIMOTO* and Richard P. PAUL**

Robot manipulator Joints with only a single state sensor (either position or velocity) are limited in their ability in determining both state variables (position and velocity). Also, if the single sensor fails, the robot becomes uncontrollable. In the present paper, we propose a method which efficiently uses multi-sensor information to obtain a more precise description of joint position and velocity and allows for robust control system free from the affects of spurious sensor observation and impervious to single sensor failure. We employ an encoder and a tachometer for each joint as sensors. A technique is described for combining both uncertain sensor observations with an observation model to provide an optimal estimation of both state variables. The estimation method does not result in more than one sample period of time delay as the estimator does not use a time series analysis. In order to detect a sensor failure, we apply the cross-checking hypothesis test for redundant sensor information. In addition we can detect a control failure by including the command information of the control in the hypothesis test. The algorithm for implementing the estimation and the hypothesis test is presented. Simulation results demonstrate that the techniques works well.

Key Words: multi-sensor information, integration, robot manipulator, estimation, failure detection

1. 緒 言

これまでロボットの位置および力の制御法については、多くの研究がなされてきたが、アクチュエータのセンサ系についてはあまり注意が向けられてこなかった。しかし、センサからのアクチュエータ情報には、ノイズがあり、またしばしばセンサの異常により偽の情報になることもある。ロボットの関節センサとして使われるエンコーダやタコメータには、それぞれ量子化ノイズやリップルノイズが存在する。さらに、それらから得られる情報は、ロボット制御に必要とされる全領域にわたって十分正確ではない。ノイズのないデータを得るために、これまでフィルタが用いられてきた。たとえば、Suehiro と Takase¹⁾ は、1次遅れデジタルフィルタを速度フィードバックループに適用し、共鳴振動のまわりでの制御を安定化させた。しかしながら、どのようなフィルタでも時間遅れを生じ、場合によっては、それは制御誤差と制御の不安定を引き起こす可能性がある。そこで、われわれは、冗長なセンサ情報を用いることにより、より正確な情報を得る方法を提案する。関節の位置または速度は、位置と速度のセンサのどちらからでも、微分または積分によって得ることができる。もし、おのおのの関節が二つまたはそれ以上のセンサをもつならば、そのシステムは一つの冗長なセンサシステムと考えることができる。時間系列データを用いることなく、多くの異なったセンサからの情報を統合することによって、われわれはより正確な関節の状態を、1 サンプル周期よりも大きな時間遅れを伴わずに得ることができる。

もし、内界センサが各関節にただ一つだけであるならばそれが故障したときにはロボットの制御は不可能となり、大きな事故につながる恐れがある。ただ一つ

[†] 第26回計測自動制御学会学術講演会で発表 (昭 62・7)

* 電気通信大学 調布市調布ヶ丘 1-5-1

* University of Electro-Communications, Chofu

** Department of Computer and Information Science, University of Pennsylvania, Philadelphia, PA 19104, U.S.A.

(Received July 21, 1987)

(Revised November 10, 1987)

のセンサでは、この種の問題を避けることはできない。これは、作業者がロボットの作業領域に安全にはいることのできない一つの理由である。もし、センサの故障を探知でき、そしてマニピュレータを安全な位置に動かすことができるならば、その安全性は増すだろう。冗長なセンサ情報を相互にチェックすることにより、センサの故障を検出することができる。さらに、故障したセンサの情報は、関節の状態の推定から排除し、正常なセンサからの情報のみを用いて関節の位置と速度を知ることができる。したがって、その情報によりロボットを安全な位置に移動するまで制御を続けることが可能である。

最近、ロボットのマルチセンサシステムに関する研究は外界認識の重要な手段と考えられ、いくつか研究が行われてきた²⁾⁻⁵⁾。ビジョンと触覚センサの統合法に関する研究^{2), 3)}、ロジカルセンサシステムの提案⁴⁾、統計的手法を用いたセンサ情報の統合^{5), 6)}などである。これらの論文は、外界を正しく認識するためのセンサの融合法に関連しており、本研究のようなロボットサーボとはその目的が異なっている。本研究はその手法としては、統計的な方法を用いているが、その対象が内界センサであるため、センサのモデル化およびサーボループ内でのアルゴリズムの適用などの点で特徴がある。

次章において、冗長なセンサ情報を使った、状態の最適推定法について述べる。動的システムの推定理論に含まれる時間遅れを排除するために、静的な線形システムとしてセンサ情報をモデル化する。最適な推定は冗長な情報の線形結合として表わされる。その重みパラメータはセンサノイズの分散の関数である。相互チェックの仮説検定は、偽のセンサ情報を見つけるために使われる。3章において、エンコーダとタコメータの簡単なノイズモデルが提案される。そのモデルには、センサノイズの平均と分散を含んでいる。4章において、2章、3章の方法を評価するためにシミュレーションが行われる。

2. 冗長なセンサ情報の統合

この章では、各関節に三つの独立な情報源があることを想定して議論を進める。

2.1 観測モデルと推定

本論文において使われる基本的な観測モデルは、静的な Fisher モデル⁷⁾であり、つぎのように表わされる。

$$z = Hx + r \quad (2.1)$$

ここで、 z は観測ベクトルである。

$$z = [z_1^p z_1^v z_2^p z_2^v z_3^p z_3^v]'$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

プライムは行列の転置を表わしている。下付き添え字 1, 2, 3 は、各センサを表わしている。上付き添え字 p, v は位置と速度を示す。 x は系の状態ベクトルで未知数である。

$$x = [x^p x^v]'$$

r は、ノイズベクトルであり、

$$r = [r_1^p r_1^v r_2^p r_2^v r_3^p r_3^v]'$$

$$E[r] = u$$

$$E[rr'] = R = \text{diagonal}[R_1^p R_1^v R_2^p R_2^v R_3^p R_3^v]$$

ここで、行列 R のおのおのの対角要素 R_i は、センサ i のノイズの分散である。ランダムノイズの確率密度関数をガウス型であると仮定する。

$$r \text{ is } N(u, R)$$

したがって、 z のそれもやはりガウス型⁷⁾となり、

$$z \text{ is } N(x + u, R)$$

Fisher モデルに対して、最小の誤差共分散行列を得る推定はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} \hat{x} &= W(z - u) \\ W &= \Sigma H' R^{-1} \\ \Sigma &= (H' R^{-1} H)^{-1} \end{aligned} \quad (2.2)$$

ここで推定の最小誤差共分散と平均は、

$$\Sigma = E[(x - \hat{x})(x - \hat{x})'] \quad (2.3)$$

$$E[\hat{x}] = x \quad (2.4)$$

他の表現を用いれば、位置または速度の情報に対してつぎのように推定値を得ることができる。

$$\hat{x} = \left(\sum_{i=1}^3 R_i^{-1} \right)^{-1} \sum_{i=1}^3 R_i^{-1} (z_i - u_i) \quad (2.5)$$

2.2 偽情報源の検出

もし偽データを観測し、それを偽情報だと知らずに用いるならば、ロボット制御は重大な問題に直面する。冗長なセンサ情報間で仮説検定を行うことにより、偽データを検出することができる。この相互仮説検定において、位置と速度の情報に対しつぎの仮説が使われる。

$$H_1: z = z_{cc}, \quad z_{cc} = h_{cc}x + r_{cc} \quad (2.6a)$$

ここで、

$$z_{cc} = \begin{bmatrix} z_i \\ z_j \end{bmatrix} \quad h_{cc} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad r_{cc} = \begin{bmatrix} r_i \\ r_j \end{bmatrix}$$

$$r_{cc} \text{ is } N(u_{cc}, R_{cc}) \quad x: \text{completely unknown}$$

Table 1 Hypothesis testing for failure detection

Sensor	1-2	2-3	3-1
No. 1 sensor failure	H_2	H_1	H_3
No. 2 sensor failure	H_2	H_2	H_1
No. 3 sensor failure	H_1	H_2	H_3
The other failure	H_2	H_2	H_3

$$H_2: H_1 \text{ is not true} \quad (2.6b)$$

Table 1 にセンサの故障と仮説検定の関係が示されている。少なくとも三つの独立な情報源が必要である。なぜならば、もしただ二つのセンサのみであれば、相互仮説検定だけからではわれわれはどちらのセンサが故障したかを識別することができないからである。一方、故障には一時的なものと永久的なものとの二種類がある。もしそれが一時的なものであれば、そのデータを状態の推定から排除しなければならない。その偽データを関節の状態推定に用いるならば、その推定結果は真の値から外れてしまう。故障が永久的な場合には、われわれは制御モードを切り替え、マニピュレータを安全な場所まで制御しなければならない。偽データの回数を数えることによって永久的な故障を識別することができるかもしれない。

これらの仮説をテストするために、対数尤度関数をつぎのように定める。

$$\xi_j(z) = \ln p_j(z) \quad (2.7)$$

ここで、 $p_j(z)$ は j 番目の仮説に対する z の確率密度である。仮説 H_1 の確率密度は、

$$p_{H1}(z) = [(2\pi)^2 |R_{cc}|]^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \{[(z - u_{cc}) - h_{cc}\hat{x}]' R_{cc}^{-1} [(z - u_{cc}) - h_{cc}\hat{x}]\}\right) \quad (2.8)$$

であり、ここで状態 x が未知なので、推定の結果が使われている。

$$\hat{x} = (h'_{cc} R_{cc}^{-1} h_{cc})^{-1} h'_{cc} R_{cc}^{-1} (z - u_{cc}) \quad (2.9)$$

(2.7) 式から、対数尤度決定関数はつぎようになる。

$$\xi_{H1}(z) = \frac{1}{2} \{-2 \ln(2\pi) - \ln |R_{cc}| - [(z - u_{cc}) - h_{cc}\hat{x}]' R_{cc}^{-1} [(z - u_{cc}) - h_{cc}\hat{x}]\} \quad (2.10)$$

(2.10) 式右辺の第3項のみを使うことにより、便宜上の決定関数はつぎのように導かれる。

$$\xi_{H1}(z) = R_i^{-1} [(z_i - u_i) - \hat{x}]^2 + R_j^{-1} [(z_j - u_j) - \hat{x}]^2 = \frac{[(z_i - u_i) - (z_j - u_j)]^2}{R_i + R_j} \quad (2.11)$$

$(z_i - u_i) - (z_j - u_j)$ は $R_i + R_j$ の偏差をもつので、ガウス分布を考慮して、つぎの決定則を得る。

$$\text{Choose } H_1 \text{ if } \xi_{H1}(z) \leq 9 \quad (2.12a)$$

$$\text{Choose } H_2 \text{ if } \xi_{H1}(z) > 9 \quad (2.12b)$$

2.3 アルゴリズム

各関節に二つのセンサをもつ場合と三つ以上の場合では、異なったアルゴリズムが用いられる。その違いは制御異常の検定法にある。二つのセンサの場合、セ

Fig. 1 Algorithm of integration of sensors

ンサ情報とともに既知情報(制御指令)が相互仮説検定に使われる。三つ以上のセンサの場合、センサの故障はセンサ情報のみによって探知され、制御異常はセンサ情報により推定された状態と制御指令値の間で仮説検定することによりチェックされる。

Fig. 1 はエンコーダとタコメータで構成される2センサシステムの場合の流れ図を示している。仮説検定は位置と速度のデータに対して適用される。もし、位置または速度に対する検定でどちらかが H_2 を選んだ場合、仮説 H_1 は偽であると判定される。流れ図において s は、エンコーダ、タコメータおよび制御情報を区別する変数であり、それぞれ 0, 1, 2 である。 $H=H+10'$ によって、 H はどの部分で異常が発生しているかを示す数となる。速度センサの情報から推定された位置情報は、 nc サイクルごとに位置センサの観測値によって補正される。なぜなら、このデータは積分を繰返すことによって不正確となるからである。永久的なセンサの故障は偽情報の回数を数えることによって探知される。 $N1, N2, N3$ は異常が一時的なものか、永久的なものかを判断するカウンタで、 NT 回異常が連続的に繰返された場合、永久的な異常とみなされる。永久的な故障を探知した後に、故障の種類に応じて新しい制御指令を出すために、システムはより上位のレベルに割り込みをかける。

割り込み1(センサ故障): この割り込みは安全な場所を得るために、新しい目標軌道を生成する。そして、マニピュレータは偽情報を使うことなく、安全な位置に達するまでその新しい軌道を追従するように制御される。

割り込み2(制御異常): この場合、マニピュレータは障害物に衝突している。この割り込みは制御命令を制御異常の発生した位置に固定する。制御はその位置に保持されるようにづけられる。

割り込み3(他の故障): この場合、制御ができないか、または正しい観測もできない。この故障が発生したときに、制御はただちに止められる。

このアルゴリズムは各関節のサーボコントロールの観測レベルで実行される。このレベルはアクチュエータのセンサ情報が関節の位置と速度に変換される手前に位置する。したがってこの手法はロボットの実時間制御において実行されなければならない。このアルゴリズムを計算するプログラムは6の乗算と7の除算と19の加算を含んでいる。この計算量は、実時間で十分適用できるものと思われる。

3. センサノイズのモデル化

本論文では、関節の位置と速度を推定しかつセンサの異常を見つけるために、各関節にエンコーダとタコメータが取り付けられているものとする。このシステムはマルチセンサシステムの中で最も簡単で、またこれらのセンサは市販されているロボットに多く使われているものである。エンコーダとタコメータのデータにはつぎのようなノイズやエラーが含まれている。

- エンコーダと A/D 変換装置の量子化誤差
- タコメータの整流子によるリップルノイズ
- 位置と速度を求めるための微分と積分における誤差

各センサ情報の中に、これらのノイズが混ぜ合されている。各センサに対するこれらのノイズの寄与が **Table 2** に示されている。

3.1 量子化ノイズ

デジタルデータは打ち切り誤差をもっている。ここでは精度は量子化の大きさ q により定まる。量子化ノイズの確率密度関数は、 $0 \leq r \leq q$ の領域で一様である。一般に一様確率密度関数はつぎのように書ける。

$$f(r) = \begin{cases} 1/(a-b) & \text{if } a \leq r \leq b \\ 0 & \text{if } r < a \text{ or } r > b \end{cases} \quad (3.1)$$

エンコーダと A/D 変換装置の量子化ノイズに対する確率密度モデルは **Table 3** に示されている。 q_e と q_{ad} はそれぞれエンコーダと A/D 変換装置の量子化の大きさである。タコメータは出力として電圧を生成するので、そのノイズは逆起電力定数 K_b で割られる

Table 2 Contribution of noises in the observation

Sensor	Information	Noise
Encoder	Position	r_{qe}^p
	Velocity	$r_{qe}^v + r_{diff}$
Tachometer	Position	$r_{rip}^p + r_{integ}^p + r_{qad}^p$
	Velocity	$r_{rip}^v + r_{qad}^v$

r_{qe} : quantizing noise of encoder

r_{qad} : quantizing noise of A/D converter

r_{rip} : ripple noise of tachometer or motor

r_{diff} : error by first derivative

r_{integ} : error by integration

Table 3 Uniform distribution functions for noises

$f(r)$	$\frac{1}{b-a}$	a	b
$f(r_{qe})$	$\frac{1}{q_e}$	0	q_e
$f(r_{qad}^v)$	$\frac{K_b}{q_{ad}}$	0	$\frac{q_{ad}}{K_b}$

ことによって観測電圧から速度に変換される。

一様分布関数に対する平均と分散はつぎのように計算される。

$$u_q = E[r] = \int_{-\infty}^{\infty} \xi f_r(\xi) d\xi = \frac{a+b}{2} \quad (3.2)$$

$$R_q = E[(r - u_q)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (\xi - u_q)^2 f_r(\xi) d\xi = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (3.3)$$

微分または積分によって修正されたデータにおいて、そのノイズの平均と分散は元のノイズのそれらから求められる。いま、元のノイズが互いに相関がなく、おなじ平均 u_o と同じ分散 R_o をもつとすれば、修正されたデータのノイズの平均と分散はつぎのようである。

$$u_{diff} \approx E\left[\frac{z(n) - z(n-1)}{h}\right] = \frac{1}{h}(u_o - u_o) = 0 \quad (3.4)$$

$$R_{diff} \approx E[(z(n) - u_{diff})^2] = E\left[\left[\frac{z(n) - z(n-1)}{h}\right]^2\right] = \frac{2}{h^2} R_o \quad (3.5)$$

$$u_{integ} \approx E\left[\sum_{i=1}^n \frac{z(i) + z(i-1)}{2} h\right] = n h u_o \quad (3.6)$$

$$R_{integ} \approx E\left[\left(\sum_{i=1}^n \frac{z(i) + z(i-1)}{2} h - u_{integ}\right)^2\right] = E\left[\left[\sum_{i=1}^n \frac{z(i) + z(i-1)}{2} h - n h u_o\right]^2\right] = n \frac{h^2}{2} R_o \quad (3.7)$$

ここで、 n は現時点までのサンプル数を表わしている。以上の方法により求めたノイズの平均と分散は **Table 4** に示されている。

3.2 リップルノイズ

タコメータのデータにはリップルノイズが存在す

る。それは以下のようにモデル化される。

$$r_{rip} = A |\sin(\omega t)| - \frac{A}{2} \quad (3.8)$$

ここで、振幅 A はある速度まで速度に比例して増加し、その速度を越えると振幅は一定となる。

$$A = \begin{cases} K_a |v| & \text{if } |v| < v_{rip} \\ K_a v_{rip} & \text{if } |v| \geq v_{rip} \end{cases}$$

$$\omega = K_{ome} |v|$$

リップルノイズの確率密度分布は簡単ではないので、その平均 u_{rip} と分散 R_{rip} は(3.8)式のノイズ関数を用いてシミュレートされた。その結果からそれらはつぎの式によって推定される。

$$u_{rip} = 0 \quad (3.9a)$$

$$R_{rip} = 0.1142 \times A^2 \quad (3.9b)$$

3.3 微分と積分における誤差

エンコーダデータから速度を得るために、1次の差分式が使われる。

$$z^v(n) \approx \frac{z^p(n) - z^p(n-1)}{h} \quad (3.10)$$

ここで、 h はサンプリングの時間周期である。一方タコメータデータから位置の情報を得るためにつぎの近似が使われる。

$$z^p(nh) \approx \sum_{i=1}^n \frac{z^v(i) + z^v(i-1)}{2} h \quad (3.11)$$

(3.10)、(3.11)式において打ち切り誤差が存在する。それらの誤差はつぎのように表わされる。

$$r_{diff} = \frac{z^{p''}(\xi)}{2} h \quad (3.12)$$

$$r_{integ} = -\frac{z^{v''}(\xi)}{12} h^3 n \quad (3.13)$$

ここで、 ξ は $i-1$ と i の間にある値である。これらの誤差は加速度とその微分 (jerk) に依存している。これらの誤差はガウス型の確率密度関数を伴ったランダム変数としてモデル化される。その分散を(3.12)、(3.13)式より決定するために、3次関数をその軌跡として仮定した。微分と積分における誤差の分散は **Table 4** に示されたようになる。

4. 実験例とシミュレーション

センサモデルの検証のために、実験システムを作成した。それは、エンコーダとタコメータとモータによって構成されている。そのシステムのパラメータの値は **Table 5** に示されている。A/D 変換値の精度は ± 10 V に対して 12 ビットが用いられる。リップルノイズの振幅と振動数は実験値から求められた。その実験システムから得られた速度データが **Fig. 2** と **Fig. 3** に示されている。それらはエンコーダとタコ

Table 4 Mean and variance for error source

Noise	Model	
Source	Mean	Variance
r_{qe}^p	$\frac{q_e}{2}$	$\frac{q_e^2}{12}$
r_{qe}^v	0	$\frac{q_e^2}{6h^2}$
r_{qad}^p	$n \frac{q_{ad}h}{2K_b}$	$n \frac{q_{ad}^2 h^2}{24K_b^2}$
r_{qad}^v	$\frac{q_{ad}}{2K_b}$	$\frac{q_{ad}^2}{12K_b^2}$
r_{rip}^p	0	$0.0571 \times (Ah)^2 n$
r_{rip}^v	0	$0.1142 \times A^2$
r_{diff}	0	$(30h)^2$
r_{integ}	0	$(1.7h^2 n)^2$

Table 5 Value of the coefficients

q_e	$\frac{2\pi}{2,000}(\text{rad})$
h	$4 \times 10^{-3}(\text{s})$
q_{ad}	$4.88 \times 10^{-3}(\text{V})$
K_b	$0.20(\text{V}/(\text{rad} \cdot \text{s}))$
A	$0.12v(v \leq 20), 2.4(v > 20)$
K_{ome}	$7(1/\text{rad})$

Fig. 2 Quantizing noise on encoder information

Fig. 3 Ripple noise on tachometer information

メータから得られたものであり、それぞれセンサモデルにおいて述べられたような量子化ノイズとリップルノイズが存在している。ノイズの統計的な値は、Table 5 に示されたパラメータの値を使って計算された。さらに、Table 2 に従って、おのおののセンサ観測値に含まれるノイズの平均と分散は計算された。

速度の推定において、タコメータの情報が全領域にわたってエンコーダデータから計算された速度情報より精密であるということはない。位置情報においても、エンコーダデータはタコメータのそれより常に正確というわけでもない。速度情報に対するノイズの分散を速度の関数として Fig. 4 に示した。エンコーダの分散は速度に依存しない。他方、タコメータデータは速度の増加とともにノイズが増加する。このために高速状態ではエンコーダデータがタコメータよりもよ

Fig. 4 Variance changes of velocity information from encoder and tachometer

り小さな分散をもっている。同様の傾向が位置情報にたいしても存在している。低速でかつ積分の回数が少ない領域では、タコメータから得られた位置情報はエンコーダからのそれより小さな分散をもつ。したがって、より正確な関節の状態を推定するためにエンコーダとタコメータの情報を統合することは有益であると考えられる。そして、2章で述べた方法によっては最適な重みパラメータを伴ってそれらのセンサ情報を統合することができる。

2章、3章で述べられた方法の有効性を検討するためにシミュレーションを行った。3次関数が制御の目標軌道として使われている。目標軌道 (Fig. 5(a)) に制御誤差を加えることによって実際の軌道 (Fig. 5(b)) が得られる。ここで、制御誤差は、つぎの正弦関数としてモデル化される。

$$r_e^p = 0.05 \sin(10\pi t) \quad (4.1)$$

制御誤差の分散は位置と速度に対してそれぞれ 2.5×10^{-3} と 2.4 とした。データはアクチュエータ空間で示されている。つまり、角度の値はモータ軸のそれである。タコメータからの位置情報の補正周期である nc として、125 サイクルを用いた。センサ情報のシミュレーション結果は Fig. 5(d) と (e) に示されている。推定結果 (Fig. 5(c)) の精度を評価するために、実際の軌道からの分散を各サンプルごとに計算し、その平均を求めた。位置情報については、推定値

Fig. 5 Simulations of multi-sensor integration

とエンコーダ情報の分散はほぼ同じで $8 \times 10^{-7} (\text{rad}^2)$ でタコメータ情報のそれは $6 \times 10^{-3} (\text{rad}^2)$ であった。推定値とエンコーダ情報の分散が変わらないのは、タコメータから得られた位置情報が速い速度の領域で大きなノイズを含んでいたために、位置情報の推定結果にタコメータの情報がほとんど反映しなかったためであると考えられる。一方、速度情報については、推定結果、エンコーダ、タコメータ情報の分散は、それぞれ 0.09, 0.13, 0.50 (rad^2/s^2) であり、センサ情報

Fig. 6 Encoder failure simulation

の統合により、より正確な情報が得られていることがわかる。

センサ故障のシミュレーション結果が Fig. 6 に示されている。ここで使われた真の軌跡は Fig. 5(b) のそれと同じである。故障は 1 秒のところで起きている。相互チェック検定がその故障を見だし、そしてただちにその偽情報は状態推定から取り除かれる。ここで、時間遅れはない。もし時間遅れがあると、エンコーダの故障による速度の変化が大きいの、推定データは非常に悪くなる。本シミュレーション結果は、エンコーダ故障後の推定結果の軌道が、タコメータによる位置速度情報である Fig. 5(e) の 1 秒以後のグラフと同じであることを示している。同様に、タコメータの故障に対するシミュレーションを行った結果、故障後はエンコーダの情報のみを用いて状態推定を行っており、故障後の軌道はエンコーダによる位置速度情報と同じであった。

5. 結 論

内界センサ情報を統合する方法がシミュレーションによる有効性の証明と共に提案された。その方法は冗長なマルチセンサ情報を用いた推定と相互チェック仮説検定を Fisher の静的モデルを基礎に統合するものである。そしてこれは、マルチセンサシステムの効果的な使用を可能にし、1 サンプル周期よりも大きな時間遅れを伴わずに精密な関節の状態を推定しかつ偽センサ情報源を検出することができる。そのうえ、制御の異常を仮説検定によって知ることもしできる。したがって、この方法は精密でロバストなロボット制御に対して有効である。この方法をレゾルバやポテンショ

メータなどの他の内界センサに拡張することは容易である。

参 考 文 献

- 1) T. Suehiro and K. Takase: A Manipulation System Based on Direct-Computational Task-Coordinate Servoing, Second Int. Symp. Robotics Research, 34/41 (1984)
- 2) P. Allen and R. Bajcsy: Two Sensors are Better Than One: Example of Vision and Touch, Third Int. Symp. of Robotics Research, 48/53 (1985)
- 3) S. A. Stansfield: Visually-Aided Tactile Exploration, IEEE 1987 Int. Conf. on Robotics and Automation, 1487/1492 (1987)
- 4) T. Henderson and E. Shilcrat: Logical Sensor Systems, Journal of Robotic Systems, 1-2, 169/193(1984)
- 5) H. F. Durrant-Whyte: Integration, Coordination and Control of Multi-Sensor Robot Systems, Ph. D. Thesis in Systems Engineering, University of Pennsylvania, August (1985)
- 6) R. C. Luo, M. Lin and R. S. Scherp: The Issues and Approaches of a Robot Multi-Sensor Integration, IEEE 1987 Int. Conf. on Robotics and Automation, 1941/1946 (1987)
- 7) F. C. Schweppe: Uncertain Dynamic Systems, Prentice-Hall Inc. (1973)