

## 第5章 3次元運動パラメータの計測

- 5.1 はじめに
- 5.2 運動・距離式の導出
  - 5.2.1 速度ベクトルと距離画像との間の関係式の導出
  - 5.2.2 剛体条件を用いた運動・距離式の導出
- 5.3 3次元運動パラメータ計測手法の定式化
  - 5.3.1 運動・距離式に含まれる特徴量の定式化
  - 5.3.2 3次元運動パラメータの算出
- 5.4 運動計測性の評価
  - 5.4.1 すべての運動成分が計測できる条件
  - 5.4.2 運動計測不能方向を持つ形状
- 5.5 運動計測不能方向の検出
  - 5.5.1 検出における戦略
  - 5.5.2 運動計測不能方向の検出手法の提案
  - 5.5.3 運動計測不能方向を考慮した運動計測
- 5.6 おわりに

## 5.1 はじめに

本章では、距離画像を用いた運動の計測を対象とする。

距離画像を用いて運動を計測するには、2枚の距離画像間での特徴の対応づけを用いる手法が考えられる。この場合の特徴として、エッジや頂点は距離画像の粗さにロバストに計測できないため、適当でない。一方、基本形状は距離画像の粗さにロバストではあるものの、計測に時間を要し、形状認識以上に高速性が要求される運動計測への適用は困難であると考えられる。しかも「対応づけ問題」は立体視において知られているように困難な問題である。そこで本論文では、1章で述べた3次元運動パラメータと距離画像の関係式(運動・距離式)を用いる。運動・距離式は2枚の距離画像の間での対応づけを必要とせず、また距離画像の特徴量として法線ベクトルしか用いないため、運動・距離式を用いれば距離画像の粗さにロバストに、しかも高速に3次元運動パラメータの計測を実現することが可能であると考えられる。しかし、局所的な距離変化から運動を計測するため、例えば、円筒面における中心軸回りの回転、中心軸方向の並進[Horn 91]のように、対象の形状によっては計測できない運動があるという問題がある。

そこで本章では、以下の(1)(2)を行うことにより、運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法を確立する。

(1) 運動・距離式によって計測できない運動方向を持つ形状に関して考察を行う。

計測できない運動方向を持つ数学的条件を定式化し、計測できない運動方向を持つ形状を挙げる。

運動を計測する対象の形状が計測できない運動方向を持つ場合には、距離画像の計測誤差の存在により、解が求まらないはずの運動方向にも、誤った解が形式的に求まってしまうという問題がある。この場合、計測できない運動方向の誤った解を除去することが必要である。そこでさらに、

(2) 距離画像の誤差を考慮した計測できない運動方向の抽出手法を確立し、計測対象が計測できない運動方向を持ち得る場合にでも正当な解を算出する運動計測手法を確立する。

まず5.2節で運動・距離式の導出法を示す。次に5.3節で運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法を定式化する。5.4節で運動方向を持つ形状に関して考察を行う。そして5.5節で計測できない運動方向の抽出手法を確立する。

## 5.2 運動・距離式の導出

本節では運動・距離式を導出する。まず濃淡画像におけるオプティカル・フローの基本式[Prazdny 83]に相当する式を、幾何的に導出する。さらに、この式に速度ベクトルを3次元運動パラメータで表す式を代入し、運動・距離式を導出する。

### 5.2.1 速度ベクトルと距離画像との間の関係式の導出

微小時間 $\Delta t$ の間隔で入力された2枚の距離画像を考える。Fig.5-1において対象物が $O_1$ から $O_2$ に移動したとする。計測方向 $t$ の距離がそれぞれ $r, r'$ と計測されたとし、 $\Delta r = r' - r$ とおく。この時 $t$ が一定であるため、2枚の距離画像における対象物上の計測点 $X, Y$ は一般に一致しない。点 $X$ が移動した点を $X'$ とおく。また計測点 $X, Y$ における対象物表面の法線ベクトルを $n, n'$ とする。 $n, n'$ は距離画像に局所的に平面パッチを当てはめることにより求められる。さらに、点 $X$ の速度ベクトルを $v = [v_x, v_y, v_z]^T$ とする。

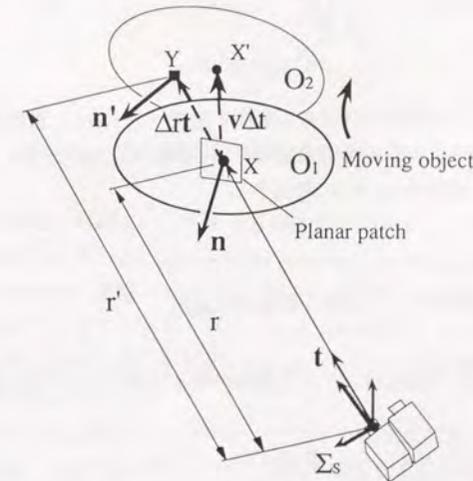


Fig.5-1 運動・距離式導出における距離画像のパラメータ

$\Delta t$ が十分小さい時、対象物の移動距離が微小であるため、点 $X'$ が点 $Y$ における平面パッチ上にあると近似され、

$$\mathbf{n}^T \overline{YX'} = \mathbf{n}^T (\overline{XX'} - \overline{XY}) = 0 \quad (5.1)$$

が成立つ。式(5.1)に

$$\overline{XX'} = \mathbf{v} \Delta t, \quad \overline{XY} = \Delta \mathbf{r} \mathbf{t} \quad (5.2)$$

を代入すると、

$$\mathbf{n}^T (\mathbf{v} \Delta t) = \mathbf{n}^T (\Delta \mathbf{r} \mathbf{t}) \quad (5.3)$$

と変形される。式(5.3)の両辺を $\Delta t$ で割り、 $\Delta t \rightarrow 0$ とすれば、

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta \mathbf{r}}{\Delta t} = \frac{d\mathbf{r}}{dt} \equiv \dot{\mathbf{r}} \quad (5.4)$$

であり、 $\dot{\mathbf{r}}$ が計測される距離の変化率をあらわす。また $\Delta t \rightarrow 0$ において $\mathbf{n}, \mathbf{n}'$ は一致する。ゆえに、式(5.3),(5.4)より、

$$\mathbf{n}^T \mathbf{v} = \dot{\mathbf{r}} (\mathbf{n}^T \mathbf{t}) \quad (5.5)$$

が成立する。式(5.5)は対象物の計測点における速度ベクトル $\mathbf{v}$ と距離画像との間の関係式であり、速度ベクトルへの拘束式であるという点で、濃淡画像におけるオプティカル・フローの基本式[Prazdny 83]に相当する。

## 5. 2. 2 剛体条件を用いた運動・距離式の導出

剛体の瞬間的な3次元運動は、3次元運動パラメータにより一意に表される。3次元運動パラメータを

$$\mathbf{v}_0 = [v_{0x}, v_{0y}, v_{0z}]^T \quad : \text{並進速度ベクトル}$$

$$\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T \quad : \text{回転速度ベクトル}$$

と表現する。このとき、点 $X$ における速度ベクトル $\mathbf{v}$ は、

$$\mathbf{v} = \mathbf{v}_0 + \boldsymbol{\omega} \times (\mathbf{r} \mathbf{t}) \quad (5.6)$$

と表される。ここで $\mathbf{r} \mathbf{t}$ は点 $X$ の位置ベクトルである。式(5.6)を前項で求めた式(5.5)に代入すると、

$$\mathbf{n}^T \mathbf{v}_0 + \mathbf{r} (\mathbf{t} \times \mathbf{n})^T \boldsymbol{\omega} = \dot{\mathbf{r}} (\mathbf{n}^T \mathbf{t}) \quad (5.7)$$

が成立する。式(5.7)が運動・距離式 (Motion-Range Equation) である。Fig.5-2に運動・距離式に含まれるパラメータを示す。

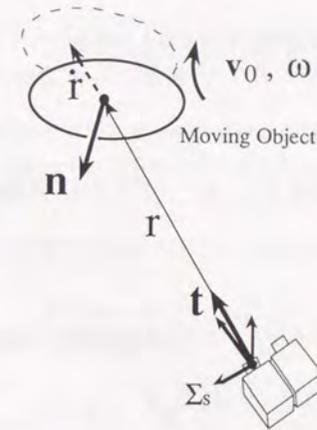


Fig.5-2 運動・距離式のパラメータ

なお、式(5.7)と同様の関係式は、5.1節で述べたように3つの研究グループによりほぼ同時期に導出されている。[Horn 91]の range rate constraint equation は、計測対象ではなくセンサの3次元運動パラメータに関して定式化したために符号が逆になっている以外は、式(5.7)と同じである。また、[山本 90]の導出した式もほぼ同等であるが、[山本 90]の式では、式を連立するすべての点において距離の計測方向がほぼ等しいという条件が考慮されている。

運動・距離式は3次元運動パラメータ $\mathbf{v}_0, \boldsymbol{\omega}$ に関する拘束式である。 $\mathbf{v}_0, \boldsymbol{\omega}$ は各々3つの成分を持つから、距離画像中の6点での運動・距離式を求め連立すれば $\mathbf{v}_0, \boldsymbol{\omega}$ を算出することができる。運動・距離式を求める演算ならびに連立方程式を解く演算は容易であり、また対象物の形状や運動に関する知識も必要としない。さらにこれらの演算は反復演算や条件分岐を伴わないためハードウェア化も容易である。これらの理由から、距離画像を用いた運動計測における運動・距離式の有効性が主張される。

### 5. 3 3次元運動パラメータ計測手法の定式化

本節では運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法を定式化する。距離画像から運動・距離式を求め、運動・距離式を連立して3次元運動パラメータの推定値と推定誤差を算出する。

#### 5. 3. 1 運動・距離式に含まれる特徴量の定式化

運動・距離式(5.7)には、距離画像から求める特徴量として距離  $r$ 、距離の変化率  $\dot{r}$ 、法線ベクトル  $\mathbf{n}$  の3つを含む。これらの特徴量について考察する。

##### (1) 距離 $r$

距離  $r$  およびその標準偏差  $\sigma_r$  とも、2. 2節における距離画像の定義で、既知と仮定している。

##### (2) 距離の変化率 $\dot{r}$

距離画像が高速に計測されるなら、2枚の距離画像での距離の差を用いて

$$\dot{r} = \frac{(r' - r)}{\Delta t} \quad (5.8)$$

によって近似的に求められる。 $\dot{r}$  の分散  $\sigma_{\dot{r}}^2$  は、 $r$  と  $r'$  の誤差分布が等しく相関がないと仮定して、次式で与えられる。

$$\sigma_{\dot{r}}^2 = \frac{1}{(\Delta t)^2} (\sigma_r^2 + \sigma_{r'}^2) = \frac{2}{(\Delta t)^2} \sigma_r^2 \quad (5.9)$$

##### (3) 法線ベクトル $\mathbf{n}$

3. 2節の法線ベクトルの計測で示した手法により、各計測点における法線ベクトルの推定値とその推定誤差  $C_n$  が算出される。

以上のように運動・距離式に含まれる距離画像の特徴量は非常に容易に算出される。

#### 5. 3. 2 3次元運動パラメータの算出

3次元運動パラメータは、距離画像中の  $m$  点 ( $m \geq 6$ ) で運動・距離式を求め、連立方程式を解くことにより算出される。各点での運動・距離式を

$$\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{v}_0 + r_i (\mathbf{t}_i \times \mathbf{n}_i)^T \boldsymbol{\omega} = \dot{r}_i (\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{t}_i) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5.10)$$

とおく。式(5.10)の両辺を  $\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{t}_i$  で除算すると、

$$\frac{\mathbf{n}_i^T}{\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{t}_i} \cdot \mathbf{v}_0 + \frac{r_i (\mathbf{t}_i \times \mathbf{n}_i)^T}{\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{t}_i} \cdot \boldsymbol{\omega} = \dot{r}_i \quad (5.11)$$

となり、右辺が距離の変化率のみで形状の特徴量である法線ベクトルを含まない形に簡単化される。2. 3節に従って、以下のように問題設定される。

未知パラメータ	: $\mathbf{x} = [\mathbf{v}_0^T, \boldsymbol{\omega}^T]^T = [v_{0x}, v_{0y}, v_{0z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$
測定値	: $r_i, \dot{r}_i, \mathbf{n}_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]^T \quad i = 1, 2, \dots, m$
$r_i, \dot{r}_i, \mathbf{n}_i$ の分散	: $\sigma_{r_i}^2, \sigma_{\dot{r}_i}^2, C_{n_i}$
関係式	: $\mathbf{y}^0 = \mathbf{A}^0 \mathbf{x}^0 \quad (5.12)$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \dot{r}_1 \\ \vdots \\ \dot{r}_m \end{bmatrix} \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{n}_1^T}{\mathbf{n}_1^T \cdot \mathbf{t}_1} & \frac{r_1 \cdot (\mathbf{t}_1 \times \mathbf{n}_1)^T}{\mathbf{n}_1^T \cdot \mathbf{t}_1} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\mathbf{n}_m^T}{\mathbf{n}_m^T \cdot \mathbf{t}_m} & \frac{r_m \cdot (\mathbf{t}_m \times \mathbf{n}_m)^T}{\mathbf{n}_m^T \cdot \mathbf{t}_m} \end{bmatrix}$$

これは2. 3. 2項の  $\mathbf{A}$  が誤差を含む場合に相当するが、運動が微小の場合には以下の理由により  $\mathbf{A}$  に誤差がない場合に帰着される。式(5.12)の右辺の誤差は運動の大きさに比例する。一方左辺の誤差は運動の大きさによらず一定である。そこで運動が微小の場合には右辺の誤差が左辺の誤差に比べ十分小さいとみなしてよい。

以上より、式(2.6),(2.7)より、3次元運動パラメータの推定値とその共分散行列が、

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{v}}_0 \\ \hat{\boldsymbol{\omega}} \end{bmatrix} = (\mathbf{A}^T \mathbf{C}_y^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{C}_y^{-1} \mathbf{y} \quad (5.13)$$

$$\mathbf{C}_x = (\mathbf{A}^T \mathbf{C}_y^{-1} \mathbf{A})^{-1} \quad (5.14)$$

ただし

$$C_y = \text{diag}[\sigma_{r_1}^2, \dots, \sigma_{r_m}^2]$$

と算出される。

以上、本節では、運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法を定式化した。運動・距離式に含まれる特徴量は、3章で計測手法を確立した法線ベクトルをはじめ、すべて距離画像の粗さにロバストである（残りの距離、距離の変化率は粗さに全く影響されない）。そのため、運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測は、距離画像の粗さにロバストであり、本論文の目的における条件を満足している。

## 5. 4 運動計測性の評価

本節では、運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測における運動計測性の評価を行う。具体的には、

- ・すべての運動成分が計測できる条件の定式化、
- ・計測できない運動方向を持つ形状に関する考察を行う。

### 5. 4. 1 すべての運動成分が計測できる条件

3次元運動パラメータが一意に算出される条件、すなわちすべての運動成分が計測できる条件は、明らかに式(5.12)の行列Aのランクが6であることである。行列Aは計測対象の形状と位置・姿勢のみによって決定される。

### 5. 4. 2 運動計測不能方向を持つ形状

例えば円筒面が中心軸回りの回転運動および中心軸に平行な並進運動をおこしても、運動・距離式ではその運動を表現できない。これは運動・距離式が2枚の距離画像での距離の変化率 $\dot{i}$ を用いて3次元運動パラメータを計算するため、変化率ゼロの運動は計測できないことを意味している。

そこで本節ではこのような計測できない運動方向を以下、運動計測不能方向と呼び、その性質を調べる。直感的には「運動計測不能方向とは計測対象が運動した時、2距離画像間に距離変化が生じない運動方向である」と説明できる。一方数学的には、運動計測不能方向を持つ形状が式(5.10)の行列Aのランクが落ちる形状として定義される。この時、6次元の運動パラメータ空間における運動計測不能方向が、

$$W = I_6 - A^*A \quad A^*: A \text{ の擬似逆行列。} \quad (5.15)$$

で与えられる行列Wの基底ベクトルとして求められる。

以下、Table 5-1およびFig.5-3に運動計測不能方向を持つ基本形状を挙げる。これらの基本形状が合成された形状では、各々の基本形状の運動計測不能方向の積空間が、その運動計測不能方向となる。

Table 5-1 運動計測不能方向を持つ形状例

数	形状	運動計測不能方向
3	平面	法線と垂直な方向の並進 2 自由度 および法線方向まわりの回転
	球面	中心回りの回転 3 自由度
2	円筒面	中心軸方向の並進と 中心軸まわりの回転
1	2次元平面上の任意の図形の 平行移動により構成される面	平行移動方向
	軸対称物体面 (円筒面, 球面以外)	中心軸方向の回転
	ねじ形状	ねじり方向

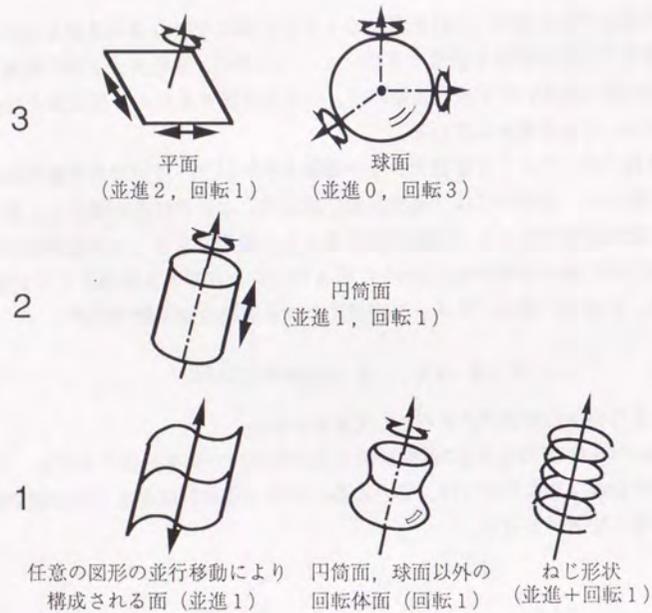


Fig.5-3 運動計測不能方向を持つ形状例

以上のように, すべての運動成分が計測できるかどうかの判別, 運動計測不能方向が存在する時のその抽出, あるいは3次元運動パラメータの誤差分布の評価等の運動計測性の評価を行うためには式(5.12)の行列 A を求めればよい.

そこで形状が既知の対象物の運動計測性をあらかじめ調べるには, 対象物上の十分多数の点で運動・距離式を算出して式(5.12)の行列 A を求め, 評価すればよい. また未知形状の対象物の運動を実際の距離画像で計測した場合も, すべての運動成分が計測できる場合には行列 A を求めることによって運動計測誤差の分布に関する評価を行えばよい.

運動計測不能方向が存在する場合に関しては, 次節で論じる.

## 5. 5 運動計測不能方向の検出

誤差を持つ距離画像を用いた実際の計測では、計測対象が前節で例示したような運動計測不能方向を持つ形状の場合でも、式(5.12)の行列 A がランク落ちせず運動計測不能方向にも形式的に解が求まってしまう。この場合、運動計測不能方向を検出してその方向の誤った解を除く必要がある。以下、共分散楕円を利用した運動計測不能方向の検出手法を提案する。

### 5. 5. 1 検出における戦略

運動計測不能方向が存在する場合、その方向への共分散楕円の径は、式(5.12)の A に誤差がない場合には Fig.5-4(a) に示すように無限大になる。距離画像の誤差に起因する行列 A の誤差によって、径は Fig.5-4(b) に示すように有限の値になるが、それでも他の計測可能な運動方向への径に比べて十分に大きな値になるはずである。よって、共分散楕円の径が大きい方向を運動計測不能方向と扱う方法が考えられる。

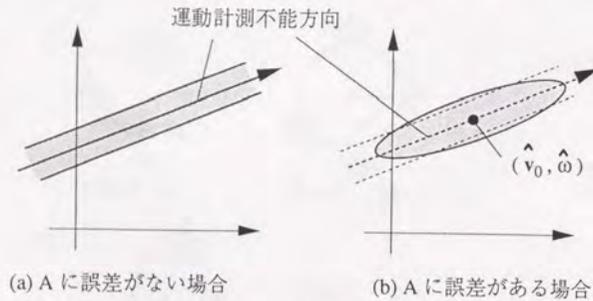


Fig.5-4 運動計測不能方向が存在する場合の共分散楕円

しかし、実際に予備的な実験を進めてみると、3次元運動パラメータ6成分の共分散楕円から運動計測不能方向を求めることは困難であった。その原因は、回転の誤差が並進の誤差にまざってしまうためと考えられる。一方、Table 5-1に示したように、計測不能成分を含む形状では、一般に運動計測不能方向が回転運動の計測不能方向と並進運動の計測不能方向とに分離できる。

そこで、回転運動と並進運動のそれぞれの共分散楕円を評価すれば、誤差の混入が防がれ、回転、並進それぞれの運動計測不能方向が検出できると考えられる。

### 5. 5. 2 運動計測不能方向の検出手法の提案

以下、回転、並進それぞれの運動計測不能方向を別々に検出手法を提案する。式(5.13),(5.14)の3次元運動パラメータは、回転中心をセンサ原点とした値である。そこでこのときの  $\mathbf{x}, C_x$  を  $\mathbf{x}_0 = [v_0^T, \boldsymbol{\omega}^T]^T$ ,  $C_{x0}$  とおきなおす。  $C_{x0}$  は、

$$C_{x0} = \begin{bmatrix} C_{v_0} & C_{v_0, \boldsymbol{\omega}} \\ C_{v_0, \boldsymbol{\omega}}^T & C_{\boldsymbol{\omega}} \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

と分割される。  $C_{v_0}, C_{\boldsymbol{\omega}}, C_{v_0, \boldsymbol{\omega}}$  は、それぞれ並進  $v_0$  の共分散行列、回転  $\boldsymbol{\omega}$  の共分散行列、並進  $v_0$  と回転  $\boldsymbol{\omega}$  の間の共分散行列（すべて  $3 \times 3$  行列）を表す。

一方、回転中心を位置ベクトル  $\mathbf{r} = [r_x, r_y, r_z]^T$  の点とした時の3次元運動パラメータを  $\mathbf{x}_c = [v_c^T, \boldsymbol{\omega}^T]^T$  とする。この時、

$$v_c = v_0 + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r} \quad (5.17)$$

である。なお  $\boldsymbol{\omega}$  は、回転中心の位置によらず一定である。

#### (1) 回転運動の計測不能方向の抽出

式(5.16)に含まれる共分散行列  $C_{\boldsymbol{\omega}}$  から回転パラメータ  $\boldsymbol{\omega}$  のみの共分散楕円を求める。共分散楕円は式(2.4)より、

$$(\boldsymbol{\omega} - \hat{\boldsymbol{\omega}})^T C_{\boldsymbol{\omega}}^{-1} (\boldsymbol{\omega} - \hat{\boldsymbol{\omega}}) = \chi_{1-\alpha}^2(3) \quad (5.18)$$

で与えられる。2. 3節に従って  $C_{\boldsymbol{\omega}}$  より軸方向、径を算出する。3つの径の中で他より十分に大きいものがある時、Fig.5-5に示すように、その径に対応する軸方向を、回転運動の計測不能方向と見なす。

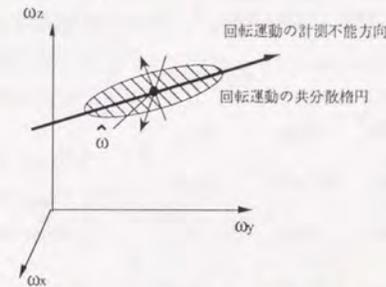


Fig.5-5 回転運動の計測不能方向の抽出

(2) 並進運動の計測不能方向の抽出

並進パラメータ  $v_c$  の共分散行列は回転中心の位置によって変化する。そのため並進運動の計測不能方向を抽出するには、適当な回転中心を設定する必要がある。誤差の伝播則を用いて式(5.17)より  $v_c$  の共分散行列を求めると、

$$C_{v_c} = C_{v_0} + C_{v_0, \omega} R^T + R C_{v_0, \omega}^T + R C_{\omega} R^T \quad (5.19)$$

$$R = \begin{bmatrix} 0 & r_z & -r_y \\ -r_z & 0 & r_x \\ r_y & -r_x & 0 \end{bmatrix}$$

となる。式(5.19)より、並進パラメータの共分散行列が変化し誤差が大きくなる理由が回転の誤差の影響であることが示唆される。そこで回転中心を、並進パラメータの誤差がなるべく小さくなるように選べば、回転誤差の影響が除かれ、並進の運動計測不能方向の抽出を適切に行うことができると考えられる。

並進パラメータ  $v_c$  の誤差の大きさを表す基準の1つとして、 $C_{v_c}$  の対角成分の和を用いる ( $C_{v_c}$  の対角成分は、 $v_c$  の各成分の自己分散である)。式(5.16)において、

$$C_{v_0} = \begin{bmatrix} \sigma_{v_{0x}}^2 & \sigma_{v_{0x}v_{0y}} & \sigma_{v_{0x}v_{0z}} \\ \sigma_{v_{0x}v_{0y}} & \sigma_{v_{0y}}^2 & \sigma_{v_{0y}v_{0z}} \\ \sigma_{v_{0x}v_{0z}} & \sigma_{v_{0y}v_{0z}} & \sigma_{v_{0z}}^2 \end{bmatrix} \quad C_{\omega} = \begin{bmatrix} \sigma_{\omega_x}^2 & \sigma_{\omega_x\omega_y} & \sigma_{\omega_x\omega_z} \\ \sigma_{\omega_x\omega_y} & \sigma_{\omega_y}^2 & \sigma_{\omega_y\omega_z} \\ \sigma_{\omega_x\omega_z} & \sigma_{\omega_y\omega_z} & \sigma_{\omega_z}^2 \end{bmatrix} \quad C_{v_0, \omega} = \begin{bmatrix} \sigma_{v_{0x}\omega_x} & \sigma_{v_{0x}\omega_y} & \sigma_{v_{0x}\omega_z} \\ \sigma_{v_{0y}\omega_x} & \sigma_{v_{0y}\omega_y} & \sigma_{v_{0y}\omega_z} \\ \sigma_{v_{0z}\omega_x} & \sigma_{v_{0z}\omega_y} & \sigma_{v_{0z}\omega_z} \end{bmatrix}$$

とおく。この時、式(5.19)より  $C_{v_c}$  の対角成分の和を計算すると、

$$M = (\sigma_{\omega_y}^2 + \sigma_{\omega_z}^2) \cdot r_x^2 + (\sigma_{\omega_z}^2 + \sigma_{\omega_x}^2) \cdot r_y^2 + (\sigma_{\omega_x}^2 + \sigma_{\omega_y}^2) \cdot r_z^2 - 2 \cdot (\sigma_{\omega_x\omega_y} \cdot r_x \cdot r_y + \sigma_{\omega_y\omega_z} \cdot r_y \cdot r_z + \sigma_{\omega_x\omega_z} \cdot r_x \cdot r_z) + 2 \cdot \{ (\sigma_{v_{0y}\omega_z} - \sigma_{v_{0z}\omega_y}) \cdot r_x + (\sigma_{v_{0z}\omega_x} - \sigma_{v_{0x}\omega_z}) \cdot r_y + (\sigma_{v_{0x}\omega_y} - \sigma_{v_{0y}\omega_x}) \cdot r_z \} + (\sigma_{v_{0x}}^2 + \sigma_{v_{0y}}^2 + \sigma_{v_{0z}}^2) \quad (5.20)$$

となる。Mを回転中心  $r$  で微分して0とおけば、式(5.21)が成り立つ。

$$P r = q \quad (5.21)$$

$$P = \begin{bmatrix} \sigma_{\omega_y}^2 + \sigma_{\omega_z}^2 & -\sigma_{\omega_x\omega_y} & -\sigma_{\omega_x\omega_z} \\ -\sigma_{\omega_x\omega_y} & \sigma_{\omega_z}^2 + \sigma_{\omega_x}^2 & -\sigma_{\omega_y\omega_z} \\ -\sigma_{\omega_x\omega_z} & -\sigma_{\omega_y\omega_z} & \sigma_{\omega_x}^2 + \sigma_{\omega_y}^2 \end{bmatrix} \quad q = \begin{bmatrix} \sigma_{v_{0z}\omega_y} - \sigma_{v_{0y}\omega_z} \\ \sigma_{v_{0x}\omega_z} - \sigma_{v_{0z}\omega_x} \\ \sigma_{v_{0y}\omega_x} - \sigma_{v_{0x}\omega_y} \end{bmatrix}$$

Pは  $C_{\omega}$  の成分から計算され、またqは  $C_{v_0, \omega}$  の成分から計算される。式(5.21)より、M

を最小にする回転中心  $r$  が、

$$r = P^{-1} q \quad (5.22)$$

と求められる。

以上で並進の誤差を小さくする回転中心  $r$  が求められた。この時の並進パラメータ  $\hat{v}_c$  およびその共分散行列  $C_{v_c}$  は式(5.17)、(5.19)から算出される。このとき共分散楕円が

$$(v_c - \hat{v}_c)^T C_{v_c}^{-1} (v_c - \hat{v}_c) = \chi_{1-\alpha}^2(3) \quad (5.23)$$

で与えられる。あとは回転の場合と同様にして、Fig.5-6に示すように、並進運動の計測不能方向が求められる。

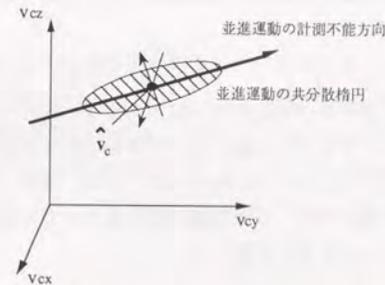


Fig.5-6 並進運動の計測不能方向

以上、本項で提案した手法が適用できるのは、“運動計測不能方向が回転と並進とに分離できる形状”に対してである。Fig.5-3に示す基本形状では、ねじ形状に対して適用不可能であり、それ以外の形状に対しては適用可能である。ねじ形状では、運動計測不能方向が並進と回転の合成されたねじ運動の方向であり、回転中心をどう設定しても運動計測不能方向を並進のみあるいは回転のみとすることが不可能である。一般の運動計測不能方向を持つ物体の形状のほとんどはねじ形状以外のFig.5-3中の基本形状あるいはその組み合わせであると考えられるため、本手法の実用上の適用範囲は十分広いと言える。

### 5. 5. 3 運動計測不能方向を考慮した運動計測

今までの討議をまとめ、以下に示す運動計測手順を提案する。

- (a) センサ原点を回転中心とした時の3次元運動パラメータ  $x_0 = [v_0^T, \omega^T]^T$  および共分散行列  $C_{x_0}$  を求める。
- (b)  $C_{x_0}$  から並進運動および回転運動の計測不能方向をそれぞれ求める。  
運動計測不能方向が存在しないと求まった場合には、(a)の  $x_0$  および  $C_{x_0}$  を解とする。
- (c) 運動計測不能方向が求まった場合、並進誤差が最小となる回転中心における3次元運動パラメータ  $x_c = [v_c^T, \omega^T]^T$  から、Fig.5-7に示すように並進運動あるいは回転運動の計測不能方向の成分を除き、運動計測不能方向はそのままその方向へは運動が計測できないとみなす。

以上の手順により、計測対象が運動計測不能方向を含む形状である場合も含めて、誤差を持つ距離画像を用いて3次元運動パラメータの妥当な計測を行うことができる。すなわち、運動計測不能方向を持たない場合には、3次元運動パラメータの推定値、推定誤差を計測し、持つ場合には、その運動計測不能方向を検出し、3次元運動パラメータの推定値のうち正しい成分を計測する。

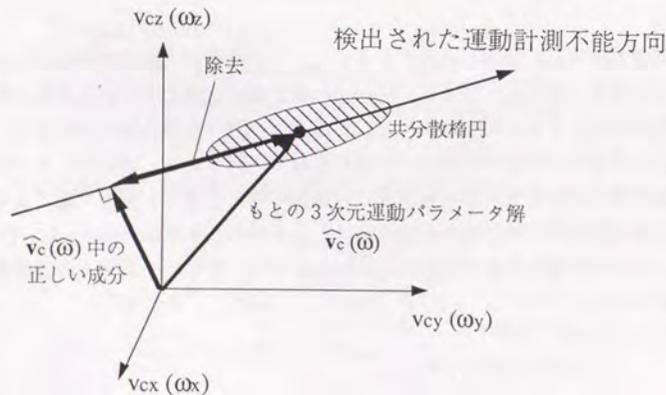


Fig.5-7 解の運動計測不能方向への成分の除去

### 5. 6 おわりに

本章は距離画像から3次元運動パラメータを計測するために3次元運動パラメータ6成分と距離画像との間に成立する基本式である運動・距離式を利用する手法の提案を述べたものである。以下に述べる結論を得た。

- (1) 運動・距離式を用いた手法を解析し、運動計測性の評価手法を明らかにした。  
すなわち、運動計測性評価の指標となる行列を定め、その行列をもとに、
  - ・すべての運動成分が計測できる条件の定式化、
  - ・運動計測不能方向の定義・算出
 を統一的行うことができることを示した。また、運動計測不能方向を持つ形状例を挙げた。
- (2) 距離画像の誤差に強い計測手法を確立した。すなわち、実際の計測で起こる距離画像の誤差の影響を排除する方法として、回転中心を適切に設定して3次元運動パラメータの共分散行列を並進、回転それぞれの共分散行列に分割して運動計測不能方向を検出する手法を確立した。さらに、本手法を利用して、計測対象が運動計測不能方向を含む形状の場合にも適用できる、3次元運動パラメータの計測手順を定めた。

## 第6章 運動のモデルベース認識

- 6.1 はじめに
- 6.2 運動のモデルベース認識の枠組み
  - 6.2.1 運動のモデルベース認識の手順
  - 6.2.2 カルマンフィルタによるマッチング
  - 6.2.3 状態方程式で記述できない運動のモデルベース認識
- 6.3 カルマンフィルタを用いたモデルマッチング
  - 6.3.1 カルマンフィルタの概要
  - 6.3.2 モデルマッチング
- 6.4 ニューラルネットワークによる識別
  - 6.4.1 バックプロパゲーション法の概要
  - 6.4.2 運動のモデルベース認識のためのネットワーク
- 6.5 等速・等角速度運動モデルの構築
  - 6.5.1 等速・等角速度運動モデルの状態方程式
  - 6.5.2 等速・等角速度運動モデルの測定量
- 6.6 おわりに

## 6.1 はじめに

本章では多数の距離画像を用いて運動をモデルベースで認識する手法を確立することを目的とする。

運動のモデルベース認識は、例えば移動障害物を認識して回避する場合など、知能ロボットが動的な環境で作業を行う場合に重要であると考えられる。しかし、1章で述べたように、これまでほとんど研究例がなく、処理の枠組みも確立されていない。

そこでまず、運動のモデルベース認識の枠組みを提案する。この枠組みの概略は、

- ・運動モデルを状態方程式で記述し、マッチングにカルマンフィルタを利用する、
  - ・カルマンフィルタの出力を特徴量として、識別を行う、
- という2点である。

次に上記の枠組みのもとで、実用性の高い運動モデルとして、移動物体から速度・角速度が一定の点を抽出しその運動を追跡する記述を得る、等速・等角速度運動モデルを構築する。

まず6.2節で枠組みを提案する。次に6.3節でカルマンフィルタによるモデルマッチングを提案する。さらに6.4節で運動の特徴量の空間でのクラスタリングをニューラルネットを利用して行う。6.5節では等速・等角速度運動モデルを構築する。

## 6.2 運動のモデルベース認識の枠組み

本節では、運動のモデルベース認識の枠組みを提案する。6.2.1項でまず大まかな手順を示した後、6.2.2、6.2.3項で枠組みを提案する。

### 6.2.1 運動のモデルベース認識の手順

運動のモデルベース認識の手順をFig.6-1のように考える。すなわち、認識対象から「計測系」により運動の特徴量を計測し、得られた運動の特徴量を用いて「認識系」により運動を認識する。

「計測系」はセンサとセンサ出力の時系列からの特徴抽出系とから構成されると考える。本論文では「センサ」として距離画像センサを仮定し、また「特徴抽出系」として前章の3次元運動パラメータの計測手法など、距離画像の粗さと誤差にロバストな手法を利用する。「認識系」は3次元運動パラメータの時系列など、粗さと誤差にロバストに計測される特徴量を用いて、運動の記述の作成、モデルとのマッチングを行う。

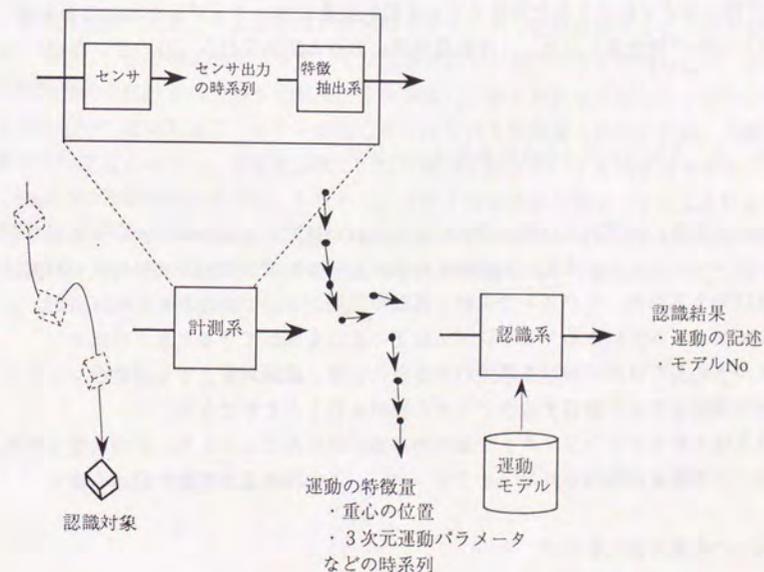


Fig.6-1 運動のモデルベース認識処理の流れ

以下、「認識系」の枠組みを提案する。4章で論じた形状のモデルベース認識の場合は、寸法まで厳密に決まっていることを想定して手法を構築した。この場合のアナロジーを運動で考えると、軌跡が定まった運動を想定するということになる。しかし、運動の場合、モデルで軌跡を定めておいたとして、通常それと全く同じ運動が出現することは考えにくい。そのため形状認識の場合のような厳密なモデルを想定した認識手法は不適であり、柔軟なモデル表現にもとづいた認識手法が必要である。

そこで本論文では柔軟なモデル表現として、軌跡ではなく状態方程式を用いることを提案する。さらに、状態方程式で記述された運動モデルとのマッチングにカルマンフィルタを利用することとする。以上により、外乱、計測誤差を吸収し、しかも、例えば軌跡は同等で速度が異なる2つの運動を同一のモデルで表現することが可能であるなど、柔軟な運動の認識が可能であると考えられる。

状態方程式での運動モデルの記述を用いた、次の2つの運動のモデルベース認識の枠組みを、それぞれ6.2.2, 6.2.3項で提案する。

- (1) 運動モデルを状態方程式で記述し、カルマンフィルタでモデルマッチングすることにより運動の識別・記述を行う(6.2.2項)。
- (2) 状態方程式で記述された運動モデルを認識対象にマッチングした時の出力を新たに運動の特徴量とみなし、特徴量空間における識別を行う(6.2.3項)。

### 6.2.2 カルマンフィルタによるマッチング

運動の特徴量の時系列に状態方程式で記述された運動モデルをマッチングさせるために、カルマンフィルタを用いる手法を提案する。カルマンフィルタは外乱や計測誤差を吸収できるため、ロバストで柔軟な運動の認識が可能であると考えられる。

カルマンフィルタによるマッチングで以下の2つを実現できると考えられる。

- ・フィルタの当てはめにおける誤差の大きさにより、認識対象とする運動がマッチングさせた運動モデルに該当するかどうかの識別を行うことができる。
- ・状態方程式をカルマンフィルタで強制的に当てはめることにより、その状態方程式を満足する特徴量が抽出される(オブザーバ)。この特徴量が運動の記述を表す。

Fig.6-2に処理の流れを示す。

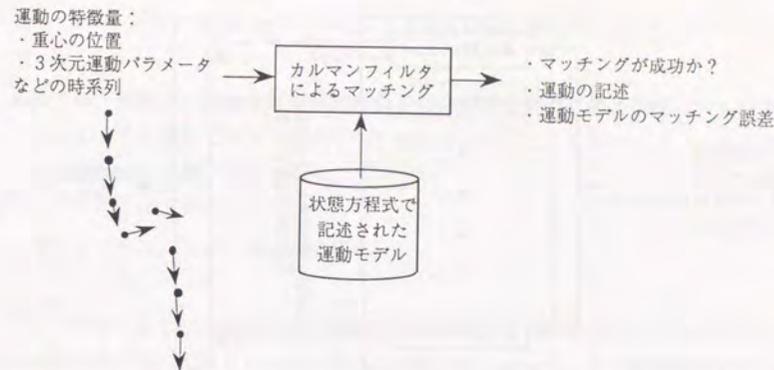


Fig.6-2 カルマンフィルタによるモデルマッチング

### 6.2.3 状態方程式で記述できない運動のモデルベース認識

状態方程式で記述できる運動は、前項のマッチングで直接認識することが可能である。しかし、多くの運動が、必ずしも状態方程式で記述できるとは限らない。そこで、状態方程式で記述された基本運動モデルを用意し、それを前項に従ってカルマンフィルタを用いて認識対象にマッチングした時に得られる特徴量(運動の記述)を新たに運動の特徴量とみなし、特徴量空間における識別を行うという手法を提案する。

Fig.6-3に処理の流れを示す。すなわち、まず3次元運動パラメータや重心位置の時系列などの運動の特徴量にいくつかの基本運動モデルをカルマンフィルタを用いて当てはめる。次に基本運動モデルから出力される特徴量を用いて識別を行うことによって、運動モデルを決定する。

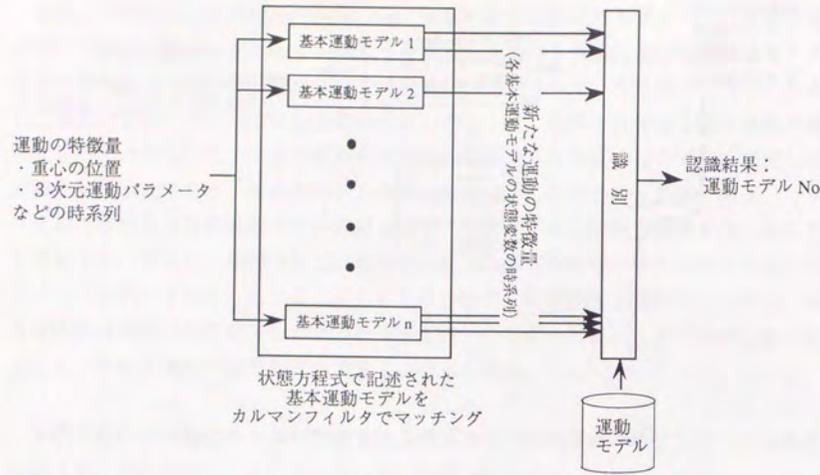


Fig.6-3 運動のモデルベース認識における認識系の構造

6.3節で(1), (2)に共通のカルマンフィルタを用いたマッチングを, 6.4節で(2)の識別を, それぞれ定式化する.

### 6.3 カルマンフィルタを用いたモデルマッチング

本節では, 運動モデルを状態方程式で記述し, 計測された運動と運動モデルをカルマンフィルタを利用してマッチングする手法を定式化する. カルマンフィルタの概要を示した後, マッチング手法を示す.

#### 6.3.1 カルマンフィルタの概要

カルマンフィルタは, 系の構造が既知の1階線形微分方程式で与えられている時に, 系の状態変数の関数で表される測定量から状態変数をオンラインで最尤推定する手法である. 以下, 本論で用いる離散形の拡張カルマンフィルタを[加藤 87]に従って示す. 系の状態変数 $x_i$ に関する状態方程式が

$$x_{i+1} = \Phi_i x_i + \Gamma_i \omega_i \quad (6.1)$$

で与えられ, 式(6.2)で表される測定量 $z_i$ が測定されるとする.

$$z_i = f_i(x_i) + v_i \quad (6.2)$$

ここで $\omega_i$ は外乱,  $v_i$ は測定誤差であり, 共分散行列をそれぞれ $Q_i, R_i$ とおく.

カルマンフィルタは, 式(6.3)~(6.7)で表される. 式(6.3)の $\bar{\omega}_i$ は外乱の時間平均を表す.

$$\bar{x}_{i+1} = \Phi_i \bar{x}_i + \Gamma_i \bar{\omega}_i \quad (6.3)$$

$$M_{i+1} = \Phi_i P_i \Phi_i^T + \Gamma_i Q_i \Gamma_i^T \quad (6.4)$$

推定誤差の共分散行列:

$$P_i = M_i - M_i H_i^T (H_i M_i H_i^T + R_i)^{-1} H_i M_i \quad (6.5)$$

$$H_i = \left( \frac{\partial f_i}{\partial x} \right)_{x=x_i}$$

カルマンゲイン:

$$K_i = P_i H_i^T R_i^{-1} \quad (6.6)$$

状態変数の推定値:

$$\hat{x}_i = \bar{x}_i + K_i (z_i - f_i(\bar{x}_i)) \quad (6.7)$$

カルマンフィルタの手順はFig.6-4によって以下のように説明される。

- (a) ある時点での状態変数の推定値  $\hat{x}_i$  および推定誤差の共分散行列  $P_i$  が与えられている。
- (b) 状態方程式(6.1)より、次の時点での推定値  $\hat{x}_{i+1}$  および推定誤差  $M_{i+1}$  が式(6.3),(6.4)で算出される。この段階では推定誤差は外乱  $w_i$  により拡大されている。
- (c) 測定値  $z_i$  および測定誤差  $R_i$  が与えられる。
- (d) 測定結果を合わせることで推定誤差が式(6.5)により更新される。新たな推定誤差  $P_i$  を用いて式(6.6)のカルマンゲイン  $K_i$  が定まり、式(6.7)によって推定値が更新される。

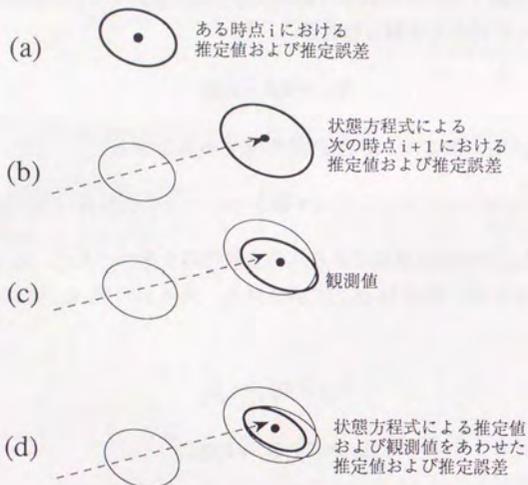


Fig.6-4 カルマンフィルタによるパラメータ推定の流れ

このとき(d)において、測定値が妥当な値であることを  $\chi^2$  検定により検証する。状態方程式によって予測された推定結果と測定結果との合成において、残差 2 乗和が

$$S = (x_i - \hat{x}_i)^T M_i^{-1} (x_i - \hat{x}_i) + (z_i - H\hat{x}_i)^T R_i^{-1} (z_i - H\hat{x}_i) \quad (6.8)$$

と求められる。式(6.8)の  $S$  は自由度が  $z_i$  の成分の数の  $\chi^2$  分布に従う。

### 6.3.2 モデルマッチング

カルマンフィルタを用いて、次のようにマッチングを行う。

- ・モデルの記述には式(6.1)の状態方程式を用いる。
- ・特徴量を式(6.2)の測定量として用いる。
- ・識別は式(6.8)を用いた  $\chi^2$  検定により行う。

4章での形状のモデルベース認識の場合と同様に、計算機内の運動モデルの中からマッチングが成功するものを選択することによって、モデルベース認識が実現される。またこのとき、カルマンフィルタの出力である式(6.7)の状態変数が、その運動モデルを仮定した時の運動の記述を与える（この記述は、形状認識における位置・姿勢などの特徴量に相当する）。

## 6.4 ニューラルネットワークによる識別

本節では、運動の特徴量空間において運動を識別する手法としてニューラルネットワークを導入する。特徴量空間における識別には、通常のパターン認識での種々の識別手法が利用できる。ここでは学習によりカテゴリを形成することが必要なので、学習能力および補間機能に優れているバックプロパゲーション型のニューラルネットワークを用いる。

ニューラルネットワークの入力である運動の特徴量には、状態方程式の形で記述された基本運動モデルをカルマンフィルタによりマッチングして抽出される運動の記述を用いる。

以下、バックプロパゲーション法の概要を示し、運動のモデルベース認識のためのネットワークを構築する。

### 6.4.1 バックプロパゲーション法の概要

#### (1) ネットワークの構造

バックプロパゲーション法とはFig.6-5に示すように入力層、中間層、出力層という複数の層からなるネットワークを用いて学習・認識を行うシステムである。

入力層、中間層、出力層にはそれぞれ適当数のニューロンがあり、各層のニューロンは隣接の層のすべてのニューロンとある結合係数で結ばれている。入力  $x$  が中間層により  $r$  に変換され、さらに  $r$  が出力層で  $y$  に変換され出力される。

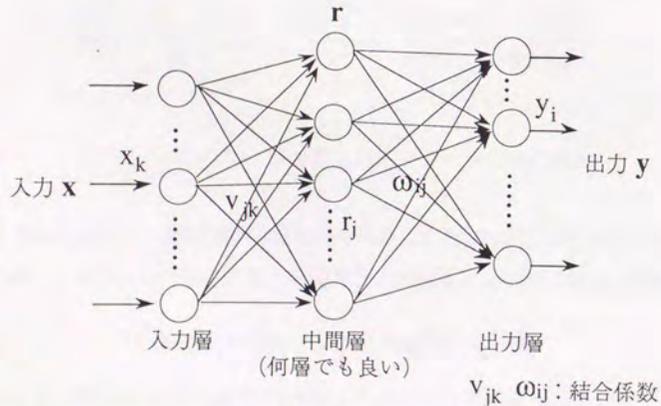


Fig.6-5 バックプロパゲーション法の構造

Fig.6-5における  $x_k$  を  $k$  番目の入力信号、 $v_{jk}$  を入力層から中間層への結合の結合係数、 $j$  を中間層  $j$  番目の素子の出力、 $\omega_{ij}$  を中間層から出力層の素子への結合係数、 $f$  を出力関数とすると、3層の入出力関係が以下の式で表される（簡単のためしきい値は省略した）。

$$r_j = f\left(\sum_k v_{jk} x_k\right) \quad (6.9)$$

$$y_i = f\left(\sum_j \omega_{ij} r_j\right) \quad (6.10)$$

$f$  にはシグモイド関数を用いる。

Fig.6-5に示したネットワークで、以下の手順で学習および認識を行う。

#### (2) 学習

学習段階では、例題として教師信号  $y$  を伴った入力  $x$  を適当数入力し、結合係数  $v_{jk}$ 、 $\omega_{ij}$  を逐次更新しながら最適な結合係数を得る。以下、中間層を1層とした場合の学習を示す。多層の場合も入出力関係が多段階となるだけで同様の議論ができる。

入力  $x$  を与えた時の出力誤差を  $e$  とおく。このとき、 $e$  の  $i$  番目の成分は

$$e_i = f\left(\sum_j \omega_{ij} r_j\right) - y_i \quad (6.11)$$

で与えられる。 $e$  の大きさの2乗を  $2E$  とおく。すなわち、

$$E = \frac{1}{2} |e|^2 = \frac{1}{2} \sum_i \left\{ f\left(\sum_j \omega_{ij} r_j\right) - y_i \right\}^2 \quad (6.12)$$

式(6.12)を  $\omega_{ij}$  で偏微分すると、

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = e_i \cdot f'\left(\sum_k \omega_{ik} r_k\right) \cdot r_j \equiv d_i r_j \quad (6.13)$$

また  $v_{jk}$  で偏微分すると、

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \sum_i \left\{ e_i \cdot f'\left(\sum_m \omega_{im} r_m\right) \cdot \omega_{ij} \cdot f'\left(\sum_m v_{jm} x_m\right) \right\} \cdot x_k \equiv d_j' x_k \quad (6.14)$$

となる。式(6.13)、(6.14)を用いて  $\omega_{ij}$  および  $v_{jk}$  の学習による修正量を

$$\Delta \omega_{ij} = -\alpha d_i r_j \quad (6.15)$$

$$\Delta v_{jk} = -\alpha d_j' x_k \quad (6.16)$$

とし、 $\omega_{ij}$  および  $v_{jk}$  を修正してやる。

以上の方法は誤差Eに対する最急降下法になっている。中間層が多くなるとローカルミニマムに落ち込むことがあり最適なネットワークに収束する保証はないが、中間層が1層程度ならば実用上問題ない。

### (3) 認識

認識段階では、認識したいパターン  $x$  を入力層に入力し、学習時に得た結合係数を用いて式(6.9),(6.10)によって出力  $y$  を得る。

## 6. 4. 2 運動のモデルベース認識のためのネットワーク

以上のバックプロパゲーション法を運動のモデルベース認識に適用する。

### (1) ネットワークの構造

#### (a) 入力層

認識対象となる運動に基本運動モデルをマッチングすることにより得られる特徴量を入力として用いる。マッチングには前節で示したようにカルマンフィルタを用いる。特徴量の種類としては、速度・角速度の大きさ、それらの変動、カルマンフィルタの当てはめ誤差などが利用できよう。またこのとき特徴量を抽出するための基本運動モデルの数は任意で、また各基本運動モデルを用いて得られる特徴量の数は1つ以上である。

#### (b) 中間層

学習時間を短縮するために、層数を1層とする。

#### (c) 出力層

認識したい運動の数だけ用意し、各ニューロンが1つの運動に対してのみ反応するようにする。すなわち、運動  $i$  に対応する理想的な出力（教師信号）は  $y = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$  である。

Fig.6-6に以上のネットワークを図示する。

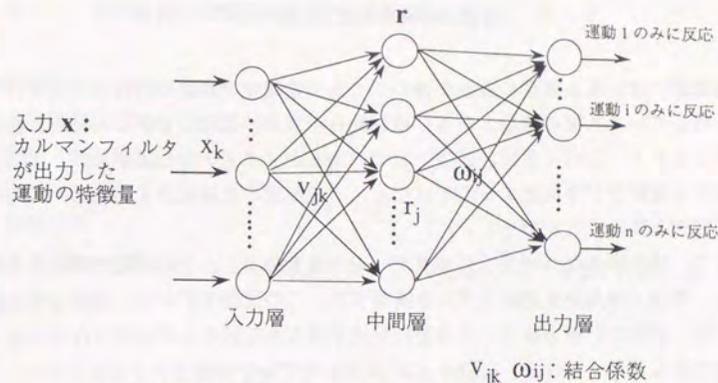


Fig.6-6 運動のモデルベース認識のためのネットワーク

### (2) 学習

次の順序で学習を行ない、上記のネットワークの結合係数を定める。

- 対象とする各々の運動のサンプルデータを用意する。
  - 運動のサンプルを6.3節のカルマンフィルタに通し、運動の特徴量を得る。
  - 運動の特徴量を教師信号と共にニューラルネットワークへの入力とし、前項に従って結合係数を学習する。
- 以上の学習を適当な回数行う。

### (3) 認識

次の手順で認識を行なう。

- 認識したい運動を学習で用いたのと同じカルマンフィルタに通し、運動の特徴量を得る。
- (a)で得られた運動の特徴量をニューラルネットワークへの入力とし、出力を得る。
- 出力層のニューロンのうち出力値が最も大きなものを選び、対応する運動を識別結果とする。

以上、バックプロパゲーション法を運動のモデルベース認識に適用したネットワークを構築し、学習、認識の手順を示した。

## 6. 5 等速・等角速度運動モデルの構築

移動物体には、ある程度の変動を伴いつつも一定速度で真直ぐ進むものが多い。例えば歩行している人間の運動、あるいは移動ロボットの運動などがこの前提に該当すると考えられる。このように、ほぼ一定ではあるがノイズを含む運動に対しては、運動の細かな変動などを記述するのではなく、一定速度の運動成分を抽出し、大局的な運動の記述を得ることが望ましい。

そこで、移動物体から速度・角速度が一定の点を抽出し、その運動を追跡する記述を得る、等速・等角速度運動モデルを構築する。この運動モデルは、回転を伴う運動において、回転の影響を除去した運動の記述が得られ回転中心が追跡されるため、特に有効であると考えられる。Fig.6-7 にこの運動モデルで対象とする運動を示す。

以下、6. 3節の枠組みのもとで、運動モデルを構築する。6. 5. 1節でカルマンフィルタの状態方程式を、6. 5. 2節でカルマンフィルタの測定量を定式化する。

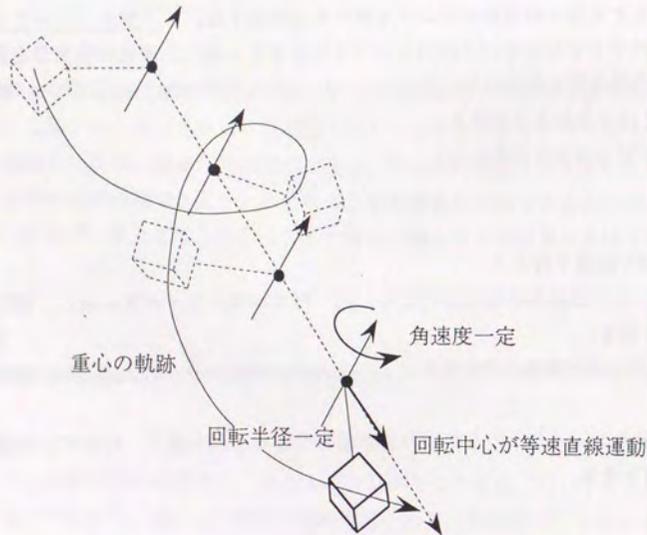


Fig.6-7 対象とする等速・等角速度運動

### 6. 5. 1 等速・等角速度運動モデルの状態方程式

状態変数としてFig.6-8に示すように、

- ・対象物の回転中心の位置・速度、
- ・角度・角速度、
- ・回転軸の方向
- ・回転半径

を考える。回転軸の方向は球面座標系において、Fig.6-9に示す $\alpha, \beta$ で表現する。状態変数を

$$\mathbf{x} = [x, v_x, y, v_y, z, v_z, \theta, \omega, \alpha, \beta, a]^T \quad (6.17)$$

とする。

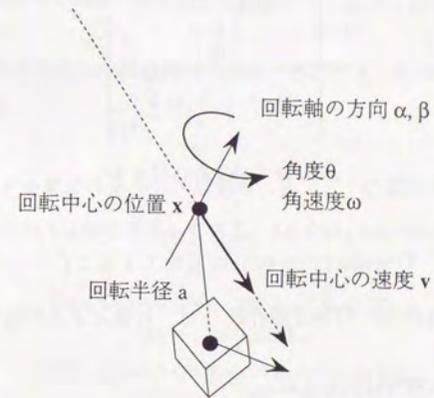


Fig.6-8 等速・等角速度運動モデルの状態変数

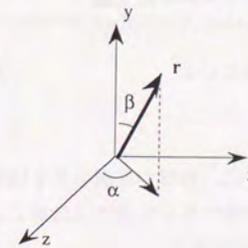


Fig.6-9 回転軸の方向の表現

次に状態方程式(6.1)の係数を決定する。等速度（回転中心において）、等角速度という仮定より、速度、角速度、回転軸方向、回転半径が一定である。また、位置、回転軸回りの角度に関して、式(6.18)~(6.21)が成り立つ。ただし  $\Delta t$  は 2 画像間の計測時間間隔である。

$$x_{i+1} = x_i + v_{xi} \Delta t, \quad (6.18)$$

$$y_{i+1} = y_i + v_{yi} \Delta t, \quad (6.19)$$

$$z_{i+1} = z_i + v_{zi} \Delta t, \quad (6.20)$$

$$\theta_{i+1} = \theta_i + \omega \Delta t. \quad (6.21)$$

そこで状態方程式(6.1)において

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} 1 \Delta t & & & & & \\ 0 \ 1 & & & & & \\ & 1 \Delta t & & & & \\ & 0 \ 1 & & & & \\ & & 1 \Delta t & & & \\ & & 0 \ 1 & & & \\ 0 & & & 1 \Delta t & & \\ & & & 0 \ 1 & & \\ & & & & & I_3 \end{bmatrix} \quad (6.22)$$

が成り立つ。また状態変数のうち位置、角度以外が外乱の影響をうけるとして、

$$\Gamma_1 = \text{diag} [0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1]^T \quad (6.23)$$

とおく。外乱の平均値  $\bar{\omega}_i$  および共分散行列  $Q_i$  は、対象によって適当に与える。

以上、状態変数、状態方程式を定めた。

### 6. 5. 2 等速・等角速度運動モデルの測定量

距離画像から計測できる測定量として

- ・ 3次元運動パラメータ、
- ・ 距離画像の重心位置、

を用いる。3次元運動パラメータは、前章で計測手法を構築している。また認識対象の距離画像の重心位置は、認識対象の重心位置にはほぼ等しいと考えられる。

記号の定義をFig.6-10に従い、測定量を

$$z = [v_{0x}, v_{0y}, v_{0z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z, x_g, y_g, z_g]^T \quad (6.24)$$

とする。

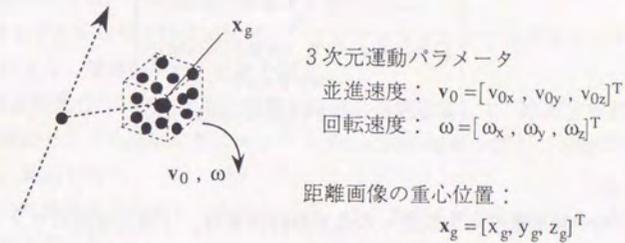


Fig.6-10 等速・等角速度運動モデルにおける測定量

以下、測定量と状態変数との間の関係式(6.2)を導出する。回転中心から対象物の重心までのベクトルを

$$\Delta x = [\Delta x, \Delta y, \Delta z]^T = x_g - x \quad (6.25)$$

とおく。このとき、 $|\Delta x|$  は回転半径  $a$  である。 $\Delta x$  をFig.6-8, 6-9より算出すると、

$$\Delta x = a (\cos \alpha \cos \theta - \sin \alpha \cos \beta \sin \theta) \quad (6.26)$$

$$\Delta y = a \sin \beta \sin \theta \quad (6.27)$$

$$\Delta z = -a (\sin \alpha \cos \theta + \cos \alpha \cos \beta \sin \theta) \quad (6.28)$$

と求められる。また、

$$v_0 = v - \omega \times x \quad (6.29)$$

$$\omega = \omega [\sin \alpha \sin \beta, \cos \beta, \cos \alpha \sin \beta]^T \quad (6.30)$$

が成り立つ。以上をあわせて、

$$f(x) = \begin{bmatrix} v_x - z \omega \cos \beta + y \omega \cos \alpha \sin \beta \\ v_y - x \omega \cos \alpha \sin \beta + z \omega \sin \alpha \sin \beta \\ v_z - y \omega \sin \alpha \sin \beta + x \omega \cos \beta \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \\ x - a (\cos \alpha \cos \theta - \sin \alpha \cos \beta \sin \theta) \\ y + a \sin \beta \sin \theta \\ z - a (\sin \alpha \cos \theta + \cos \alpha \cos \beta \sin \theta) \end{bmatrix} \quad (6.31)$$

と求められる。

また式(6.24)の測定量の測定誤差  $v$  の共分散行列  $R$  は、3次元運動パラメータに関しては前章での3次元運動パラメータの計測時に求められる共分散行列をそのまま用いればよい。また重心位置に関しては適当に与える。

以上、本節では6.3節で提案した、カルマンフィルタを利用したマッチングの枠組みにおける運動モデルを、等速・等角速度運動を具体的な対象として構築した。多くの移動物体の運動が等速・等角速度運動で近似できるため、この運動モデルは実用性が高いと言える。

## 6.6 おわりに

本章では時系列の距離画像を用いて運動をモデルベース認識する手法を提案した。

まず運動のモデルベース認識の枠組みを提案した。

- (1) 運動モデルを状態方程式で記述し、カルマンフィルタでモデルマッチングすることにより、運動の識別・記述を行う、
- (2) 状態方程式での記述が困難な運動を認識する手法として、状態方程式で記述された運動モデルを認識対象にマッチングした時の出力を新たに運動の特徴量とみなし、識別を行う

という2つの枠組みを提案し、定式化した。(2)における識別には、バックプロパゲーション法を用いた。

さらに上記の運動認識の枠組みで、実用的な運動モデルとして移動物体から速度・角速度が一定の点を抽出し、その運動を追跡する記述を得る、等速・等角速度運動モデルを定式化した。このときの特徴量には、距離画像の粗さにロバストに計測できるものとして、運動・距離式により計測される3次元運動パラメータ、距離画像の重心を用いた。

以上の手法は、これまでほとんど提案されていなかった距離画像を用いた運動のモデルベース認識において定式化された、独創性の高いものである。

ここで提案した手法の有効性は、7章のシミュレーションにより検証する。

## 第7章 形状と運動の認識実験

- 7.1 はじめに
- 7.2 実験システムの構成
  - 7.2.1 実験システムの全体構成
  - 7.2.2 距離画像センサの構成
  - 7.2.3 距離画像計測の原理
  - 7.2.4 距離画像センサのスペック
- 7.3 形状の特徴計測実験
  - 7.3.1 法線ベクトルの計測
  - 7.3.2 4つの基本形状から構成されるシーンの認識
  - 7.3.3 多数円筒の認識
- 7.4 基本形状を要素として持つ形状のモデルベース認識実験
  - 7.4.1 認識対象
  - 7.4.2 モデル
  - 7.4.3 認識対象中の基本形状の認識
  - 7.4.4 マッチングおよび位置・姿勢の計測
- 7.5 3次元運動パラメータ計測実験
  - 7.5.1 立方体の3次元運動パラメータ計測実験
  - 7.5.2 運動計測不能方向の検出
- 7.6 運動のモデルベース認識のシミュレーション
  - 7.6.1 等速・等角速度運動モデルのマッチング
  - 7.6.2 3種の運動の識別
- 7.7 おわりに

## 7. 1 はじめに

本章では3～6章で提案された手法の有効性を、実距離画像を用いた実験およびシミュレーションによって検証する。

- ・形状の特徴の計測,
- ・形状のモデルベース認識,
- ・3次元運動パラメータの計測

の手法の有効性を、実際の距離画像センサで入力された粗い距離画像を用いた実験により検証する。そして

- ・運動のモデルベース認識
- のみシミュレーションにより有効性を検証する。

まず7. 2節で距離画像センサを中心に、実験装置の説明を行う。

7. 3節で3章に対応した形状の特徴の計測の実験を行う。

7. 4節で4章に対応した形状のモデルベース認識の実験を行う。

7. 5節で5章に対応した3次元運動パラメータの計測の実験を行う。

7. 6節で6章に対応した運動のモデルベース認識のシミュレーションを行う。

## 7. 2 実験システムの構成

7. 2. 1項で実験システムの全体構成を示した後、7. 2. 2項以下で距離画像センサの解説を行う。

### 7. 2. 1 実験システムの全体構成

実験システムの構成をFig.7-1-7-2に示す。距離画像センサ、パーソナルコンピュータ、3次元測定器から構成される。3次元測定器の基盤上に置かれた認識対象を距離画像センサで計測し、入力された距離画像をパーソナルコンピュータで処理する。3次元測定器は、距離画像センサのキャリブレーションおよび位置・姿勢の計測結果の評価に用いる。

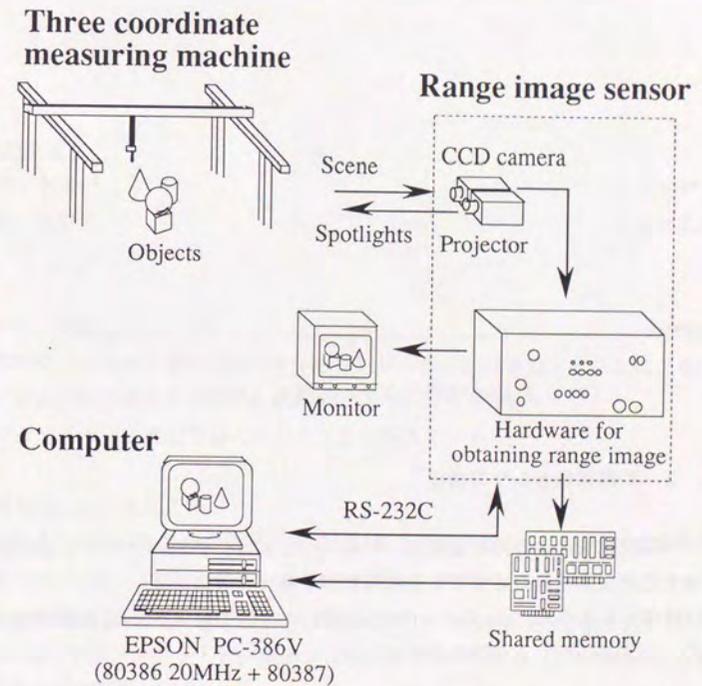


Fig.7-1 実験システムの構成

距離画像センサは[反町 90]で提案されているセンサを一部改良したものを用了。  
 パーソナルコンピュータにはEPSONのPC386V (CPU80386 20MHz + FPU80387)を用了。

3次元測定器には、MITUTOYOのAE122を用了。

本節の以下の項で距離画像センサに関して詳しく説明する。



Fig.7-2 実験システムの構成 (写真)

### 7. 2. 2 距離画像センサの構成

本センサは投光法による距離画像センサの一つであり、多点のスポット光を投影し、各スポット光が投影された点までの距離を計測する。

Fig.7-1に示したように、(1)スポット光投影器、(2) CCDカメラ、(3) 距離算出ハードウェア の3ユニットより構成されている。

#### (1) スポット光投影器

1400点余りのスポット光を投影する。Fig.7-3に示すように、投影用のレンズの焦点位置にスポット光に対応する窓のあるマスクを置き、それをハロゲンランプ(12V 100W)で照明している。Fig.7-4に投影されたスポット光の写真を示す。またレンズは焦点距離20mm、絞りF5.6 (3.5~22まで調整可能)、ピント固定である。

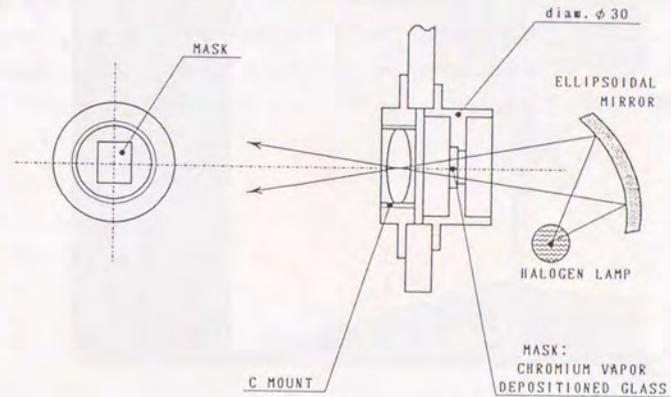


Fig.7-3 スポット光投影器の構造

#### (2) CCDカメラ

スポット光が投影されているシーンを入力し、距離算出ハードウェアにビデオ信号を送る。CCDの画素数は768×490である。レンズはスポット光投影器のものと同じである。

スポット光投影器とCCDカメラは約60mmの間隔で固定されている。この間隔、ないしはスポット光投影器とCCDカメラのレンズの焦点距離を変えることにより、計測レンジおよび計測精度を変更することが可能である[反町 90]。

Fig.7-5 にスポット光投影器とCCDカメラの写真を示す。

#### (3) 距離算出ハードウェア

CCDカメラから入力されたスポット光が投影されているシーンのビデオ信号から1056点(96×11点)の距離情報を実時間で算出し、ビデオレート(1/30秒)で出力する。距離情報は04h~FFhの値で出力される。ただし、測定範囲内で最も近い時が04h、最も遠い時がFEh、スポット光が検出されない時がFFhである。この04h~FFhの距離情報を以後センサ距離と呼ぶ。

算出されたセンサ距離は、

(a) ビデオ信号

(b) RS-232C

(c) パーソナルコンピュータとの共有メモリ

の3系統に出力される (Fig.7-1参照) .またRS-232Cはセンサの制御用のコマンド(しきい値の設定など)を送るためにも用いられる. このうち(c)の共有メモリは元のセンサを改良して付加した部分である. この共有メモリを介することにより, センサ距離をパーソナルコンピュータにビデオレートで転送することが可能である. なおセンサ距離の実際の距離への変換は, パーソナルコンピュータで行う.

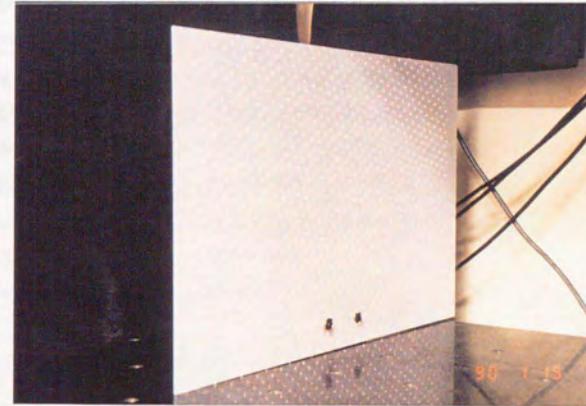


Fig.7-4 投影されたスポット光

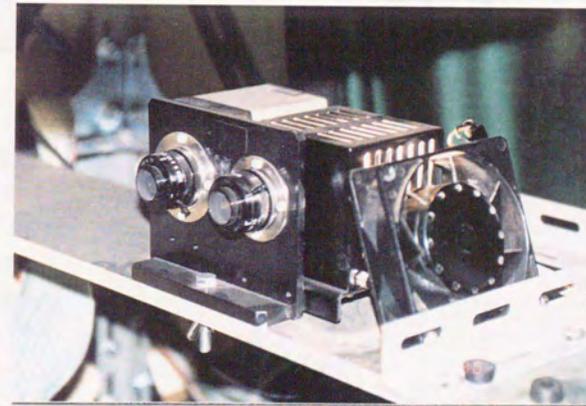


Fig.7-5 スポット光投影器およびCCDカメラ

### 7. 2. 3 距離画像計測の原理

本センサはFig.7-6に示すように各スポット光までの距離を三角測量の原理で計測する。スポット光像が計測距離に応じてCCD素子上を横方向に移動する。このときスポット光像は正確にCCDの1ライン上に移動する。各スポット光に対してCCDの64画素が割当てられており、距離算出ハードウェアはCCD素子上のスポット像に対ししきい値処理をした後に重心演算を行ない、割当てられた64画素上でのスポット像位置を1/4画素分の分解能で8ビット値として04hからFFhまでの値で出力する。これがセンサ距離である。すなわちセンサ距離はスポット像のCCD素子上での位置を表す。

ここで用いているCCDは1ラインの画素数が768である。そこで  $768 \div 64 = 12$  でこのうち端の1を捨てて、1ライン当り11点のスポット像が割り当てられている。一方縦方向は5ラインごとに計96ラインで測定する。そこで測定点数が  $96 \times 11$  点になっている。

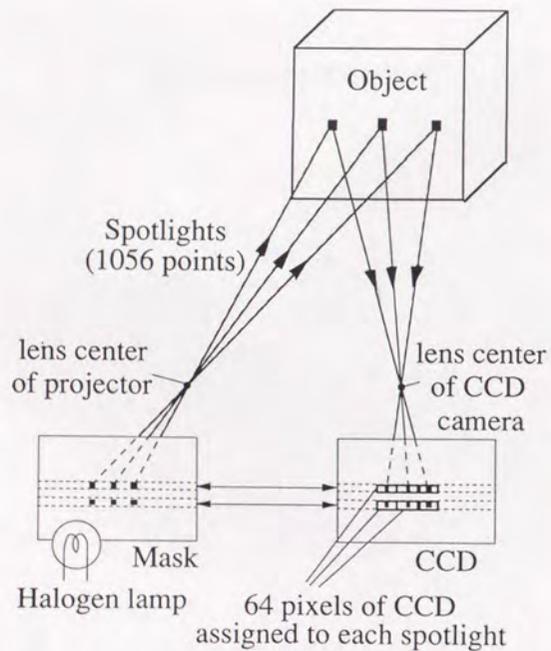


Fig.7-6 距離画像センサの距離計測原理

### 7. 2. 4 距離画像センサのスペック

本項では、センサのスペックとして、(1)計測点数、(2)計測時間、(3)計測範囲、(4)計測点の分布、(5)距離の計測精度 を評価する。

まずスペックの評価に先立ちセンサ座標系を設定する。スポット光投影器のレンズ中心をセンサ原点とする。このとき、本センサで得られる距離画像は、2. 2節での距離画像の定義に当てはまる。レンズの光軸方向をz軸とし、右手座標系でx,y軸をFig.7-7のように設定する。

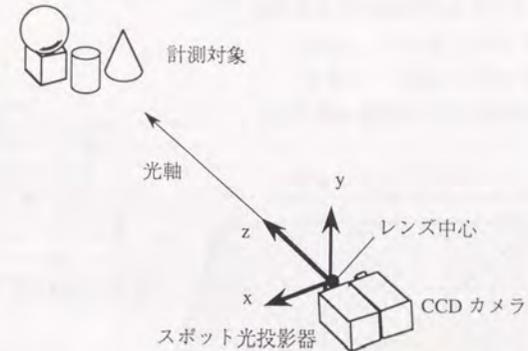


Fig.7-7 距離画像センサの座標系の設定

#### (1) 計測点数

前記したように、 $96 \times 11$  点の計1056点である。粗い距離画像と言える。

#### (2) 計測時間

センサ距離は1/30秒で算出されるが、それをパーソナルコンピュータで実際の距離に変換するためにさらに時間を要する。本実験システムのパーソナルコンピュータを用いた場合、センサ距離の計測時間の1/30秒と合わせて、

計測点数 (センサ出力がFFhでない点) が 約500点以上の時 : 3/30秒  
約500点以下の時 : 2/30秒

である。

#### (3) 計測範囲

光軸方向であるz軸方向とx,y軸方向とに分け、実測値を示す。

(a) z 軸方向

スポット像の移動範囲がCCDの64画素に制限されているため、距離計測可能な範囲が限定される。各スポット光ごとに距離計測範囲は多少異なるが、平均で

$$798.3\text{mm} \leq z \leq 1502.5\text{mm} \quad (04h) \quad (FEh)$$

である。

(b) x, y 軸方向

投光器からスポット光が投影される範囲は、

x 軸 (水平) 方向:  $+7.0^\circ \sim -14.7^\circ$

y 軸 (垂直) 方向:  $+8.6^\circ \sim -9.3^\circ$

である。Fig.7-8に以上の計測範囲を図示する。

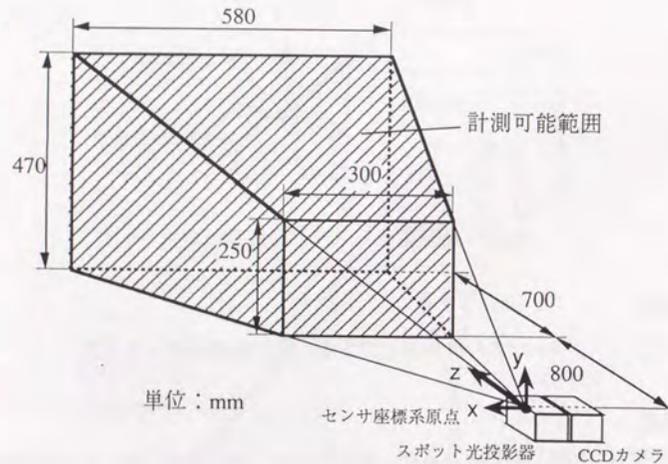


Fig.7-8 距離画像センサの距離計測範囲

(4) 計測点の分布

本センサのマスクをFig.7-9に示す。Fig.7-9の黒い部分が窓の部分で、ここを通った光がスポット光として投影される。このとき得られる距離画像は、各計測点の周囲を6点が取り囲む配置になっている。

Fig.7-9のマスク上では8つのます目あたりに1つの窓がある。そこで、投影された

1つのスポット光が占める面積 (Fig.3-14参照) として、まず目8こが投影された面積を考える。レンズの焦点距離が20mm, ます目1つの面積が $4.939\text{e-}2 \text{ mm}^2$ より、

$$s_i = 1.235 \text{e-}4 \frac{z_i^2}{|n_{zi}|} \quad (\text{mm}^2) \quad (7.1)$$

で求められる。ただし  $z_i$  は距離の z 成分,  $n_{zi}$  は法線ベクトルの z 成分である。例えば  $z_i$  が1000mmで  $n_{zi}$  が $-1.0$  (計測対象がz軸に垂直) の時,  $s_i$  は $123.5\text{mm}^2$ となる。以後の形状の特徴の計測実験における面積の計算には、式(7.1)を用いる。

また  $s_i$  の平方根は計測点の間の平均距離とみなすことができる。上記の条件では、11.1mmである。

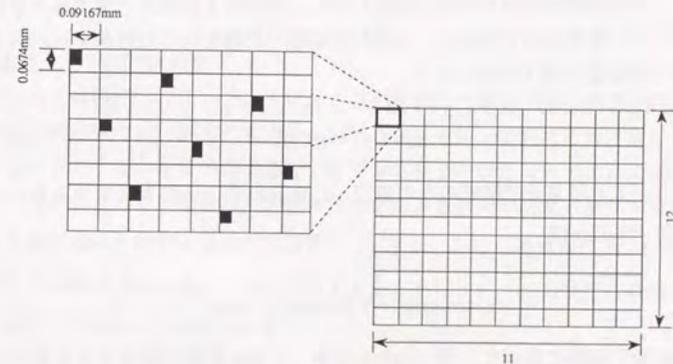


Fig.7-9 距離計測点の分布

(5) 距離計測誤差

実験により距離計測誤差を評価する。本センサによる距離  $r$  の分解能を  $\Delta r$ , 距離の光軸方向の成分  $z$  の分解能を  $\Delta z$  とする。すなわち  $z=r \cdot \cos\theta$ ,  $\Delta z = \Delta r \cdot \cos\theta$  である。本センサでは  $\Delta z$  が距離の z 成分の2乗に比例し、

$$\Delta z = k \cdot z^2 \quad (k: 2.32 \times 10^{-6}) \quad (7.2)$$

で与えられる[反町90]。比例定数の  $k$  は実験により求めた。距離計測方向の z 成分の方向余弦を  $\cos\theta$  とすると

$$\Delta r = k \cdot \cos^2\theta \cdot r^2 \quad (7.3)$$

となる。この式は量子化誤差に伴う分解能が距離の2乗に比例することを示している。もしセンサの距離計測誤差が量子化誤差のみであれば、式(7.2),(7.3)の分解能 $\Delta r$ ,  $\Delta z$ に対し、距離の標準偏差 $\sigma_r$ ,  $\sigma_z$ が

$$\sigma_r = 0.29 \cdot \Delta r, \quad \sigma_z = 0.29 \cdot \Delta z \quad (7.4)$$

で与えられるが[Brandt 70], 実際に距離計測を行なう場合には、重心演算によるセンサ距離算出時の誤差、キャリブレーション時の誤差などが影響するため、距離計測誤差が大きくなる。この場合の誤差分布はガウス分布で近似できると考えられる。

実験により距離計測誤差を求めた結果を示す。距離のz成分が一定である平板の距離計測を行い、標準偏差を求めた。21通りの距離で計測を行った結果をFig.7-10に示す。最小2乗曲線の当てはめにより、

$$\sigma_z = 1.32 \times 10^{-6} \cdot z^2 \quad (7.5)$$

と定まった。これは量子化誤差のみと仮定した場合の約2倍の大きさである。このとき距離の計測誤差 $\sigma_r$ は

$$\sigma_r = \sigma_z \cdot \cos\theta = 1.32 \times 10^{-6} \cdot z^2 \cdot \cos\theta \quad (7.6)$$

となる。以後の実験において、式(7.6)から計算した値を距離の誤差として用いる。

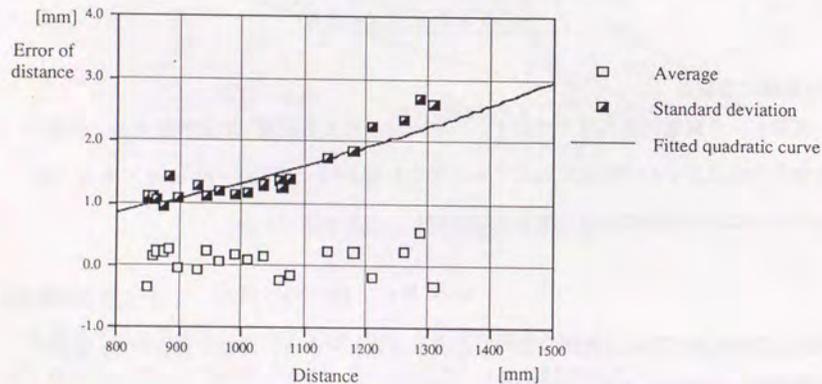


Fig.7-10 z 軸方向の距離計測誤差 (標準偏差)

### 7. 3 形状の特徴計測実験

本節では、3章で提案した形状の特徴の計測手法の有効性を実験により検証する。まず7. 3. 1項で法線ベクトルの計測をとりあげる。以下の実験における法線ベクトルの計測条件を示すとともに、3. 2. 2項で示した誤差解析の結果を検証する。次に7. 3. 2項で、4つの基本形状のみから構成される形状が複数存在するシーンを対象として、基本形状の識別・計測実験を行う。この実験が本節における中心である。さらに7. 3. 3項で多数円筒の認識実験を行い、複雑な対象に対する本形状計測手法の実用性の高さを検証する。

#### 7. 3. 1 法線ベクトルの計測

##### (1) 法線ベクトルの計測条件

本センサではFig.7-9に示したように、1点の計測点の周囲を6点を取り囲んでいる。そこで以下の実験では、周囲の6点をあわせた7点を用いて各点での法線ベクトルを計測することとする。形状の周辺部分で計測する場合や計測点の欠如によって周囲の6点すべてが存在しない場合は、計測された点のみを用いて法線ベクトルを計測する(ただし計測点の合計が4点以上の場合)。 $\chi^2$ 検定における有意水準 $\alpha$ は0.005とする。例えば7点が計測された場合、自由度が4であるから、式(3.5)の残差2乗和に対するしきい値は $\chi^2_{0.995}(4) = 14.86$ である。

##### (2) 法線ベクトルの誤差

上記の計測条件での法線ベクトルの計測誤差を求めておく。Fig.7-11に示すようにz軸方向にある平面で法線ベクトルを計測したとする。平面がz軸に垂直で誤差が最大になる場合を考える。このとき式(3.7),(3.9)および本センサの距離計測誤差の式(7.5)より法線ベクトルの共分散行列を求めると、

$$C_n = z^2 \begin{bmatrix} 5.60 \text{ e-}9 & 5.88 \text{ e-}10 & 0 \\ 5.88 \text{ e-}10 & 3.02 \text{ e-}9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7.7)$$

と求められる。式(7.7)より法線ベクトルの誤差の標準偏差は距離に比例し、距離1000mmにおいてx方向が $0.075\text{rad}$ , y方向が $0.055\text{rad}$ である。

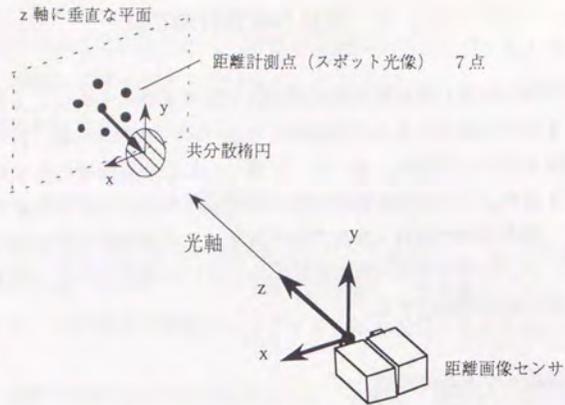


Fig.7-11 誤差解析における法線ベクトルの計測条件

3. 2. 2項で示した誤差解析の結果のうち、面の傾きの影響を検証する実験を行った。Fig.7-12に示すように、平面をx軸方向に傾斜させ、距離画像を入力し、距離画像の各点で法線ベクトルを計測した。

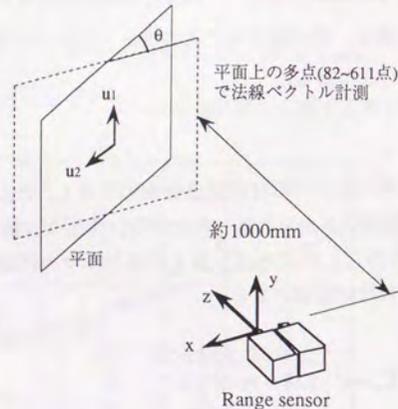


Fig.7-12 面の傾きが法線ベクトルの計測誤差に与える影響の検証実験

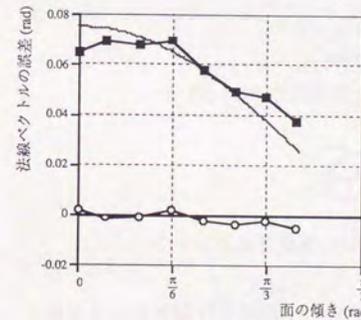
近傍の7点で距離が計測された法線ベクトルで誤差を評価した。距離が計測誤差に与える影響を除くため、式(7.6)より計測誤差を距離のz成分の2乗で割ってzが1000mmの場合に換算した。結果をTable 7-1, Fig.7-13に示す。Table 7-1のu1方向, u2

方向をそれぞれグラフで表したものがFig.7-13である。

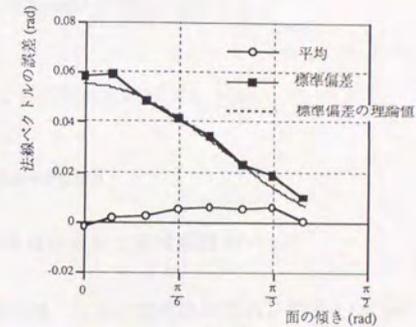
Table 7-1 面の傾きが法線ベクトルの計測誤差に与える影響

面の傾きq (実測値)	点数	u1方向		u2方向	
		誤差平均	標準偏差	誤差平均	標準偏差
0.000	611	0.0019	0.0654	-0.0019	0.0584
0.153	587	-0.0012	0.0693	0.0023	0.0589
0.342	527	-0.0005	0.0676	0.0026	0.0486
0.517	481	0.0016	0.0696	0.0055	0.0410
0.691	390	-0.0020	0.0581	0.0058	0.0341
0.868	401	-0.0036	0.0492	0.0057	0.0230
1.034	259	-0.0019	0.0472	0.0061	0.0191
1.209	82	-0.0050	0.0373	0.0006	0.0101

単位: rad (点数以外)



(a) u1方向



(b) u2方向

Fig.7-13 面の傾きが法線ベクトルの計測誤差に与える影響

Fig.7-13において、(a)で面の傾きが大きい場合、理論値よりも誤差がやや大きくなっているが、これは距離の計測誤差が面の傾きにより大きくなった影響であると推測される。また、(b)で誤差の平均が0になっていないが、これはセンサのキャリブレーションが不十分なためであると推測される。以上の点を考慮すれば、全体としては法線ベクトルの誤差(標準偏差)は、面の傾きによらず理論値とはほぼ一致しており、

- ・ 3章で求めた法線ベクトルの誤差の理論値が妥当である、
  - ・ u1方向に $\cos\theta$ , u2方向に $\cos\theta$ の2乗に法線ベクトルの誤差の大きさが比例するという誤差解析の結果が妥当である
- という2点が示されている。

### 7. 3. 2 4つの基本形状から構成されるシーンの認識

基本形状のみから構成される形状が複数存在するシーンを対象として実験を行うことにより、3章で提案した基本形状の識別・計測手法の検証を行う。

#### (1) 認識対象

Fig.7-14に示すように、(a)1辺の長さが100mmの立方体、(b)半径25mm、高さ100mmの円筒、(c)頂角30°、高さ86mmの円錐、(d)半径50mmの球をセンサから約1000mmの所に置き、距離画像を計測した。

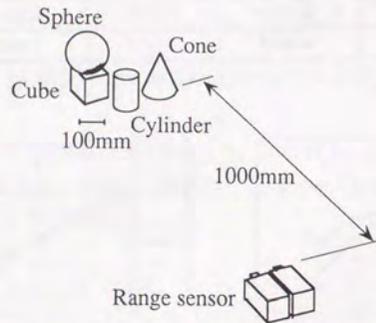


Fig.7-14 認識対象：4つの基本形状から構成されるシーン

Fig.7-15に得られた距離画像を示す。網の目の交点が、距離が計測された点を表す。また網の目は隣接する距離計測点を結んだものである。

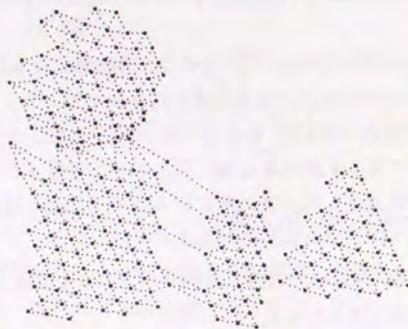


Fig.7-15 距離画像

#### (2) 法線ベクトル計測

Fig.7-15の距離画像の各点で法線ベクトルを計測した結果を示す。Fig.7-16に $\chi^2$ 検定で棄却されず有効な法線ベクトル、Fig.7-17に棄却された法線ベクトルを示す。物体間の境界の不正確な法線ベクトルが棄却されており、検定の定式化の妥当性が示されている。

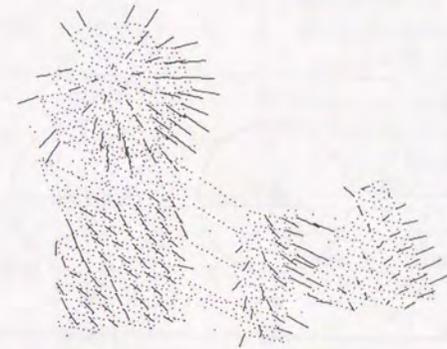


Fig.7-16 各距離計測点で計測された法線ベクトル

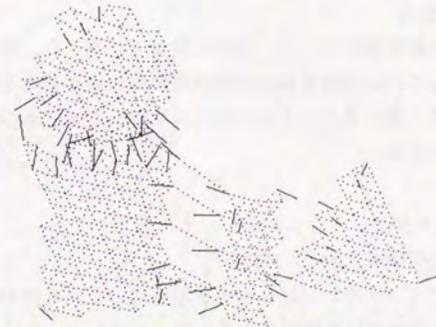


Fig.7-17  $\chi^2$ 検定により棄却された法線ベクトル

#### (3) 複数物体の分離

4. 3節に従って複数物体の分離を行った。この時、距離の不連続性のしきい値を20mmとした。さらに法線ベクトルの角度の差が10°以上の隣接点を分割し、凸で隣接する領域の併手法として、隣接点へのベクトルと法線ベクトルの間のなす角が90°以上の場合に隣接点を併合した。その結果、Fig.7-15の距離画像が、4つの物体に

対応して正しく分離された。

#### (4) 基本形状の識別

分離された各物体領域が4つの基本形状のいずれであるかを識別した。Fig.7-18に各領域の拡張ガウス像を示す。3.3.2項の手順で識別を行った結果、各領域がそれぞれ正しい基本形状と識別された。

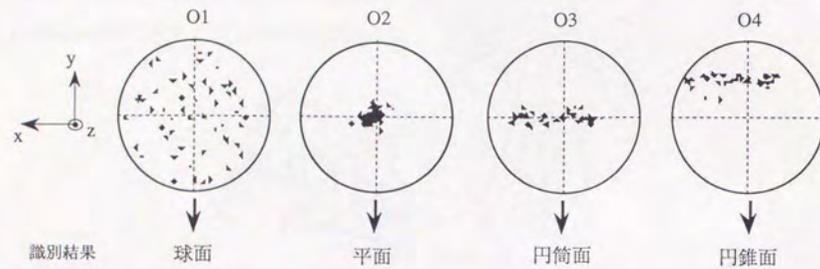


Fig.7-18 分離された各領域の拡張ガウス像

#### (5) 基本形状の特徴量計測

識別された各領域の特徴量を3.3.3項に従って計測した。結果をTable 7-2およびFig.7-19に示す。Fig.7-19は距離画像に計測結果を重ね書きしたものであり、距離画像と計測結果の一致度の高さより、4つの形状の位置・姿勢、その他の特徴量の計測手法の妥当性が主張される。

また処理時間は

複数物体の分離：0.64秒

識別・計測：各領域に対し0.1秒以下

であった。一般的なパーソナルコンピュータを用いているにも関わらず、他の研究例（例えば[中澤90]では同等の対象に対し、6分以上を要している）に比べ非常に高速であり、複数物体の分離手法ならびに基本形状の識別・計測手法の、高速性における有効性が主張される。

以上、4つの基本形状のみから構成されるシーンの認識実験により、3章で確立し定式化した基本形状の識別・計測手法が、粗い距離画像に適用できること、高速であることを示した。

Table 7-2 各領域の識別・計測結果

領域	計測点数	識別結果	識別時間 (msec)	計測時間 (msec)	特徴量の計測結果
O1	68	球面	53	24	重心位置： $[-43.5, -7.6, 991.7]^T$ 半径：49.4mm
O2	76	平面	39	51	法線ベクトル： $[0.052, 0.019, 0.998]^T$ 重心位置： $[-38.0, -106.1, 947.9]^T$ 面積：8330mm <sup>2</sup>
O3	40	円筒面	40	41	軸ベクトル： $[0.003, 1.000, -0.015]^T$ 軸の中心位置： $[-107.4, -98.0, 899.6]^T$ 半径：25.6mm 高さ：83.6mm
O4	44	円錐面	38	45	軸ベクトル： $[0.122, 0.949, -0.292]^T$ 頂点位置： $[-186.0, -65.6, 917.3]^T$ 頂角：42.5° 高さ：57.3mm

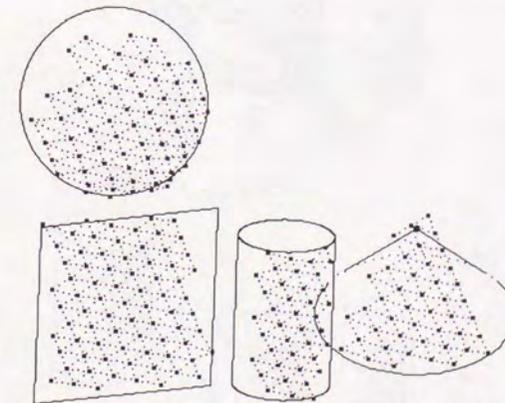


Fig.7-19 4つの基本形状の計測結果

### 7. 3. 3 多数円筒の認識

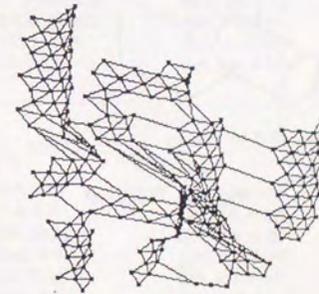
基本形状の抽出・計測手法の、複雑な対象への適用性を検証するため、多数円筒の認識実験を行った。実験対象をFig.7-20(a)に示す。円筒は半径20mm前後のものを用いた。得られた距離画像がFig.7-20(b)である。この距離画像に対し、抽出できる限りの円筒面を抽出し、その位置・姿勢を計測した結果がFig.7-20(c)である。なお、本実験では分割された領域を全て円筒面と仮定し、識別処理は省略した。法線ベクトルの計測、領域分割のしきい値などは前項と同じである。円筒が重なりあっている複雑な対象の粗い距離画像であるにも関わらず、いくつかの円筒面が抽出、計測されている。また処理時間は1.5秒以下と高速であった。例えばコンデンサなどの対象を扱うピンピッキングにおいてサイクルタイムが数秒程度であることを考えると、ほぼ実用的な高速性を達成していると言える。

以上より、基本形状の抽出・計測手法が複雑な対象にも適用可能であること、ならびに実用上ほぼ十分な程度に高速であることが示された。

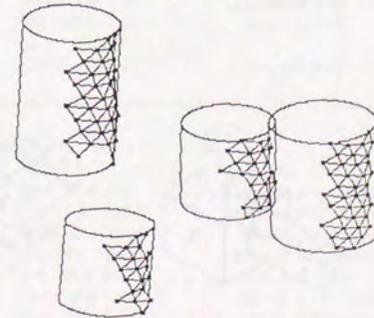
以上、本節では、3章で確立した法線ベクトルの計測手法、基本形状の抽出・特徴量の計測手法の妥当性を検証した。



(a) 認識対象



(b) 距離画像



(c) 認識結果

Fig.7-20 複数円筒の認識

## 7. 4 基本形状を要素として持つ形状のモデルベース認識実験

本節では、4章で提案した形状のモデルベース認識手法の有効性を検証するための実験を行う。

### 7. 4. 1 認識対象

Fig.7-21に示す、立方体と2つの円筒が接続された物体を認識対象とした。この対象は基本形状の中でも特に実用性の高い平面と円筒面を含んでおり、実験対象として適切であると考えられる。

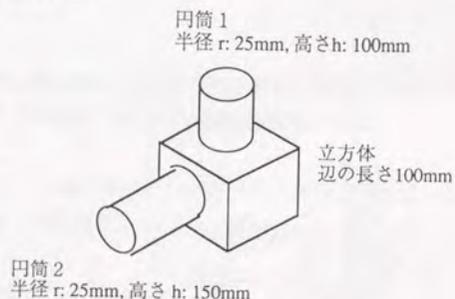


Fig.7-21 認識対象

### 7. 4. 2 モデル

Fig.7-22に示す3種類のモデルを用意した。

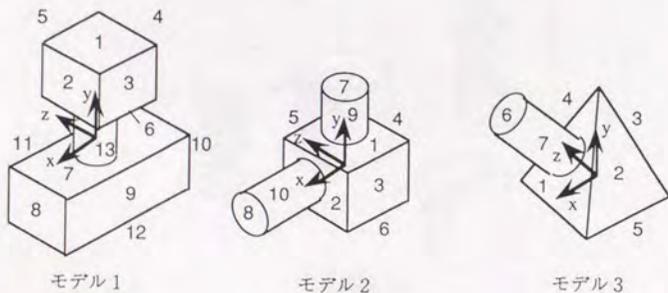


Fig.7-22 モデル

モデル1は辺の長さ100mmの立方体と60×100×210mmの直方体と半径49.5mm, 高さ150mmの円筒が接続された形状, モデル2は辺の長さ100mmの立方体と半径25mm, 高さ150mmと高さ100mmの2つの円筒が接続された形状, モデル3は底辺145mm, 斜辺218mmの4角錐と半径25mm, 高さ100mmの円筒が接続された形状である。このうちモデル2が認識対象のモデルである。以下、各モデルの記述を示す。

#### モデル1

平面: 12 円筒面: 1 円錐面: 0 球面: 0

基本形状No.	種類	位置	姿勢	基本形状固有の特徴量
1	平面	[0.0, 175.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
2	平面	[50.0, 125.0, 0.0] <sup>T</sup>	[1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
3	平面	[0.0, 125.0, -50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, -1.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
4	平面	[-50.0, 125.0, 0.0] <sup>T</sup>	[-1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
5	平面	[0.0, 125.0, 50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, 1.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
6	平面	[0.0, 75.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, -1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 2460
7	平面	[0.0, -75.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 13300
8	平面	[105.0, -105.0, 0.0] <sup>T</sup>	[1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 6000
9	平面	[0.0, -105.0, -50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, -1.0] <sup>T</sup>	面積: 12600
10	平面	[-105.0, -105.0, 0.0] <sup>T</sup>	[-1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 6000
11	平面	[0.0, -105.0, 50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, 1.0] <sup>T</sup>	面積: 12600
12	平面	[0.0, -135.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, -1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 21000
13	円筒面	[0.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	半径: 49.5 高さ: 150.0

#### モデル2

平面: 8 円筒面: 2 円錐面: 0 球面: 0

基本形状No.	種類	位置	姿勢	基本形状固有の特徴量
1	平面	[0.0, 50.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 8037
2	平面	[50.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	[1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 8037
3	平面	[0.0, 0.0, -50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, -1.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
4	平面	[-50.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	[-1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
5	平面	[0.0, 0.0, 50.0] <sup>T</sup>	[0.0, 0.0, 1.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
6	平面	[0.0, -50.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, -1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 10000
7	平面	[0.0, 150.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 1963
8	平面	[200.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	[1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 1963
9	円筒面	[0.0, 100.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, 1.0, 0.0] <sup>T</sup>	半径: 25.0 高さ: 100.0
10	円筒面	[125.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	[1.0, 0.0, 0.0] <sup>T</sup>	半径: 25.0 高さ: 150.0

#### モデル3

平面: 6 円筒面: 1 円錐面: 0 球面: 0

基本形状No.	種類	位置	姿勢	基本形状固有の特徴量
1	平面	[50.9, 18.4, 0.0] <sup>T</sup>	[0.940, 0.341, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 13480
2	平面	[0.0, 18.4, -50.9] <sup>T</sup>	[0.0, 0.341, -0.940] <sup>T</sup>	面積: 15440
3	平面	[-50.9, 18.4, 0.0] <sup>T</sup>	[-0.940, 0.341, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 15440
4	平面	[0.0, 18.4, 50.9] <sup>T</sup>	[0.0, 0.341, 0.940] <sup>T</sup>	面積: 15440
5	平面	[0.0, -41.2, 0.0] <sup>T</sup>	[0.0, -1.0, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 21030
6	平面	[52.0, 19.0, 0.0] <sup>T</sup>	[0.940, 0.341, 0.0] <sup>T</sup>	面積: 1960
7	円筒面	[99.1, 36.1, 0.0] <sup>T</sup>	[0.940, 0.341, 0.0] <sup>T</sup>	半径: 25.0 高さ: 100.0

7. 4. 3 認識対象中の基本形状の認識

Fig.7-23(a) にFig.7-21の認識対象の距離画像を示す。この距離画像から, Fig.7-23(b)に示す3つの基本形状が認識された。各基本形状の識別・計測を行った結果をTable 7-3に示す。

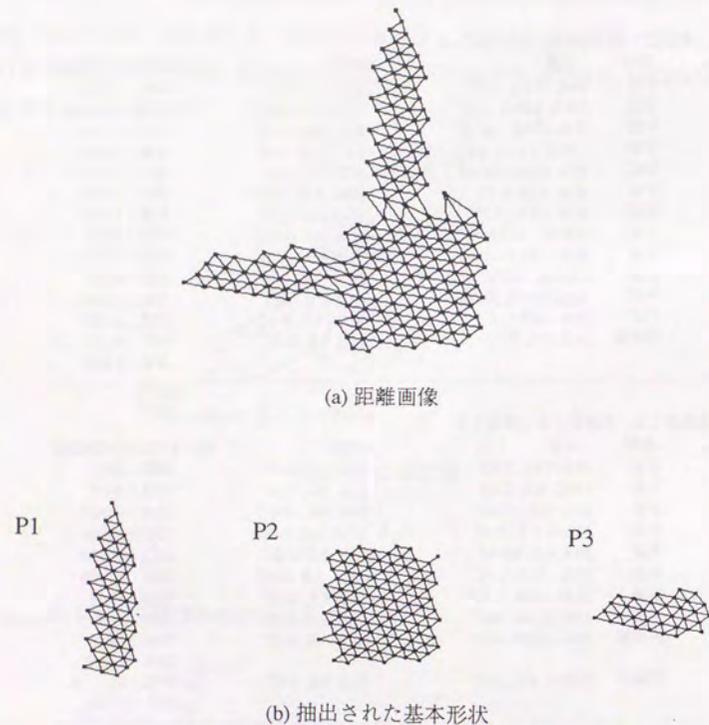


Fig.7-23 距離画像から抽出された基本形状

Table 7-3 各領域の識別・計測結果

領域	識別結果	特徴量の計測結果
P1	円筒面	軸ベクトル: $\mathbf{p}_1 = [0.043, 0.999, -0.022]^T$ 軸の中心位置: $\mathbf{x}_1 = [-89.4, 38.5, 908.1]^T$ 半径: 26.3mm 高さ: 143.1mm
P2	平面	法線ベクトル: $\mathbf{p}_2 = [0.047, -0.002, -0.999]^T$ 重心位置: $\mathbf{x}_2 = [-89.3, -84.6, 858.4]^T$ 面積: 9560mm <sup>2</sup>
P3	円筒面	軸ベクトル: $\mathbf{p}_3 = [0.997, 0.014, 0.075]^T$ 軸の中心位置: $\mathbf{x}_3 = [8.18, -83.6, 907.2]^T$ 半径: 19.0mm 高さ: 96.4mm

7. 4. 4 マッチングおよび位置・姿勢の計測

以上の基本形状の識別・計測結果を用いて, 4. 5節に従ってマッチングを行った。その結果, Fig.7-22の3つのモデルのうちモデル2であると正しく識別され, 認識対象の3つの基本形状が, モデルの基本形状と, Fig.7-24に示すように正しく対応づけられた。

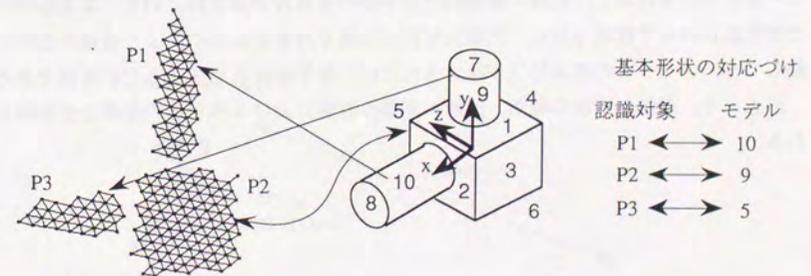


Fig. 7-24 基本形状の対応づけ

さらに4.6節に従って位置・姿勢の計測を行った。まず、認識対象とモデルとの基本形状の対応づけ結果を用いて、モデルの基本形状の姿勢を認識対象の基本形状の姿勢に一致させる回転行列として姿勢Rを算出し、続いて回転させたモデルを認識対象に重ね合わせる並進として位置dを求めた。結果をFig.7-25に示す。Fig.7-25は、認識対象の距離画像と、求められた位置・姿勢に配置したモデルとを重ねて示したものである。

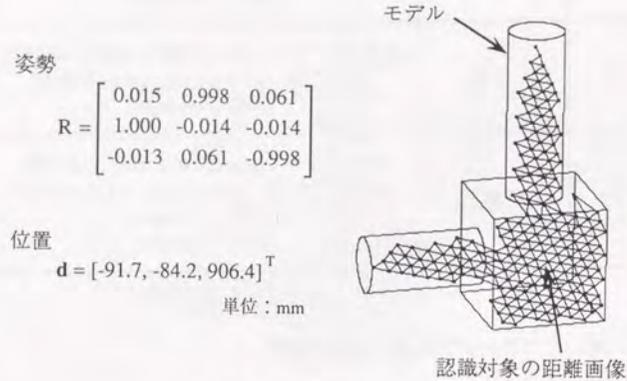


Fig.7-25 位置・姿勢の計測

以上、本論文で提案した手法を用いた形状のモデルベース認識の実験例を示した。認識対象に含まれる10個の基本形状のうち、3個しか計測されていないにも関わらず、識別・計測に成功している。Fig.7-25に示されているように、モデルと距離画像の一致度が非常に高く、位置・姿勢の計測手法の妥当性が示されている。本実験例では基本形状のみで構成された、比較的単純な形状を対象としたが、より複雑な形状に関しても、いくつかの基本形状が抽出されれば、本手法を適用することが可能である。

以上より、複雑な形状の識別、位置・姿勢の計測における本手法の有効性が主張される。

## 7.5 3次元運動パラメータ計測実験

本節では、2種類の実験により、5章で提案した手法の有効性を検証する。まず運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測の有効性を示すための実験を行う。次に、5.4節で提案した、対象が計測できない運動成分（運動計測不能方向）を持つ形状の場合の運動計測手法の有効性を示すための実験を行う。

### 7.5.1 立方体の3次元運動パラメータ計測実験

運動計測不能方向がなく3次元運動パラメータのすべての成分が求まる例として、3面が観測される一辺100mmの立方体の運動を計測した。

立方体をセンサからほぼz軸方向に約1000mmの場所に3面すべてが観測できるように置き、xyθテーブルを用いて運動を生成して2枚の距離画像を入力した。2枚の距離画像で $\chi^2$ 検定で棄却されずに法線ベクトルが求められ、かつ法線ベクトルの変化が $20^\circ$ 以下の計測方向で運動・距離式を求めた。法線ベクトルの変化に制限を与えたのは、2枚の距離画像で立方体の異なる面を計測している点を除くためである。運動・距離式を連立し、5.3節に従って3次元運動パラメータの推定値および推定誤差を求めた。

Fig.7-26に示す3通りの運動の計測実験を行った。

- (a) x軸方向の10mmの並進
- (b) x軸方向の30mmの並進
- (c) 立方体の中心を通りy軸に平行な軸まわりの $10^\circ$ の回転

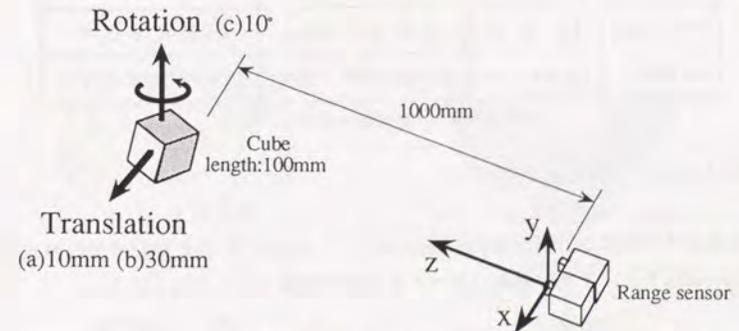


Fig.7-26 立方体の運動計測実験

計測結果をTable 7-4 に示す。Number of measured pointsは運動・距離式が求められた点数を示す。推定誤差として、共分散行列の対角成分の平方根すなわち3次元運動パラメータの各成分の標準偏差を示している。並進パラメータの値およびその誤差は得られた距離画像の重心における値である。また表中の単位は並進がmm, 回転がradである。

計測時間は0.5秒程度であった。

Table 7-4 3次元運動パラメータの計測結果  
(a) 10mm translation (average of 5 measurements)

	given motion	calculated errors	actual errors
Trans.[mm]	[10.0 0 0]	[0.34 0.26 0.23]	[0.41 0.28 0.33]
Rot.[rad]	[0 0 0]	[0.006 0.008 0.007]	[0.009 0.010 0.007]

Number of measured points : 70

(b) 30mm translation (average of 4 measurements)

	given motion	calculated errors	actual errors
Trans.[mm]	[30.0 0 0]	[1.00 0.57 0.44]	[1.48 0.54 1.19]
Rot.[rad]	[0 0 0]	[0.012 0.022 0.015]	[0.005 0.023 0.014]

Number of measured points : 39

(c) 10° rotation (average of 7 measurements)

	given motion	calculated errors	actual errors
Trans.[mm]	[0 0 0]	[0.22 0.19 0.20]	[0.64 0.18 0.17]
Rot.[rad]	[0 0.175 0]	[0.006 0.007 0.006]	[0.008 0.008 0.006]

Number of measured points : 76

Table 7-4より, 次のことが言える。

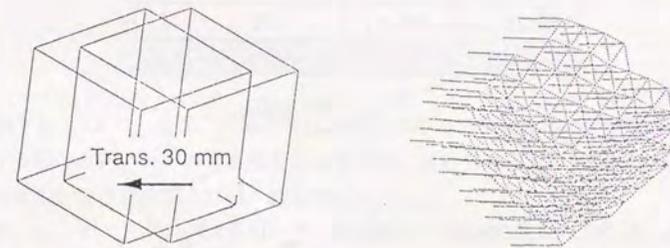
(1) 並進成分の誤差が計測距離1000mmに対して1.5mm以下, また回転成分の誤差が0.03rad以下と, 3次元運動パラメータが高い精度で求められている。

(2) 算出された推定誤差が妥当な値である。

(b)の30mm並進では, 実際の誤差の方がやや大きくなっている。これは, 微小運動が前提の運動・距離式に対し, 運動が大きく近似誤差が生じているためであると考えられる。しかしこの場合でも誤差の大きさ自体は十分小さい。

Fig.7-27,7-28に, 計測された3次元運動パラメータを用いて式(5.6)により各計測点において算出した速度ベクトルを示す。ネットの交点が計測点である。並進運動, 回転運動ともに速度ベクトルが妥当に計測されている様子が示されている。

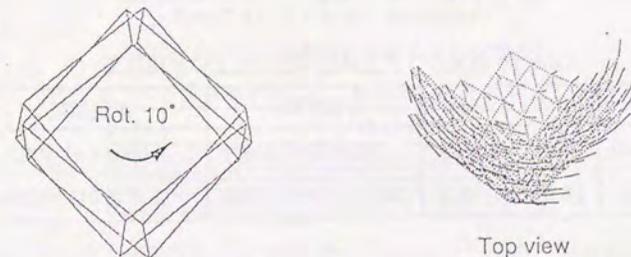
以上より, 微小運動では運動・距離式を用いて3次元運動パラメータが正確に求められ, またその時の誤差の推定値は信頼性が高いこと, また多少大きな運動においても, 誤差が推定値より大きくなってしまふものの, 十分な精度で3次元運動パラメータが計測できることが示された。



(a)計測した運動

(b)計測結果

Fig.7-27 並進運動の計測 (30mm)



(a)計測した運動

(b)計測結果

Fig.7-28 回転運動の計測 (10°)

### 7. 5. 2 運動計測不能方向の検出

運動計測不能方向を持つ例として、円筒面のみ観測される円筒、1面のみ観測される立方体を対象とし、これらの形状の運動計測不能方向を検出する実験を行った。距離画像から3次元運動パラメータ6成分の共分散行列を求め、5. 4. 4項の手法により回転と並進それぞれの運動計測不能方向を検出した。並進運動の計測不能方向を検出する時に求められる回転中心を始点として、求められた運動計測不能方向を図示する。

#### (1) 円筒面のみ観測される円筒

直径50mm、長さ150mmの円筒をFig.7-29に示すように軸方向がx軸と平行になるように置き、円筒の運動計測不能方向である軸方向への並進運動を前項と同様にして計測した。並進距離は30mmとした。計測結果をTable 7-5に示す。

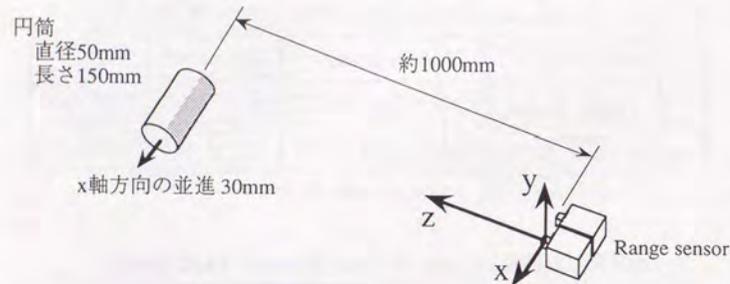


Fig.7-29 円筒の3次元運動パラメータ計測実験

Table 7-5 円筒の3次元運動パラメータの計測結果

	計測した運動	推定値	推定誤差
並進[mm]	[30.0 0.0 0.0]	[7.23 3.25 -0.27]	[4.43 4.47 0.40]
回転[rad]	[0.0 0.0 0.0]	[0.141 -0.004 0.008]	[0.158 0.010 0.024]

このときの真の運動計測不能方向は、中心軸に平行な並進、回転、すなわち、  
並進：[1.0, 0.0, 0.0] 回転：[1.0, 0.0, 0.0]  
の2方向である。運動計測不能方向(x成分)の計測誤差が並進、回転とも大きくなっ

ている。

運動計測不能方向を求める。5. 4. 3項に従って並進誤差最小の点を求め、その点を回転中心とした時の並進、回転それぞれの共分散行列を求め、固有値・固有ベクトルを算出し、共分散楕円を求めた。得られた共分散楕円の径および軸の方向をTable 7-6, 7-7に示す。

Table 7-6 円筒の並進の共分散楕円

No.	径の大きさ比	軸の方向ベクトル
1	1	[-0.051 0.033 0.998]
2	2.1	[0.010 0.999 -0.033]
3	15.4	[0.999 -0.008 0.051]

Table 7-7 円筒の回転の共分散楕円

No.	径の大きさ比	軸の方向ベクトル
1	1	[-0.014 1.000 -0.021]
2	2.5	[-0.033 0.020 0.999]
3	16.9	[0.999 0.014 0.033]

Table 7-6, 7-7より、並進、回転のそれぞれ3つめの径が他の径の約7倍と大きく、対応する軸の方向ベクトルが運動計測不能方向と求められる。これらの方向ベクトルは真の運動計測不能方向とほぼ一致している。

一方、5. 4. 3項の手法を用いず、距離画像の重心を回転中心とした場合の並進の共分散楕円をTable 7-8に示す。この場合、並進の運動計測不能方向が2, 3番目の2方向とみなされてしまい、正しい運動計測不能方向が検出できていない。これより、並進誤差最小の点を回転中心とする手法の有効性が主張される。

Table 7-8 円筒の並進の共分散楕円

(回転中心を単に距離画像の重心とした場合)

No.	径の大きさ比	軸の方向ベクトル
1	1	[-0.047 -0.006 0.999]
2	11.1	[0.717 -0.697 0.029]
3	14.7	[0.696 0.718 0.037]

Fig.7-30に得られた運動計測不能方向を示す。(c)(d)(e)において、共分散楕円の各軸を拡大して示している。(c)(e)が5. 4. 3項の手法を用いて回転中心の導出を行い運動計測不能方向が検出された場合であり、(d)が5. 4. 3項の手法を用いなかっ

た場合である。(c)(e)において、円筒面の運動計測不能方向である、中心軸方向が検出されている様子が示されている。

さらに、検出された運動計測不能方向を考慮した3次元運動パラメータの計測結果をTable 7-9に示す。並進、回転ともに元の推定値から運動計測不能方向の誤った成分が小さくなっており、本論文の手法の妥当性が示されている。

Table 7-9 運動計測不能方向を考慮した3次元運動パラメータの計測結果

	真値	元の推定値	運動計測不能方向の成分を除去した推定値
並進[mm]	[30.0 0.0 0.0]	[7.23 3.25 -0.27]	[0.05 3.31 -0.64]
回転[rad]	[0.0 0.0 0.0]	[0.141 -0.004 0.008]	[-0.000 -0.006 0.004]

## (2) 1面のみ観測される立方体

(1)と同様にして、距離画像センサから1面のみ観測される立方体の運動計測不能方向を求めた。辺の長さ100mmの立方体を、Fig.7-29と同様に距離画像センサから約1000mmの所に、1面の法線ベクトルがz軸に平行になるように置き、x軸方向の30mmの並進運動を計測した。

このときの真の運動計測不能方向は、面に平行な並進、面に垂直な回転であり、  
 並進：xy平面内の任意の方向（自由度2）

回転：[0.0, 0.0, 1.0]

の3方向である。

(1)と同様にして共分散楕円を算出した。その結果、並進の共分散楕円の径の大きさ比は1:13.7:22.1であった。そこで大きさ13.7, 22.1の径に対応した軸の方向ベクトルを運動計測不能方向とみなした。一方、回転の共分散楕円の径の大きさ比は1:1.2:10.6であった。そこで、大きさ10.6の径に対応した軸の方向ベクトルを運動計測不能方向とみなした。以上により検出された運動計測不能方向は、

並進：[-0.063, 0.998, -0.015], [0.996, 0.064, 0.055]

回転：[-0.068, 0.011, 0.998]

であり、真の運動計測不能方向とはほぼ一致している。検出された運動計測不能方向をFig.7-31に図示する。

さらに、検出された運動計測不能方向を考慮した3次元運動パラメータの計測結果をTable 7-10に示す。この実験例では、元の推定値の運動計測不能方向の誤差がそれほど大きくないため、解の改善の度合はそれほど大きくないものの、並進、回転ともに元の推定値から運動計測不能方向の誤った成分が小さくなっており、本論文の手法

の妥当性が示されている。

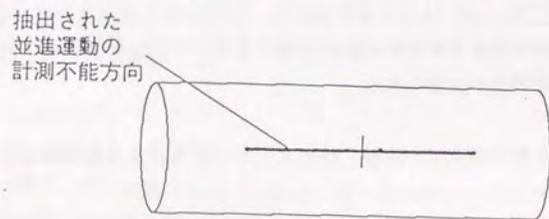
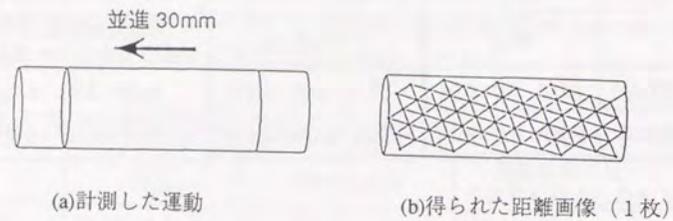
Table 7-10 運動計測不能方向を考慮した3次元運動パラメータの計測結果

	真値	元の推定値	運動計測不能方向の成分を除去した推定値
並進[mm]	[30.0 0.0 0.0]	[0.46 3.74 -1.44]	[0.08 -0.02 -1.42]
回転[rad]	[0.0 0.0 0.0]	[-0.005 -0.018 0.012]	[-0.004 -0.018 -0.000]

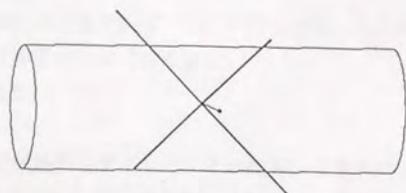
以上の(1)(2)の実験より、5.4.3項で導いた、「回転中心を並進誤差が最小になるように定め、回転と並進それぞれの共分散楕円を用いて運動計測不能方向を検出する」という手法の有効性が主張される。

以上、本節では、5章で確立した運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法の有効性を、

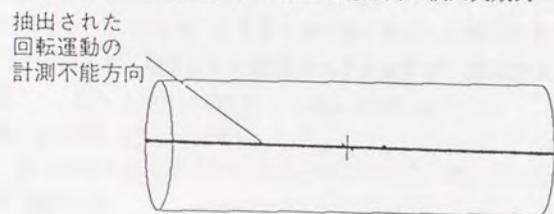
- ・計測誤差の評価、
  - ・提案した運動計測不能方向の検出手法の検証、
- によって示した。



(c)検出された並進運動の計測不能方向

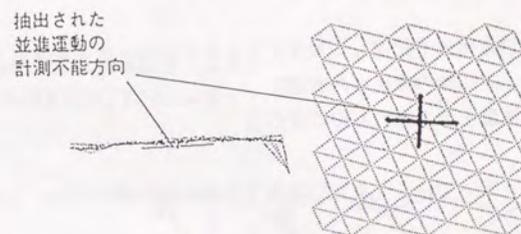
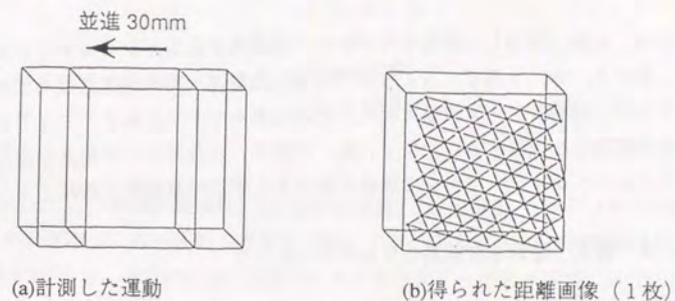


(d)並進運動の計測不能方向の検出失敗例

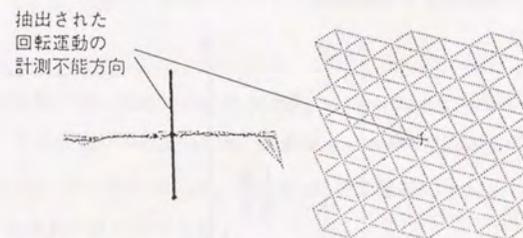


(e)検出された回転運動の計測不能方向

Fig.7-30 円筒の運動計測不能方向の検出



(c)検出された並進運動の計測不能方向



(d)検出された回転運動の計測不能方向

Fig.7-31 立方体の運動計測不能方向の検出

## 7. 6 運動のモデルベース認識のシミュレーション

本節では、6章で提案した運動のモデルベース認識手法を、シミュレーションで検証する。まず7. 6. 1項で、6. 5節で提案した等速・等角速度運動モデルのマッチングを行い、運動モデルを状態方程式で記述しカルマンフィルタでマッチングを行う枠組みの有効性を検証する。次に7. 6. 2項で、カルマンフィルタの出力を特徴量としてニューラルネットワークで運動を識別する手法の有効性を検証する。

### 7. 6. 1 等速・等角速度運動モデルのマッチング

6. 5節で提案した等速・等角速度運動モデルのマッチングのシミュレーションを行い、

- ・運動モデルを状態方程式で記述しカルマンフィルタでマッチングを行うという、運動のモデルベース認識の枠組みの有効性
- ・等速・等角速度運動モデルそのものの有効性を検証する。

以下のシミュレーションでは、2次元平面内での運動を対象とする。このとき、式(6.17)の状態変数は

$$\mathbf{x} = [x, v_x, y, v_y, \theta, \omega, a]^T, \quad (7.8)$$

式(6.22)のカルマンフィルタの遷移行列は

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & & & & & \\ 0 & 1 & & & & & \\ & & 1 & \Delta t & & & \\ & & 0 & 1 & & & \\ & & & & 1 & \Delta t & \\ & & 0 & & 0 & 1 & \\ & & & & & & 1 \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

となる。さらに式(6.24)の測定量は

$$\mathbf{z} = [v_{0x}, v_{0y}, \omega, x_g, y_g]^T, \quad (7.10)$$

式(6.31)の測定量と状態変数との間の関係式は

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} v_x + \omega y \\ v_y - \omega x \\ \omega \\ x - a \cos \theta \\ y + a \sin \theta \end{bmatrix} \quad (7.11)$$

で与えられる。

回転中心が (1) 等速直線運動, (2) 正弦波運動, (3) 円運動, (4) ランダム運動 1, (5) ランダム運動 2 の5種類の運動を対象とする。このうち(1)は構築した運動モデルそのものである。また(2),(3)は運動モデルから多少ずれがある場合、(4),(5)は運動モデルから大きくずれがある場合である。なお回転は外乱による変動以外は一定とする。

#### (1) 回転中心が等速直線運動をする場合

対象とする運動をFig.7-32に図示する。

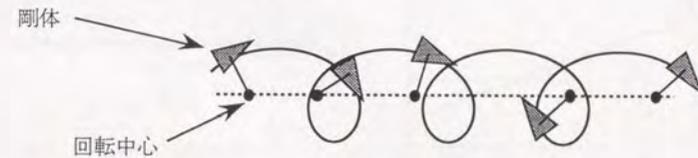


Fig.7-32 回転中心が等速直線運動をする剛体

#### ・シミュレーション条件

回転中心が初期位置(-0.5m, 1.5m)から速度 $(v_x, v_y) = (0.3\text{m/s}, -0.2\text{m/s})$ で等速直線運動し、その回りを対象物が半径 $a = 0.2\text{m}$ 、角速度 $\omega = \pi \text{ rad/s}$ で回転しているとした。外乱として速度 $v_x, v_y$ に標準偏差 $0.01\text{m/s}$ 、角速度 $\omega$ に標準偏差 $0.01\text{rad/s}$ 、位置 $x, y$ に標準偏差 $0.01\text{m}$ の正規分布の誤差を与えた。

計測間隔は $1/30$ 秒とした。計測誤差として並進パラメータ $v_{0x}, v_{0y}$ に標準偏差 $0.5\text{m/s}$ 、角速度 $\omega$ に標準偏差 $0.1\text{rad/s}$ 、重心位置 $x_g, y_g$ に標準偏差 $0.1\text{m}$ の正規分布の誤差を与えた。この計測条件は以下の(2)-(5)でも共通とする。

状態変数 $\mathbf{x}$ の初期推定値は $[1.0, 1.0, 1.0, 0.3, 0.0, 0.3, 0.3]$ とし、また初期値の誤差は $x, y, a$ が $1\text{m}$ 、 $v_x, v_y$ が $10\text{m/s}$ 、 $\theta$ が $10\text{rad}$ 、 $\omega$ が $10\text{rad/s}$ と十分大きな値にした。

・シミュレーション結果

状態変数（位置、速度、回転角、角速度、回転半径）の推定結果をFig.7-33に示す。ここで対象とした運動は、運動モデルそのものなのですべての状態変数の推定値が実際の値とほぼ等しい値に収束している。

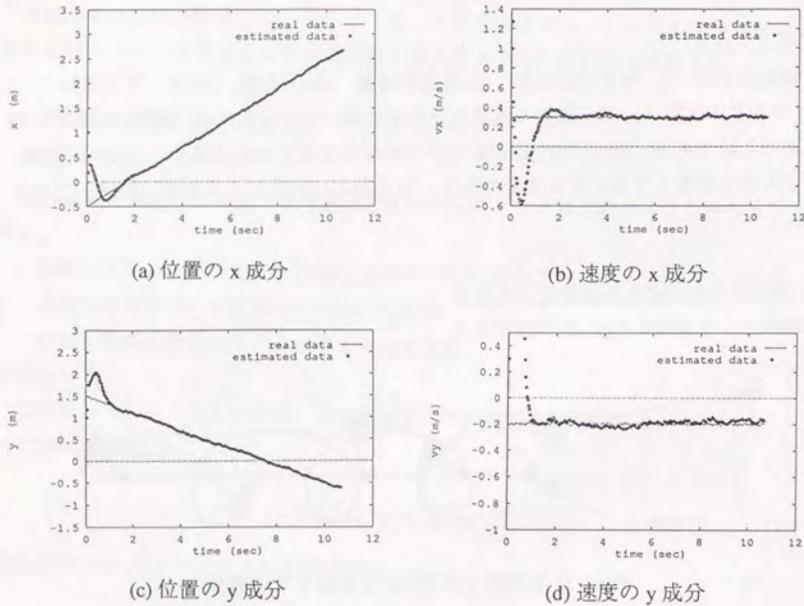


Fig.7-33(1) 回転中心が等速直線運動をする運動から推定された状態変数(1)

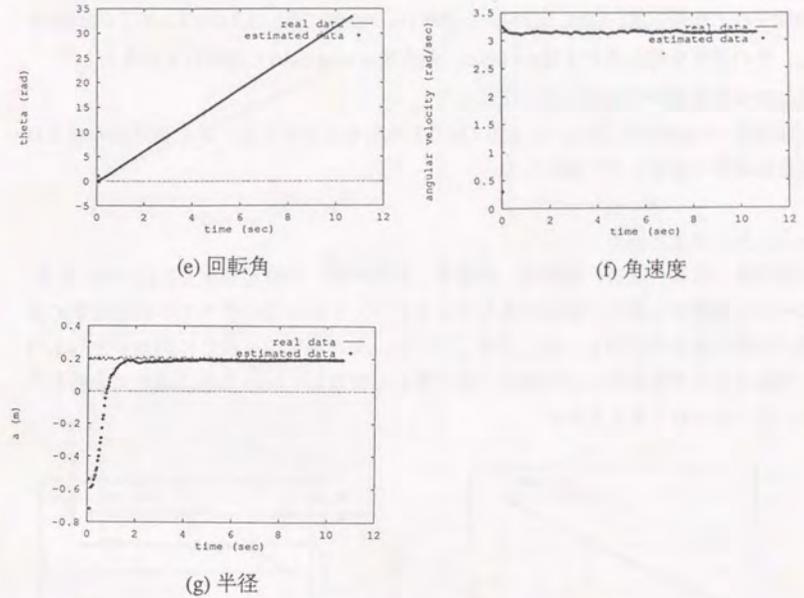


Fig.7-33(2) 回転中心が等速直線運動をする運動から推定された状態変数(2)

(2) 回転中心が正弦波運動をする場合

対象とする運動をFig.7-34に図示する。

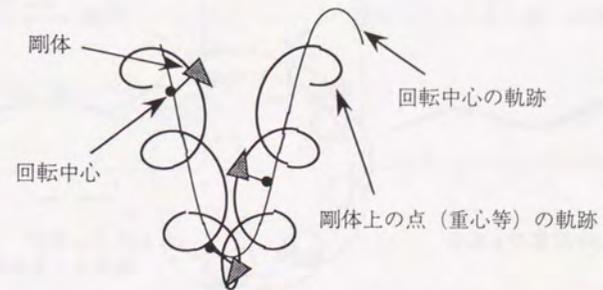


Fig.7-34 回転中心が正弦波運動をする剛体

・シミュレーション条件

回転中心が初期位置(-1.0m, 0.5m)から速度( $v_x, v_y$ )=(0.3m/s, 0.2 cos2t m/s)で正弦波運動し、その回りを対象物が半径 $a = 0.2$ m, 角速度 $\omega = 4\pi$  rad/sで回転しているとした。

外乱は等速直線運動の場合と同じ値にした。

状態変数 $x$ の初期推定値は[1.0, 1.0, 1.0, 0.3, 0.0, 0.3, 0.7]とし、また初期値の誤差は等速直線運動の場合と同じ値にした。

・シミュレーション結果

状態変数(位置, 速度, 回転角, 角速度, 回転半径)の推定結果をFig.7-35に示す。回転中心の速度の $y$ 成分に誤差が見られるものの、それ以外のすべての状態変数の推定値が実際の値とほぼ等しい値に収束している。なお速度の $y$ 成分に誤差が生じるのは、運動モデルが回転中心の速度を一定であると仮定しているために速度の変動を平均化しているためと考えられる。

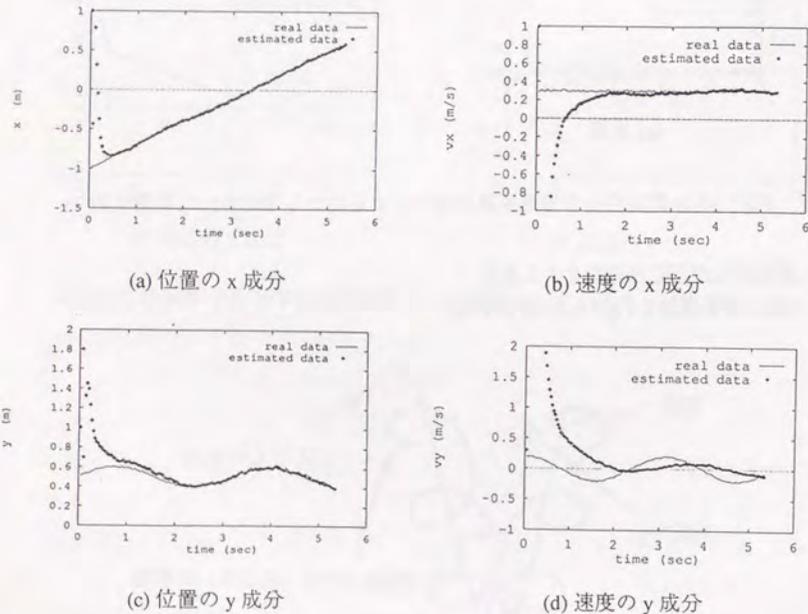


Fig.7-35(1) 回転中心が正弦波運動をする運動から推定された状態変数(1)

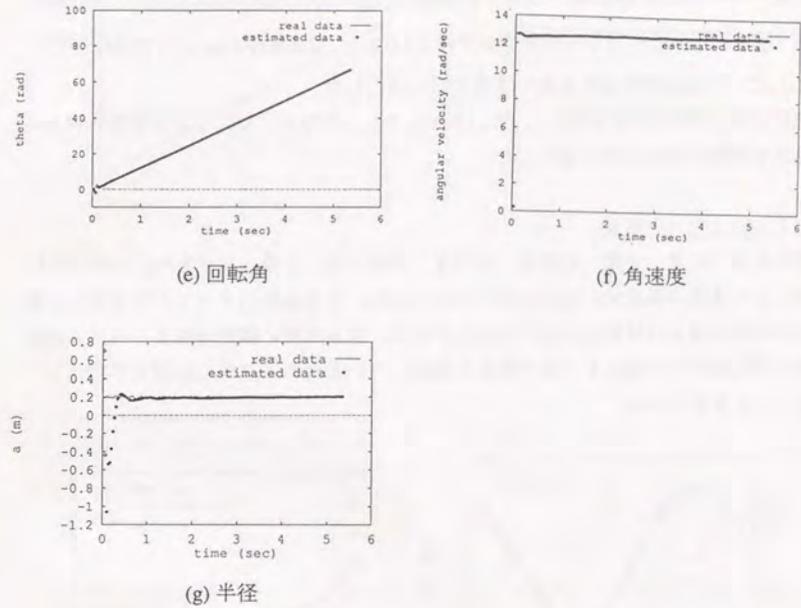


Fig.7-35(2) 回転中心が正弦波運動をする運動から推定された状態変数(2)

(3) 回転中心が円運動をする場合

対象とする運動をFig.7-36に図示する。

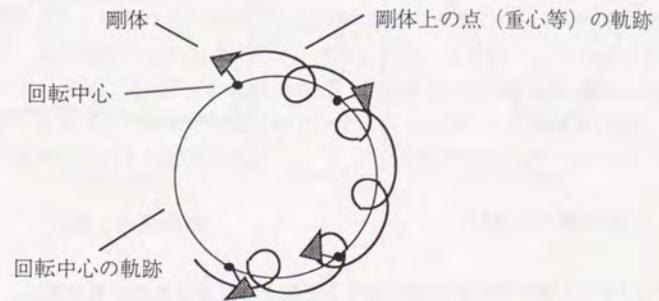


Fig.7-36 回転中心が円運動をする剛体

・シミュレーション条件

回転中心が初期位置(0.0m, 1.5m)から速度( $v_x, v_y$ )=( $0.4\pi \cos 0.4\pi t$  m/s,  $-0.4\pi \sin 0.4\pi t$  m/s)で円運動し、その回りを対象物が半径  $a = 0.2$ m, 角速度  $\omega = 6\pi$  rad/s で回転しているとした。外乱は等速直線運動の場合と同じ値にした。

状態変数  $x$  の初期推定値は [1.0, 1.0, 1.0, 0.3, 0.0, 0.3, 0.7] とし、また初期値の誤差は等速直線運動の場合と同じ値にした。

・シミュレーション結果

状態変数 (位置, 速度, 回転角, 角速度, 回転半径) の推定結果を Fig.7-37 に示す。回転中心の速度の両成分にずれが見られるものの、それ以外のすべての状態変数の推定値が実際の値とほぼ等しい値に収束している。なお速度に誤差が生じるのは、運動モデルが回転中心の速度を一定であると仮定しているために速度の変動を平均化しているためと考えられる。

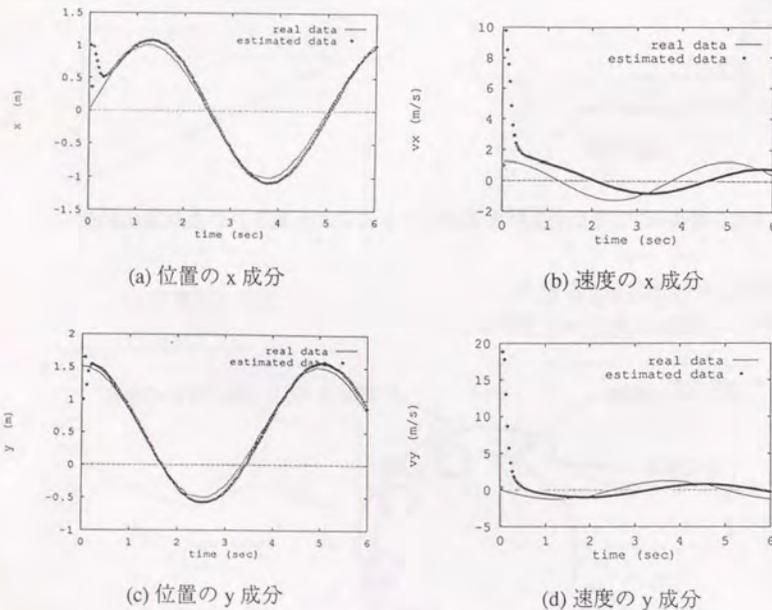


Fig.7-37(1) 回転中心が円運動をする運動から推定された状態変数(1)

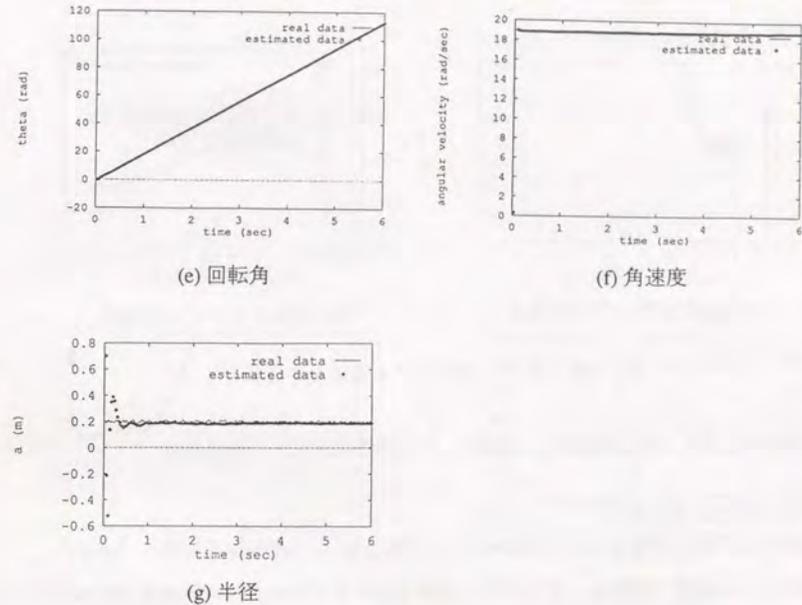
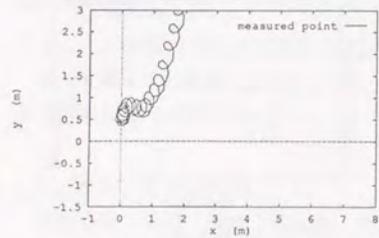


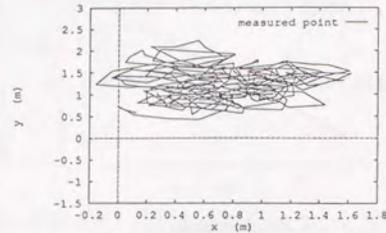
Fig.7-37(2) 回転中心が円運動をする運動から推定された状態変数(2)

以上、回転中心が比較的単純な軌跡を描く剛体の運動 3 種類に関してシミュレーションを行なった。

次に、回転中心の軌跡が上記のように数式的に表せない、複雑な運動に対しても本手法を適用する。回転中心の軌跡が Fig.7-38 で示される運動から運動の特徴量の抽出を行なう。(a)は回転中心の加速度をランダムに決定した運動で、一方(b)は回転中心の速度をランダムに決定させた運動である。このようなランダムな運動に対して特徴量を抽出できれば、本論文で提案したカルマンフィルタによる特徴量の抽出法のロバスト性は非常に高いと主張される。



(a) 加速度がランダムな場合



(b) 速度がランダムな場合

Fig.7-38 回転中心がランダム運動をする場合

(4) 回転中心がランダム運動をする場合 1 : (a) 加速度がランダムな場合

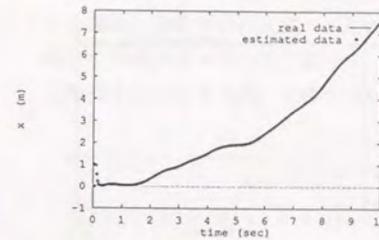
・シミュレーション条件

回転中心が初期位置(0.0m, 0.5m)からランダムな値 ( $x, y$ 成分がそれぞれ  $-5.0\text{m/s}^2 \sim 5.0\text{m/s}^2$ ) の加速度で移動し, その回りを対象物が半径  $a = 0.2\text{m}$ , 角速度  $\omega = 8\pi \text{ rad/s}$  で回転しているとした. 外乱として角速度  $\omega$  に標準偏差  $0.01\text{rad/s}$ , 位置  $x_g, y_g$  に標準偏差  $0.01\text{m}$  の正規分布の誤差を与えた.

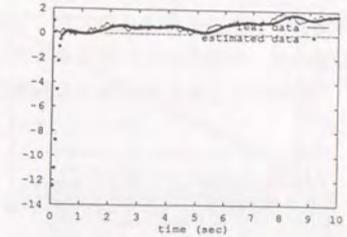
状態変数  $x$  の初期推定値は  $[1.0, 1.0, 1.0, 0.3, 0.0, 0.3, 0.3]$  とし, また初期値の誤差は等速直線運動の場合と同じ値にした.

・シミュレーション結果

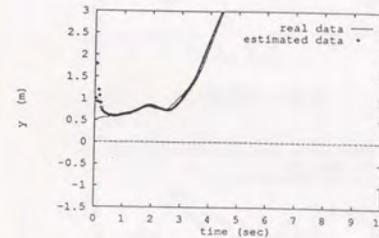
状態変数 (位置, 速度, 回転角, 角速度, 回転半径) の推定結果を Fig.7-39 に示す. この運動は, 回転中心の速度の変動がそれほど大きくないこともあり, すべての状態変数の推定値が実際の値とはほぼ等しい値に収束している.



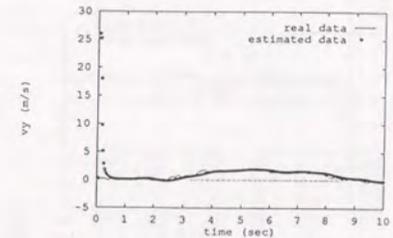
(a) 位置の x 成分



(b) 速度の x 成分

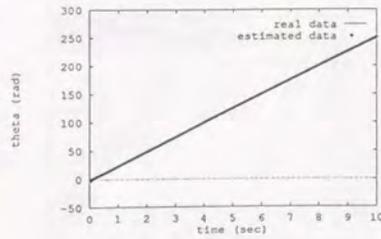


(c) 位置の y 成分

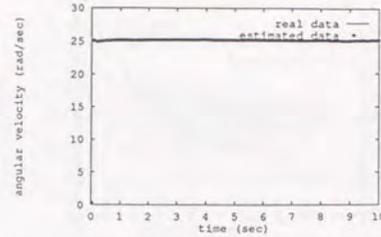


(d) 速度の y 成分

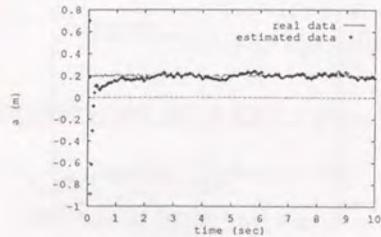
Fig.7-39(1) 回転中心の軌跡が Fig.7-38(a) の運動から推定された状態変数(1)



(e) 回転角



(f) 角速度



(g) 半径

Fig.7-39(2) 回転中心の軌跡がFig.7-38(a)の運動から推定された状態変数(2)

(5) 回転中心がランダム運動をする場合2 : (b) 速度がランダムな場合

実際には起こり得ないような、回転中心が完全にランダムに動き、加速度を求めることができないような運動に関してシミュレーションを行なう。

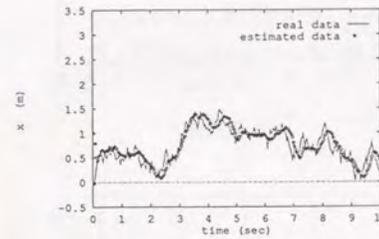
・シミュレーション条件

回転中心が初期位置(0.0m, 0.5m)からランダムな値の速度 ( $x, y$ 成分がそれぞれ  $5.0\text{m/s} \sim 5.0\text{m/s}$ ) で移動し、その回りを半径  $a = 0.2\text{m}$ 、角速度  $\omega = 8\pi \text{ rad/s}$  で回転しているとした。回転半径を大きく越える並進速度になる場合もあるので、Fig.7-38(b)が示すように、もはやらせん状の部分は見られなくなっている。外乱として角速度  $\omega$  に標準偏差  $0.01 \text{ rad/s}$ 、位置  $x_g, y_g$  に標準偏差  $0.01\text{m}$  の正規分布の誤差を与えた。

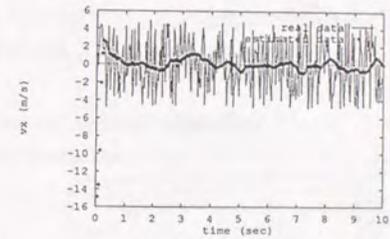
状態変数  $x$  の初期推定値は  $[1.0, 1.0, 1.0, 0.3, 0.0, 0.3, 0.3]$  とし、また初期値の誤差は等速直線運動の場合と同じ値にした。

・シミュレーション結果

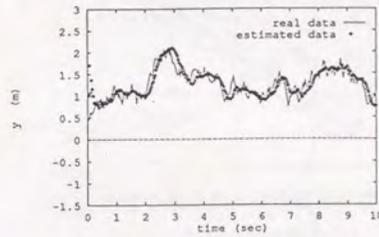
状態変数 (位置, 速度, 回転角, 角速度, 回転半径) の推定結果をFig.7-40に示す。この運動は回転中心の速度の変動が相当地大きく、抽出された推定速度はそれを平均化したものになっている。従って、速度の積分である回転中心の位置は、急な変動には遅れを生じるものの、全体の傾向としては比較的よい推定値を出力している。



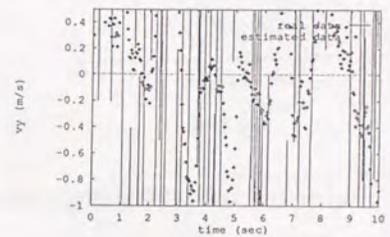
(a) 位置の x 成分



(b) 速度の x 成分

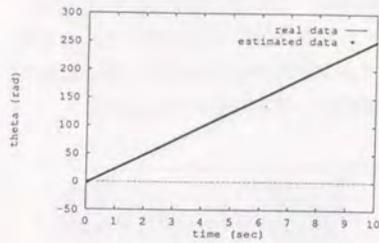


(c) 位置の y 成分

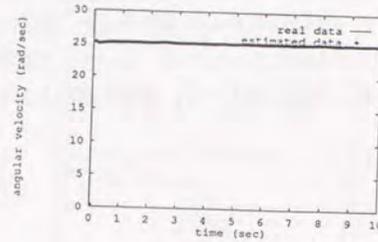


(d) 速度の y 成分

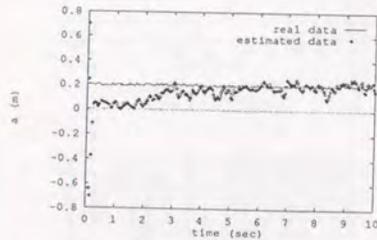
Fig.7-40(1) 回転中心の軌跡がFig.7-38(b)の運動から推定された状態変数(1)



(e) 回転角



(f) 角速度



(g) 半径

Fig.7-40(2) 回転中心の軌跡がFig.7-38(b)の運動から推定された状態変数(2)

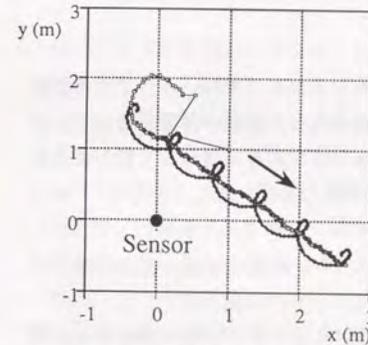
以上のシミュレーションから、回転中心が等速度運動していると仮定したにもかかわらず、(等速度運動はもちろん)正弦波運動、円運動、ランダムな運動についても位置、速度、回転角、角速度、回転半径が抽出できていることが分かる。ただし、回転中心の速度は、変動が大きい場合に平均化される傾向がある。それに対し回転中心の位置は、回転中心の速度を積分したものであるため、速度が平均化されていても、およその傾向としては、よい推定値を出力している。

(1)~(4)で推定された回転中心の軌跡をFig.7-41に示す。円運動、正弦波運動、ランダムな運動のように仮定した運動モデルと異なる運動でも回転中心の軌跡が妥当に抽出できている。これはこの運動モデルがモデルからの多少のずれを吸収してロバストに運動の特徴を抽出できることを示している。運動の認識を長い時間で考える時、物体の回転中心がどのような軌跡を描くかということは重要な問題である。またその他の特徴量も変動を平均化していると思われる部分はあるが、おおむね良い値がとれている。このように物体の回転中心の軌跡がかなり正確に抽出でき、さらに他の特徴量

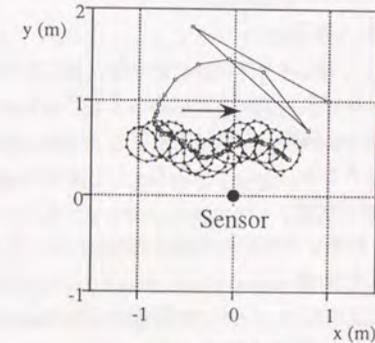
も傾向が取れており、運動の特徴量の抽出における本モデルの有効性が主張される。以上をまとめると、

- ・ 回転中心が抽出され、大局的な運動の記述が得られていることより、等速・等角速度運動モデルの有効性が主張される、
- ・ 運動モデルからのずれがある運動に対しても、モデルマッチングを行うことが可能であり、また時間の経過に伴い、誤差を吸収できていることから、運動モデルを状態方程式で記述しカルマンフィルタでマッチングを行う枠組みの、誤差・粗さに対するロバスト性が主張される。

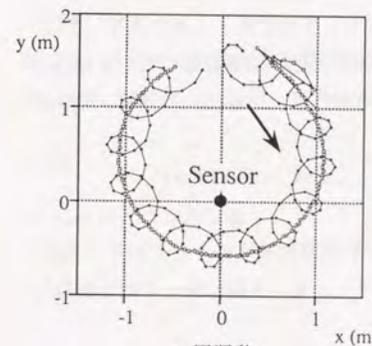
— Estimated rotational center  
 ..... Measured position



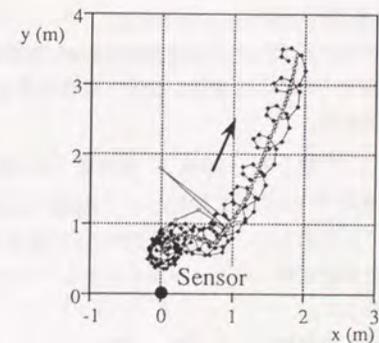
(a) 等速直線運動



(b) 正弦波運動



(c) 円運動



(d) ランダム運動 1

Fig.7-41 推定された回転中心の軌跡

## 7. 6. 2 3種の運動の識別

本項では、3種の運動を識別するシミュレーションを行い、カルマンフィルタの出力を特徴量とした運動の識別手法の有効性を検証する。

### (1) 認識対象

剛体の回転中心が等速直線運動、正弦波運動、円運動を行なう3種類の運動を認識対象とした。

### (2) ネットワークの構成

6章のFig.6-6で示したネットワークにおいて、(a)入力層、(b)中間層、(c)出力層を次のように定めた。

#### (a) 入力層

前項のカルマンフィルタによって得られる特徴量を入力として用いる。この特徴量は識別する運動ごとに差異を生じるものである必要がある。前項の特徴量抽出の結果から、運動の種類によるばらつきは、速度成分にもっとも大きく現れると言える。したがって、ここでは入力として速度のx,y成分の時間分散を用いることとした。

#### (b) 中間層

認識する運動の種類が少ないため、中間層のニューロンの数は6個にとどめた。

#### (c) 出力層

3つのニューロンを用意し、各ニューロンが認識対象とする3種類の運動のうちの1つに対して反応するようにした。

### (3) 学習

サンプルデータとして回転中心が直線運動・正弦波運動・円運動をしている剛体の運動をそれぞれ3種類、合計9種類を用意した。回転半径、回転中心の速度、剛体の角速度は、

半径：0.1～20 m 角速度： $\pi \sim 10\pi$  rad/s 速度：-10～10 m/s

の範囲でランダムに設定した。運動を8秒間与え、7. 6. 1項で示したカルマンフィルタに通した。得られた速度のx,y成分に関して計測開始後2秒から6秒までの間の分散を求め、ニューラルネットワークへの入力とし、6. 4節に従って結合係数を更新した。

以上の学習を、9種類の運動をランダムに選んで3000回行った。

### (4) 認識結果

認識対象とする運動に対し、学習時と同様にカルマンフィルタに通して特徴量を得、ニューラルネットワークに通して出力を得た。出力層は、回転中心の運動が、1番目が直線運動、2番目が正弦波運動、3番目が円運動のときに反応するように学習されている。そこで出力が最も大きなニューロンに対応する運動を識別結果とみなした。結果をTable 7-11に示す。

Table 7-11 バックプロパゲーション法による運動の認識結果

運動の種類	試行回数	正解数	誤答数
等速直線運動	10	9	1
正弦波運動	10	8	2
円運動	10	10	0

認識する運動の種類が少なかったこともあり、本シミュレーションでは高い認識率が得られている。認識に失敗したのは、2通りあった。1つは振幅の小さい正弦波運動を等速直線運動と誤認識した場合である。振幅が小さくなれば正弦波運動は等速直線運動に近づくこととカルマンフィルタが変動を平均化することとを考慮すれば妥当な誤り方である。もう1つは、回転中心の速度が大きくそれに伴って分散も大きくなったため、円運動と誤認識した場合である。この場合は分散を速度で割って正規化すれば良いと考えられる。

以上、2つの特徴量しか用いていない単純なネットワークであるにも関わらず、3種の運動を高い率で識別していることから、運動モデルをカルマンフィルタでマッチングして得られる特徴量を用いた運動のモデルベース認識手法の有効性が主張される。

以上、本節では、6章で提案した運動のモデルベース認識の枠組みの有効性、ならびに6. 5節で定式化した等速・等角速度運動モデルの有効性をシミュレーションにより検証した。

## 7. 7 おわりに

本章では、本論文で提案した形状と運動の認識手法の有効性を、「粗い」実距離画像を用いた実験、およびシミュレーションによって検証した。

### 形状の特徴の計測

・法線ベクトルの誤差解析の妥当性を、面の傾きを変動させたときの法線ベクトルの誤差の理論値と実験値との比較により検証した。また、法線ベクトルの検定の定式化の妥当性を示した。

・基本形状のみから構成されるシーンの認識実験により、基本形状の識別・計測手法が、距離画像の粗さのロバストに実現できること、高速であることを示した。また、複数円筒の認識実験により、本手法が複雑な対象へ適用可能であることを示した。

### 形状のモデルベース認識

・基本形状に着目した本論文の手法が粗い距離画像に適用可能であることを示した。マッチング手法、位置・姿勢の計測手法の妥当性を示した。

### 3次元運動パラメータの計測

・運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測が、高い精度・高速性を実現して有効であること、また推定誤差の定式化が妥当であることを示した。さらに円筒面、平面を対象とした、運動計測不能方向の検出実験により、5章で提案した運動計測不能方向の検出手法の有効性、解から運動計測不能方向の成分を除去する評価手法の妥当性を示した。

### 運動のモデルベース認識

・等速・等角速度運動モデルのマッチングのシミュレーションにより、運動モデルを状態方程式で記述しカルマンフィルタでマッチングを行う枠組みの、誤差・粗さに対するロバスト性、ならびに等速・等角速度運動モデル自体の有効性を示した。さらに3種の運動の識別のシミュレーションにより、カルマンフィルタでマッチングして得られる特徴量を用いた運動の識別手法の有効性を示した。

以上をまとめると、本論文で提案した距離画像を用いた形状・運動の認識手法が、有効であること、実用的であること、距離画像の粗さ・誤差にロバストという条件を満足することが、粗い実距離画像を用いた実験により検証されたと言える。

## 第8章 結論と展望

### 8. 1 本論文の結論

### 8. 2 展望

## 8. 1 本論文の結論

本論文では、距離画像の粗さと誤差にロバストな、形状と運動の認識手法を提案した。距離画像の粗さにロバストな形状の特徴を選択して計測手法を確立し、それらの形状の特徴を用いた手法を構築することで、本論文全体としての距離画像の粗さに対するロバスト性を実現した。さらに、統計的最適化を行うことにより、距離画像の誤差に対するロバスト性を実現した。

形状、運動のそれぞれに関して、特徴の計測、モデルベース認識を対象とし、以下の成果を得た。

### (1) 形状の認識

#### (a) 特徴の計測

粗さにロバストな形状の特徴として、距離画像の各点で定義される法線ベクトル、基本形状（平面・円筒面・円錐面・球面）を選択し、これらの計測手法を確立した。最も基本的な形状の特徴である法線ベクトルに関しては、計測手法の定式化、誤差の解析、パラメータ設計を詳細に行った。また基本形状に関しては、距離画像から抽出する手法および位置・姿勢などを計測する手法を確立し、定式化した。まず距離画像中からなめらかな領域を基本形状の候補領域として抽出する手法を示し、しきい値を定式化した。そして候補領域が基本形状のいずれであるか拡張ガウス像を用いて識別する手法を示し、識別のしきい値を定式化した。さらに抽出された各々の基本形状の位置・姿勢、および各基本形状固有の特徴量を計測する手法を示し、それらの特徴量の推定値および推定誤差を定式化した。実験により、これらの手法が粗い距離画像に適用できること、高速で実用性が高いことを示した。

#### (b) モデルベース認識

距離画像の粗さにロバストに計測できる特徴であること、工業製品などの多くの形状に含まれる特徴であること、上位の特徴であるためマッチングにおける探索が容易と考えられることより、基本形状を特徴として選択し、基本形状を要素として含む形状を対象としたモデルベース認識手法を構築した。以下の手順の処理を構築し、定式化した。

- ・基本形状の姿勢に着目してマッチングを行い候補モデルを選択する。
- ・モデルの基本形状の姿勢を認識対象の基本形状の姿勢に一致させることにより認識対象の姿勢を求める。
- ・回転されたモデルを認識対象に最もよく一致させる並進成分を認識成分の位置として求める。またこのときの位置合わせにおける残差2乗和を用いた検定により候補モデルが正しいことを判別する。

本手法は、

- ・粗さと誤差にロバストに計測できる形状の特徴量を用いている。
- ・形状全体ではなく安定に計測可能な基本形状の部分にのみ着目している。
- ・基本形状の一部が計測できればよい。

という理由により、粗さにロバストであると主張される。また、粗い距離画像を用いた実験によっても、本手法の有効性を示した。

### (2) 運動の認識

#### (a) 特徴の計測

剛体の並進3成分、回転3成分の計6成分の3次元運動パラメータと距離画像との間の関係である運動・距離式を用いた、2枚の距離画像からの運動計測手法を確立した。まず、計測できない運動方向を持つ数学的条件を定式化し、計測できない運動方向を持つ形状を挙げた。さらに、距離画像の誤差を考慮した、運動計測不能方向の検出手法を確立した。回転中心を適切に設定し、3次元運動パラメータの共分散行列を並進、回転それぞれの共分散行列に分割して運動計測不能方向を抽出する。そして、共分散行列より求められる共分散楕円の径が相対的に大きい方向を運動計測不能方向とみなす。以上の手法により、計測対象が運動計測不能方向を持つ、持たないに関わらず、2枚の距離画像からの3次元運動パラメータの計測が妥当に実現される。実験により、提案した手法により3次元運動パラメータの推定値、推定誤差が妥当に計測できること、運動計測不能方向が存在する場合、それを抽出することができることを検証した。

#### (b) モデルベース認識

多数の画像を用いて運動をモデルベース認識することは、知能ロボットが動的な環境で作業を行う場合などで重要であるにも関わらず、これまでほとんど研究例がなく、処理の枠組みも確立されていない。そこでまず、

- ・運動モデルを状態方程式で記述し、カルマンフィルタでモデルマッチングすることにより運動の認識・記述を行う。
- ・状態方程式での記述が困難な運動を認識する手法として、状態方程式で記述された運動モデルを認識対象にマッチングした時の出力を新たに運動の特徴量とみなし、特徴量空間における識別を行う

という枠組みを提案した。さらにこの枠組みのもとで、実用的な運動モデルとして、移動物体から速度・角速度が一定の点を抽出しその運動を追跡する記述を得る、等速・等角速度運動モデルを定式化した。このときの特徴量には運動・距離式により計測される3次元運動パラメータの時系列と距離画像の重心を用いた、等速・等角速度運動モデルをマッチングしたシミュレーション例により、本手法の有効性を示した。

以上のように、本論文では、形状・運動のそれぞれに対して特徴の計測・モデルベース認識を対象とし、距離画像の粗さと誤差にロバストという条件のもとで認識手法を網羅的に確立した。ここで構築した手法は、粗さと誤差にロバストであるため、現存する粗い距離画像に適用できる実用性の高いものである。また、今後、距離画像の計測手法が進歩して密な距離画像の入力が容易になったとしても、認識対象が小さい場合、本論文の定義で（その認識対象に対して）画像は粗く、本論文の手法が他の粗さを考慮していない手法に対する優位性を保ったまま、適用できる。以上より、本論文で確立した手法は、粗い距離画像から密な距離画像にまで適用できる、汎用性の広いものであると主張される。さらに、本論文の誤差を考慮した定式化、ならびに運動認識の手法は、粗さに関する議論によらず独創性が主張される。

## 8. 2 展望

以下のテーマが今後の展望として挙げられよう。

### ・運動・形状の統合

本論文では、3次元運動パラメータの計測で法線ベクトルを利用している以外は、運動情報と形状情報が独立に扱われている。これらを統合した認識システムの構築が1つの目標である。運動情報と形状情報を異種センサ情報とみなすことでセンサフュージョン[石川 88][Luo 89]の枠組みで論じられると考えられる。

### ・距離画像と他のセンサ情報との統合

同じくセンサフュージョンの問題として、他のセンサ情報との統合手法の確立が不可欠であると考えられる。特に密な濃淡画像を利用して、距離画像の粗さを補完することが望まれると考える。

### ・運動モデルの拡張

本論文での運動のモデルベース認識では、運動パターンの全体を1つのモデルに当てはめるという構造を持っているため、比較的一定の運動にしか適用できない。例えば濃淡画像処理において[Yamato 92]が提案したような、運動パターンを個々の時系列特徴に細分化した手法の確立が望まれる。

### ・非剛体物体のロバストな運動認識

多リンクより構成される非剛体物体の構造・運動の認識は実用上非常に重要である。そこで、多リンク物体を運動情報の利用により分割し、個々のリンクの運動を記述する手法の構築が望まれる。その際、濃淡画像処理で[Yamamoto 91]が提案した手法が参考にならう。

### ・個別の問題への適用

本論文ではアプリケーションによらない汎用的な手法を構築したが、実用的な処理へのインプリメンテーションも重要なテーマの1つである。

... (faint text) ...

### 謝辭

... (faint text) ...

... (faint text) ...

... (faint text) ...

... (faint text) ...

本論文は、東京大学工学部 精密機械工学科 新井研究室における学部4年から博士課程の間の6年間の研究の成果をまとめたものです。その間、長きにわたって研究の指導をして下さった

東京大学工学部精密機械工学科教授 新井民夫先生

には、どれだけ感謝しても感謝しつくせません。非力な私が何とか本論文を完成することができたのは、先生の、素晴らしい指導のおかげです。指導者として、研究者として、そして人間として尊敬できる先生のもとで、研究を行うことができたことは、私にとって心からの誇りです。

また、

東京大学工学部精密機械工学科教授 木村文彦先生、

東京大学工学部計数工学科助教授 石川正俊先生、

東京大学工学部精密機械工学科助教授 高増潔先生、

東京大学工学部精密機械工学科助教授 佐々木健先生、

には、本論文の副査をお引受け頂き、数多くの的確なご指摘、ご助言をいただきました。心から感謝いたします。

東京大学工学部精密機械工学科助教授の大隅久先生には4年の時以来、ずっと面倒を見ていただきました。6年間の長きにわたる間に、先生から受けた影響は研究においてもそれ以外においても大変大きかったと思います。先生の研究のエlegantさ、堅実さは、本論文を執筆するにあたり、おおいに学ぶところがありました。本当にありがとうございました。

助手の太田順氏にも、4年の時以来、お世話になりました。氏のグローバルな視野に立った研究の進め方、仕事の堅実さ、および研究の指導的的確さは、尊敬に値します。本論文を進めるにあたって、数多くの有効な助言を頂きました。ありがとうございました。

キヤノン(株)生産技術研究所の反町誠宏氏には、距離画像センサに関して多くの親身なご助言を頂きました。氏が有用な距離画像センサを開発したことは、私がこの研究を行う、重要なきっかけでした。心から感謝いたします。

バイオニア株式会社の武藤守男氏、河合功治氏、田中泰氏には、距離画像センサの利用に関して、企業の立場から色々教えて頂きました。ありがとうございました。

本論文の研究を進めるに当たっては、新井・大隅研究室において、「センサグループ」に属していた方々：

長尾武司氏(現松下電器産業)、相山康道氏(現機械情報工学科井上研究室博士2年)、小田賢治氏(現日本電気)、窪田敦之氏(現精密機械工学科田浦・富山研究室修士2年)、潮崎成弘氏(現新井・大隅研究室修士1年、Oxford大学留学中)、大内茂樹氏(現リコー)、阿南秀利氏(現日立製作所)

の多大な協力を得ております。長尾氏、小田氏、窪田氏、阿南氏とは、形状認識に関して共に研究しました。また、相山氏、潮崎氏、大内氏とは、運動認識に関して共に研究しました。特に長尾氏、相山氏、小田氏には多くの協力を得ました。心から感謝いたします。

新井・大隅研究室のセンサグループ以外の方々との議論も、本論文に大きな影響を与えています。あまりに多くの方々にお世話になっていて、書ききれません。ここでは特にお世話になった一部の方の名前をあげさせて頂くとどめます。邱士軒氏(現国立台湾工業技術学院繊維系副教授)、宇野真彦氏(現三菱電機)、許昭倫氏(現日本電気)、小方博之氏(現NTT)、佐藤宏行氏(現富士通)、鈴木隆泰氏(現東京大学大学院人文科学研究科修士2年)、石渡亮伸氏(現川崎製鐵)、加藤学氏(現ノーザンテレコム)、北村浩一氏(現日立製作所)、山口博明氏(現新井・大隅研究室博士2年)、沈干思氏(現新井・大隅研究室博士2年)、吉田英一氏(現新井・大隅研究室博士1年)、齋木啓氏(現新日本製鐵)、佐藤賢一氏(現NTT)、前田健太郎氏(現新日本製鐵)、木村久幸氏(現神奈川県立商工高校)、…。みな良き研究仲間であり、同時に良き先輩、後輩、友人達です。

新井先生の奥様の新井雅世様は、論文の進行状況を親身になって心配して下さい、暖かく励まして下さいました。本当にありがとうございました。

新井先生の歴代の秘書の方々、野々垣響子さん(旧姓桜井さん)、森延枝さん(旧姓田中さん)、西土淳子さん、北山理英さん、山田真紀さん、岡田直子さん(旧姓東矢さん)、坂田奈代子さんにも様々な形でお世話になりました。特に、山田真紀さんには、論文の構成や文章の書き方に関して多くの有益な、かつ心のこもった助言をして頂くなどで、本論文の完成に多大な貢献をしていただきました。

最後に、大学院で研究を続けることを快く許して下さい、精神的、財政的に私を支えて下さった両親に、心から感謝します。

平成6年2月

梅田 和昇

... (faint text) ...

... (faint text) ...

### 参考文献

... (faint list of references) ...

和文文献

- [新井 89] 新井民夫, 梅田和昇: 距離画像を用いた多面体の運動計測, 第8回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.297-298 (1989).
- [新井 91] 新井民夫, 梅田和昇, 小田賢治: 粗い距離画像を用いたビンピッキング・システムの構築 第3報 多面体, 簡単な曲面の検出と計測, 1991年度精密工学会秋季大会, (1991) 679.
- [新井 92] 新井民夫, 梅田和昇, 潮崎成弘: "複数軸周りの回転運動を行なう物体の運動認識", 第10回日本ロボット学会学術講演会, pp.879-880, 1992.
- [飯間 88] 飯間 昇・小野木克明・西村義行: "時空間微分法によるオプティカルフローの検出可能性と3次元運動推定の一方法", 計測自動制御学会論文集, 24, 1, pp.76-82, 1988.
- [井口 90] 井口征士, 佐藤宏介: "三次元画像計測", 昭見堂, 1990.
- [池内 84] 池内克史: "2組の照度差ステレオによる距離情報の決定(領域間対応法)", 情処研報, CV33-2, 1984.
- [池内 85] 池内克史, 長田茂美, ホーン B., ニシハラ K.: 照度差ステレオとプリズムステレオによるビンピッキングタスク中のグリッパ姿勢決定, 信学論, J68-D, 4 (1985) 546.
- [石川 88] 石川正俊: "センサフュージョンシステム - 感覚情報の統合メカニズム-", 日本ロボット学会誌, 6, 3, pp.251-255, 1988.
- [岩川 89] 岩川正人, 田島譲二, 本山純四郎: "Rainbow Range Finder による距離計測実験", 情処研報, CV59-1, 1989.
- [梅田 90] 梅田和昇, 新井民夫, 小田賢治, 長尾武司: "距離画像を用いた複数物体の認識と計測", 1990年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集, pp.787-788, 1990.
- [大田 86] 大田友一, 池内克史: "3次元情報の再構成とモデル化", O plus E・別冊, pp.108-127, 1986.
- [加藤 87] 加藤寛一郎: "最適制御入門", 東京大学出版会, 1987.
- [金谷 90] 金谷健一: 画像理解-3次元認識の数理, 森北出版, 1990.
- [北村 87] 北村喜文, 谷内田正彦: "三眼視による三次元情報の計測", ロボット学会誌, 5, 2, 1987.
- [北橋 87] 北橋忠宏: "単眼視による三次元計測", 電学論, 107-C, 7, pp.619-624, 1987.
- [小関 85] 小関修, 中野倫明, 山本新: "光切断法を用いた実時間距離検出装置",

- 信学論, J-68D, 5, pp.1141-1148, 1985.
- [佐藤 88] 佐藤宏介, 井口征士: "液晶レンジファインダ - 液晶シャッタによる高速距離画像計測システム-", 信学論, J-71D, 7, pp.1249-1257, 1988.
- [佐藤 92] 佐藤宏介: "シリコンレンジファインダと動距離画像処理", 画像の認識・理解シンポジウム, pp.1-335-342, 1992.
- [佐藤 87a] 佐藤幸男, 荒木和男: "高速3次元物体計測法の提案", 信学論, J70-D, 5, pp.1053-1055, 1987.
- [佐藤 87b] 佐藤幸男, 荒木和男: "能動照明法による三次元計測技術", 電学論, 107-C, 7, pp.625-631, 1987.
- [白井 84] 白井良明: "モデルベースト・ビジョン", 日本ロボット学会誌, Vol.2, No.6, pp.89-94, 1984.
- [白井 85] 白井良明: "3次元モデルに基づくロボットビジョン", 信学論, J68-D, 4, pp.449-455, 1985.
- [杉原 79] 杉原厚吉: "頂点辞書を利用した距離画像解析", 情報処理学会論文誌, 20, 1, pp.39-44, 1979.
- [反町 87] 反町誠宏: "自律移動ロボット向き3次元視覚センサ・システム", 日本ロボット学会誌, 5, 5, pp.407-412, 1987.
- [反町 90] 反町誠宏: "アクティブ距離センサ", 第5回産業における画像センシング技術シンポジウム, 2-5, pp.67-72, 1990.
- [立川 91] 立川哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: "高速相関演算機能を持つビジョンシステム(第5報: デプスマップ生成への応用)", 第9回日本ロボット学会学術講演会, pp.201-202, 1991.
- [富田 88] 富田文明: "3次元物体の境界線に基づく記述の作成と認識", 信学論, J71-D, 2, pp.343-349, 1988.
- [長尾 90] 長尾武司・新井民夫・梅田和昇: "距離画像による物体の認識と運動解釈", 第8回日本ロボット学会学術講演会, pp.161-162, 1990.
- [中川 82] 中川 徹・小柳義夫: 最小二乗法による実験データ解析, 東京大学出版会, 1982.
- [中澤 86] 中澤和夫, 中島真人, 小林寛: "ファイバグレイティングを用いた3次元形状計測システムの開発", 信学論, J69-D, 12, pp.1929-1935, 1986.
- [中澤 90] 中澤和夫, 清水雅芳, 油田信一, 中島真人: ファイバグレイティングを用いたロボット視覚システムの開発 - Hough変換による平面, 円筒面, 円錐面の検出 -, 日本ロボット学会第8回学術講演会予稿

- 集, (1990) 783.
- [中村 91] 中村庸郎, 川島稔夫, 青木由直: "疎な距離情報と形状モデルとの階層的照合による2次元物体の認識", 日本ロボット学会誌, 9, 2, pp.192-202, 1991.
- [藤田 90] 藤田武洋, 佐藤宏介, 井口征士: 局所曲面形状解析に基づくピンピッキングのためのビジョンシステム, 信学論, J73-DII, 1 (1990) 46.
- [谷内田 85] 谷内田正彦: 視覚を用いた3次元位置・形状の計測とその応用, システムと制御, Vol.29, No.10, pp.631-638 (1985).
- [山本 85] 山本正信: "動画像と距離情報の併用による3次元運動パラメータの直接的推定法", 電子情報通信学会論文誌, J68-D, 4, pp.562-569, 1985.
- [山本 87] 山本裕之, 田宗道弘, 田村秀行: "距離画像の入力と処理", 信学技報, IE86-128, pp.49-59, 1987.
- [山本 91] 山本正信他: 距離動画像を用いた非剛体運動パラメータの直接的推定法, 情報処理学会論文誌, Vol.32, No.9, pp.1129-1141 (1991).
- [吉見 89] 吉見隆, 植芝俊夫, 大島正毅: "複数光源レンジファインダシステム", 信学技報, PRU89-61, pp.23-28, 1989.

## 英文文献

- [Agin 73] Agin, G.J. and Binford, T.O.: "Computer description of curved objects", Proc.3rd IJCAI, pp.629-640, 1973.
- [Alexander 85] Alexander, B.F. and Ng, K.C.: "A liquid crystal projection system for 3D imaging", Proc. Int. Conf. Robot Vision and Sensory Controls, 5, pp.211-222, 1985.
- [Arai 91] Arai, T., Umeda, K.: Measurement of 3D Motion Parameters from Range Images, IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems '91, pp.383-388 (1991).
- [Asada 83] Asada, M. and Tsuji, S.: Representation of Three-Dimensional Motion in Dynamic Scenes, Comput. Vision Graphics Image Process., Vol.21, No.1, pp.118-144 (1983).
- [Bach 85] Bach, J., Hermann, J.P., Michard, G. and Pardo, P.: Bin-picking using a 3-D sensor and a special gripper, Proc. RoViSec (1985) 529.
- [Brandt 70] Brandt, S.: Statistical and Computational Methods in Data Analysis, North-Holland Publishing Company, 1970. (邦訳) 吉城肇, 高橋秀知, 小柳義夫訳: データ解析の方法 数理統計学とコンピュータ, みすず書房, 1976.
- [Carrhill 85] Carrhill, B. and Hummel, R.: "Experiments with the intensity ratio depth sensor", Comput. Graphics Image Process., 32, pp.337-358, 1985.
- [Distant 88] Distant, A. et al.: A Model-Based 3-D Vision System for Bin-Picking, IEEE Trans. CS, 35, 5 (1988) 545.
- [Grimson 84] Grimson, W.E.L. and Lozano-Pérez, T.: "Model-based recognition and localization from sparse range or tactile data", The International Journal of Robotics Research, 3, 3, pp.3-35, 1984.
- [Han 87] Han, J., Volz, R.A. and Mudge, T.N.: "Range image segmentation and surface parameter extraction for 3-D object recognition of industrial parts", Proc. 1987 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.380-386, 1987.
- [Hebert 86] Hebert, M.: Outdoor scene analysis using range data, Proc. Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1426-1432 (1986).
- [Hebert 91] Hebert, M., Krotkov, E.: 3-D Measurements From Imaging Laser Radars: How Good Are They?, IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems '91, pp.359-364 (1991).
- [Horn 81] Horn, B.K.P. and Schunck, B.G.: "Determining Optical Flow", Artificial

- Intelligence, 17, pp.185-203, 1981.
- [Horn 84] Horn, B.K.P. : "Extended Gaussian Images", IEEE Proc. 72, 12, pp.1671-1686, 1984.
- [Horn 91] Horn, B.K.P. and Harris, J.G.: Rigid Body Motion from Range Image Sequences, Comput. Vision Graphics Image Process., Vol.53, No.1, pp.1-13 (1991).
- [Jain 90] Jain, R.C. and Jain, A.K.: "Analysis and interpretation of range images", Springer-Verlag, 1990.
- [Jarvis 83a] Jarvis, R.A.: "A perspective on range finding techniques for computer vision", Trans. PAMI-5, 2, pp.122-139, 1983.
- [Jarvis 83b] Jarvis, R.A.: "A laser time-of-flight range scanner for robotic vision", IEEE Trans. PAMI-5, 5, pp.505-512, 1983.
- [Kanade 90] Kanade, T., Gruss, A. and Carley, L.R. : "A VLSI sensor based rangefinding system", Robotics Research Fifth International Symposium, pp.49-56, 1990.
- [Kehtarnavaz 89] Kehtarnavaz, N. and Mohan, S.: A framework for estimation of motion parameters from range images, Comput. Vision Graphics Image Process., 45,1, pp.88-105 (1989).
- [Kofakis 86] Kofakis, P. : "Recognition and localization of objects using sparse data", IEEE Comput. Soc. Press, pp.647-650, 1986.
- [Laurendeau 86] Laurendeau, D. and Poussart, D.: "3D model building using a fast range finder", Proc. CVPR, pp.424-426, 1986.
- [Luo 89] Luo, R.C. and Kay, M.G.: "Multisensor integration and fusion in intelligent systems", IEEE Trans. SMC-19, 5, pp.901-931, 1989.
- [Magee 85] Magee, M. et al. : "Experiments in intensity guided range sensing recognition of three-dimensional objects", IEEE Trans. PAMI-7, 6, pp.629-637, 1985.
- [Marr 82] Marr, D. : "Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information -", W.H.Freeman and Company, 1982. (邦訳) 乾 敏郎, 安藤広志訳: ビジョン - 視覚の計算理論と脳内表現 -, 産業図書, 1987.
- [Oshima 83] Oshima, M. and Shirai, Y.: "Object recognition using three-dimensional information", IEEE Trans. PAMI-5, 4, pp.353-361, 1983.
- [Parvin 89] Parvin, B. and Medioni, G.: "A constraint satisfaction network for matching 3D objects", IEEE Trans. Neural Networks, vol.II, pp.281-286, 1989.
- [Paul 81] Paul, R. P. : Robot Manipulators: Mechanics, Programming, and Control, The

- MIT Press, 1981. (邦訳) 吉川恒夫訳: ロボット・マニピュレータ, コロナ社, 1984.
- [Poggio 85] Poggio, T., Torre, V. and Koch, C.: Computational vision and regularization theory, Nature, Vol.317, No.26, pp.314-319 (1985).
- [Prazdny 83] Prazdny, K.: "On the information in optical flows", Comput. Vision Graphics Image Process., 22, pp.239-259, 1983.
- [Rioux 84] Rioux, M.: "Laser range finder based on synchronized scanners", Applied Optics, 23, 21, pp.3837-3855, 1984.
- [Shirai 72] Shirai, Y.: "Recognition of polyhedrons with a range finder", Pattern Recognition, 4, pp.243-250, 1972.
- [Szeliski 88] Szeliski, R.: Estimating motion from sparse range data without correspondence, IEEE 2nd Int. Conf. Computer Vision, pp.207-216 (1988).
- [Tomita 84] Tomita, Y. and Kanade, T.: "A 3D vision system : Generating and matching shape descriptions in range images", Proc. 2nd ISRR, pp.35-42, 1984.
- [Thompson 88] Thompson, D.W. and Mundy, J.L.: "Model-Based Motion Analysis - Motion From Motion", Proc. 4th International Symposium on Robotics Research, 1988.
- [Tsai 84] Tsai, R.Y. and Huang, T.S.: "Uniqueness and Estimation of Three-Dimensional Motion Parameters of Rigid Objects with Curved Surfaces", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, No.1 pp.13-27, 1984.
- [Ullman 79] Ullman, S.: "The interpretation of visual motion", The MIT Press, 1979.
- [Winston 75] Winston, P.H. : "The Psychology of Computer Vision", McGraw-Hill, 1975. (邦訳) 白井良明・杉原厚吉訳: コンピュータービジョンの心理, 産業図書, 1979.
- [Yamamoto 90] Yamamoto, M.: Direct Estimation of Deformable Motion Parameters from Range Image Sequence, Proc. ICCV'90, pp.460-464, 1990.
- [Yamamoto 91] Yamamoto, M. and Koshikawa, K.: Human motion analysis based on a robot arm model, Proc. CVPR'91, pp.664-665, 1991.
- [Yamato 92] Yamato, J., Ohya, J. and Ishii, K.: Recognizing Human Action in Time-Sequential Images Using Hidden Markov Model, Proc. CVPR'92, pp.379-385, 1992.
- [Zhang 92] Zhang, Z. and Faugeras, O.: "3D dynamic scene analysis", Springer-Verlag, 1992.

Faint, illegible text on the left page, likely bleed-through from the reverse side of the paper.

Faint, illegible text on the right page, likely bleed-through from the reverse side of the paper.

研究業績書

## 学術論文

梅田和昇, 新井民夫:

"距離画像を用いた3次元運動の計測における運動計測性の評価", 情報処理学会論文誌, 34, 10, pp.2165-2173, 1993.

新井民夫, 木村久幸, 前田健太郎, 太田順, 梅田和昇:

"移動ロボット相互の位置・姿勢実時間計測システムの開発", 日本ロボット学会誌, 12, 3, 1994.

梅田和昇, 新井民夫:

"粗い距離画像を用いた高速ピンピッキング視覚システムの構築", 精密工学会投稿中

## 国際会議

Arai, T., Umeda, K.:

"Measurement of 3D Motion Parameters from Range Images", IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems '91, pp.383-388, 1991.

Arai, T., Umeda, K.:

"Vision System for Part Disassembly Using a High-Speed Range Sensor", IEEE/Tsukuba Int. Workshop on Advanced Robotics, pp.59-64, 1993.

## 講演論文

新井民夫, 梅田和昇, 長尾武司:

"距離画像を用いた多面体の運動計測", 第7回日本ロボット学会学術講演会, pp.297-298, 1989.

梅田和昇, 新井民夫, 長尾武司:

"距離画像を用いた平面状物体の位置姿勢および運動の計測", 1990年度精密工学会

春季大会, pp.1117-1118, 1990.

長尾武司, 新井民夫, 梅田和昇:

"距離画像による物体の認識と運動解釈", 1990年度精密工学会春季大会, pp.1115-1116, 1990.

相山康道, 新井民夫, 長尾武司, 梅田和昇:

"距離画像間の相関による運動の高速計測", 1990年度精密工学会春季大会, pp.1113-1114, 1990.

梅田和昇, 新井民夫, 小田賢治, 長尾武司:

"距離画像を用いた複数物体の認識と計測", 1990年度精密工学会秋季大会, pp.787-788, 1990.

梅田和昇, 新井民夫:

"運動と距離画像の関係式を用いた一般形状物体の運動計測", 第8回日本ロボット学会学術講演会, pp.159-160, 1990.

梅田和昇, 新井民夫, 長尾武司:

"高速距離画像入力用センサを用いた物体の認識・計測手法", 第8回日本ロボット学会学術講演会, pp.791-792, 1990.

梅田和昇, 新井民夫:

"運動と距離画像の関係式を用いた運動パラメータ計測における誤差解析", 1991年度精密工学会春季大会, pp.347-348, 1991.

梅田和昇, 新井民夫, 小田賢治, 梶原博:

"粗い距離画像を用いたピンピッキング・システムの構築 第1報 システム構成", 1991年度精密工学会春季大会, pp.973-974, 1991.

新井民夫, 梅田和昇, 小田賢治:

"粗い距離画像を用いたピンピッキング・システムの構築 第2報 距離画像による円筒状物体の認識と計測", 1991年度精密工学会春季大会, pp.975-976, 1991.

新井民夫, 梅田和昇, 小田賢治:

”粗い距離画像を用いたビンピッキングシステムの構築 第3報 多面体, 簡単な曲面の検出と計測”, 1991年度精密工学会秋季大会, pp.679-680, 1991.

梅田和昇, 新井民夫:

”運動と距離画像の関係式を用いた3次元運動パラメータの計測手法の確立”, 第9回日本ロボット学会学術講演会, pp.139-142, 1991.

梅田和昇, 新井民夫, 小田賢治:

”粗い距離画像を用いた複数の多面体, 簡単な曲面体の認識・計測”, 第9回日本ロボット学会学術講演会, pp.171-172, 1991.

新井民夫, 梅田和昇, 小田賢治:

”粗い距離画像を用いたビンピッキング用視覚システムの構築”, 第3回ロボットセンサシンポジウム, pp.113-116, 1992.

新井民夫, 梅田和昇, 潮崎成弘:

”距離画像を用いた移動物体の運動認識(第1報) 複数軸周りの回転運動モデルの構築”, 1992年度精密工学会春季大会, pp.741-742, 1992.

新井民夫, 窪田敦之, 梅田和昇:

”粗い距離画像を用いたビンピッキングシステムの構築 第4報 複雑形状をした物体の認識と計測”, 1992年度精密工学会春季大会, pp.725-726, 1992.

梅田和昇, 新井民夫:

”運動・距離式を用いた距離画像からの3次元運動の計測”, 画像の認識・理解シンポジウム, pp.I-381-387, 1992.

河合功治, 武藤守男, 田中泰, 梅田和昇, 新井民夫:

”粗い距離画像を用いたビンピッキングシステムの構築(第5報) 測定点数を考慮した円筒形状物体の認識と計測”, 1992年度精密工学会秋季大会, pp.617-618, 1992.

窪田敦之, 梅田和昇, 新井民夫:

”粗い距離画像を用いた複雑形状物体の認識・計測”, 第10回日本ロボット学会学術講演会, pp.841-842, 1992.

河合功治, 武藤守男, 田中泰, 梅田和昇, 新井民夫:

”粗い距離画像と濃淡画像を併用したビンピッキングシステムの構築”, 第10回日本ロボット学会学術講演会, pp.843-844, 1992.

梅田和昇, 新井民夫:

”カルマンフィルタを用いた運動パラメータの時系列からの運動認識”, 第10回日本ロボット学会学術講演会, pp.877-878, 1992.

新井民夫, 梅田和昇, 潮崎成弘:

”複数軸周りの回転運動を行なう物体の運動認識”, 第10回日本ロボット学会学術講演会, pp.879-880, 1992.

梅田和昇, 新井民夫, 阿南秀利:

”最適化手法を用いた粗い距離画像からの複雑形状物体の認識・計測”, 1993年度精密工学会春季大会, pp.421-422, 1993.

梅田和昇, 大内茂樹, 新井民夫:

”距離画像を用いた移動物体の運動認識(第2報) 運動の特徴量を用いたモデルベース運動認識”, 1993年度精密工学会春季大会, pp.891-892, 1993.

梅田和昇, 大内茂樹, 新井民夫:

”運動の特徴量の抽出による時系列距離画像からの運動の学習・認識”, 第11回日本ロボット学会学術講演会, pp.347-348, 1993.

## その他

河合功治, 武藤守男, 田中泰, 梅田和昇, 新井民夫:

”粗い距離画像と濃淡画像を併用した複数円筒の認識とビンピッキングへの適用”, パイオニア技法, No.7, pp.44-52, 1993.

