

多体軌跡推定における対応付け・軌跡推定のための協調アルゴリズム

松井俊浩 松尾 啓志 岩田 彰

名古屋工業大学電気情報工学科

複数のセンサによって観測された、複数の移動物体に対する方位角情報から、各移動物体の軌跡の推定を行う多体軌跡推定は、分散人工知能の分野での研究課題の一つである。これは観測された方位角情報の各移動物体への対応付け、およびその対応付けに基づく軌跡の推定を行う問題である。このような問題の解法として、最尤推定に基づく段階的最適化に協調探索を適用し、探索過程での局所解への誤収束を回避する手法が提案されている。本稿ではこの協調探索手法についての考察に基づき、探索過程でのデータの選択の変更や多重解像度的なデータの選択により、探索において多様な探索空間を用いる手法を提案し、実験結果による評価を示す。

A cooperative algorithm for data association and track estimation in multi target motion analysis

Toshihiro Matsui Hiroshi Matsuo Akira Iwata

Department of Electrical and Computer Engineering,
Nagoya Institute of Technology

Multitarget motion analysis is one of application problems in distributed artificial intelligence. Track estimation of targets from observed bearings is one of these problems. This problem contains association between sensor data and targets, and estimation of tracks from that association. For this problem, a method which applies cooperative search to maximum likelihood estimation based relaxation algorithm was proposed. In this paper, we discuss this method, and propose some extensions to evaluate tracks in various search space.

1 はじめに

センサからの観測情報をもとに移動する物体の軌跡を推定する問題は分散人工知能などの分野における研究課題となっている。軌跡推定の問題はセンサや移動物体に関する条件により分類されるが、特にここでは2次元平面状に固定された方位角を観測する複数のセンサの観測情報から、複数の直線移動する物体の軌跡を推定する多体軌跡推定について検討する。このような対応付け問題は一般にNP困難であることが指摘されており[3]、最尤推定に基づく反復法による最適化手法が用いられる。しかし、このような推定処理の過程では探索空間に多数の局所最小解が存在するため、多くの場合に探索点は局所解に誤収束する。Tingらは誤収束の回避のために焼き鈍し法を用いた手法を提案した[1]。

これに対し吉田らは決定論的な協調探索を用いた手法により局所解を回避することが可能であることを示した[2]。この探索手法は楽観的なアルゴリズムではあるが最尤推定に基づく反復解法に協調探索を適用する試みとして興味深いと考えられる。本稿ではこの協調探索手法に基づく幾つかの探索の方針を提案し実験結果によりその妥当性を評価する。以下では、まず[1]に基づく多体軌跡推定の定式化、その解法、および[2]の手法についての概要を挙げる。さらに、この協調探索手法についての考察に基づき、解の精度の向上のための方針として、探索の過程において多様な探索空間を選択することを検討する。この方針に基づき動的にデータを選択する手法および多重解像度的なデータの選択を提案し実験結果による評価を示す。

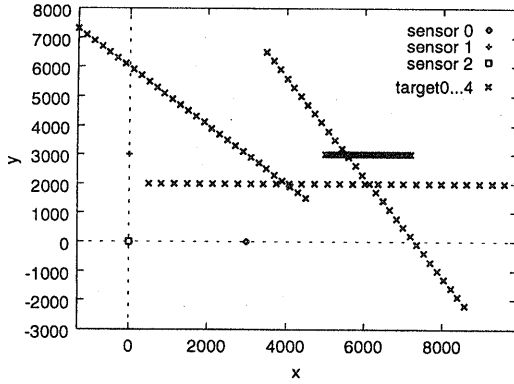


図 1: 多体軌跡推定におけるセンサの配置と移動物体の軌跡の例 (移動物体数 4)

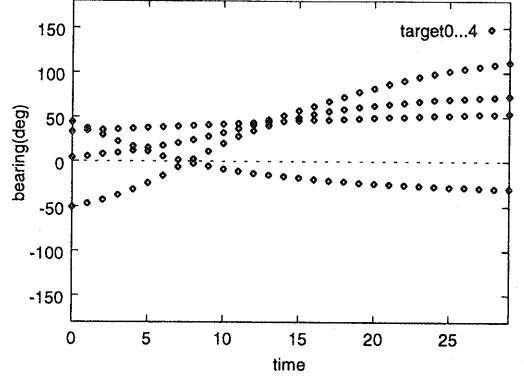


図 2: 多体軌跡推定におけるセンサの観測データの例

2 多体軌跡推定

2.1 問題の概要

軌跡推定問題はセンサの観測情報から移動する物体の軌跡を推定する問題であり、分散人工知能における問題の一つとして研究が行われている。

センサや移動物体の数、センサが得る情報の種類、移動物体の軌跡の制約などにより分類されるが、先述のようにここでは 2 次元平面の観測空間に複数のセンサ、複数の移動物体が配置され、センサは移動物体の方位角情報のみを観測し、移動物体は直線運動するという条件のもとでの推定について検討する。

この様に複数のセンサの観測情報から複数の移動物体を観測する問題においては、各センサの観測情報と各移動物体を対応づける必要がある。これは一般に NP 困難な問題であることが指摘されている [3]。図 1 にセンサと移動物体の配置の例を、図 2 にセンサデータの例を示す。

2.2 問題の形式化

以下では [1] および [2] に基づいて問題を形式化する。

移動物体、センサおよび観測データ

各移動物体 $t(t = 1, \dots, n)$ の各時刻

$j(j = 1, \dots, k)$ における状態 $X^t(j)$ は、位置 $(r_x^t(j), r_y^t(j))$ および速度 $(v_x^t(j), v_y^t(j))$ により

$$X^t(j) = (r_x^t(j), r_y^t(j), v_x^t(j), v_y^t(j))' \quad (1)$$

であり、ここで

$$\begin{aligned} r_x^t(j) &= r_x^t(0) + j\Delta v_x^t(0) \\ r_y^t(j) &= r_y^t(0) + j\Delta v_y^t(0) \\ v_x^t(j) &= v_x^t(0) \\ v_y^t(j) &= v_y^t(0) \end{aligned}$$

である。ただし、 Δ はサンプリング間隔である。

センサ $i(i = 1, \dots, s)$ の状態は位置 $(r_{x_s}^i(j), r_{y_s}^i(j))$ および速度 $(v_{x_s}^i(j), v_{y_s}^i(j))$ により

$$X_s^i(j) = (r_{x_s}^i(j), r_{y_s}^i(j), v_{x_s}^i(j), v_{y_s}^i(j))' \quad (2)$$

であり、ここで

$$\begin{aligned} r_{x_s}^i(j) &= r_{x_s}^i(0) \\ r_{y_s}^i(j) &= r_{y_s}^i(0) \\ v_{x_s}^i(j) &= 0 \\ v_{y_s}^i(j) &= 0 \end{aligned}$$

すなわち

$$X_s^i(j) = (r_{x_s}^i(0), r_{y_s}^i(0), 0, 0)' \quad (3)$$

である。

時刻 j にセンサ i から見た移動物体 t の相対的なベクトルは

$$\begin{aligned} X^{t,i}(k) &= X^t(k) - X_s^i(k) \\ &= (r_x^{t,i}(j), r_y^{t,i}(j), v_x^{t,i}(j), v_y^{t,i}(j))' \end{aligned} \quad (4)$$

であり、センサ i が観測する方位角データは

$$\beta^{t,i}(j) = \tan^{-1} \left[\frac{r_x^{t,i}(j)}{r_y^{t,i}(j)} \right] + \nu^{t,i}(j) \quad (5)$$

である。ただし $\nu^{t,i}(j)$ は観測に伴う雑音である。ここでは白色ガウス雑音を仮定する。

時刻 j にセンサ i が全ての移動物体について得る方位角データは

$$\beta^i(j) = (\beta^{1,i}(j), \dots, \beta^{n,i}(j))' \quad (6)$$

であり、時刻 k までに得られる全ての観測データは

$$\beta^k = (\beta^1(1)', \dots, \beta^1(k)', \dots, \beta^s(1)', \dots, \beta^s(k))' \quad (7)$$

である。

ただし、各観測データと各移動物体の対応は不明である。すなわち式 (6) における添字 $1, \dots, n$ の値は各移動物体に対応するものではない。

軌跡推定

軌跡推定では各観測データと各移動物体との対応づけ、および各移動物体の初期状態を推定する。

各観測データと移動物体の対応づけは、式 (6) で示される観測データ $\beta^i(j)$ の各要素の順番を、各移動物体の添字に対応するように入れ替えることに相当する。このために適当な割り当て行列 $C^i(j)$ を各 $\beta^i(j)$ に乗じる。

割り当て行列 $C^i(j)$ は、各行各列ともに要素の 1 つが 1 で他の要素は 0 の行列である。

全ての観測データに対する移動物体の割り当ては

$$C^k = (C^1(1)', \dots, C^1(k)', \dots, C^s(1)', \dots, C^s(k))' \quad (8)$$

である。

C^k の推定値および、それに基づく初期状態の推定値 $\hat{X}^t(0) (t = 1, \dots, n)$ が推定結果となる。

3 最尤推定に基づく推定手法

3.1 最尤推定に基づく反復法

2章で挙げた形式化による多体推定問題は、観測データと移動物体の対応付問題を含み、一般に NP 困難であることから、最尤推定に基づく反復法が提案されている。

[1] では次のようなアルゴリズムが示された。

```

各移動物体の初期状態を適当に定める。
do{
  - 移動物体の初期状態に対して最適な割り当て行列を推定する。
  - 割り当て行列に対して最適な移動物体の初期状態を推定する。
}while(収束するまで)

```

ここでの最適な値とは移動物体の初期状態の推定値に対する観測データと実際の観測データとの平均 2 乗誤差

$$E = \frac{1}{skn} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^k [\beta^i(j) - C^i(j) \cdot \hat{\beta}^i(j, \hat{X}_0)]' \cdot R_i^{-1} \cdot [\beta^i(j) - C^i(j) \cdot \hat{\beta}^i(j, \hat{X}_0)] \quad (9)$$

を最小化する値である。ここで $R_i = \sigma_i^2 \cdot I$ は各センサの誤差を重みづける。

割り当て行列の推定においては、最適な推定値として観測データに対する 2 乗誤差の平均が最小となるものを選択する。また、移動物体の初期状態の推定においては、最小 2 乗推定により初期状態の推定値を求める。この推定には非線形最小 2 乗法の一つである Gauss-Newton 法を用いる。

このアルゴリズムは常に平均 2 乗誤差を最小化するため、収束が保証される。しかし、割り当て行列の推定において多数の局所最小解が存在するため誤収束が起こる。

これを改善するため Ting らは上記の反復法に、局所解への誤収束の回避のために焼き鈍し法を適用した。

3.2 協調処理による推定

吉田らは複数の探索点による協調探索を用いた手法を提案した [2]。この手法では、センサを

複数のグループに分割し各グループごとに一つのプロセッサを割り当てる(図3)。各グループは互いにオーバーラップすることが許される。各プロセッサは割り当てられたグループのデータを元に次のようなアルゴリズムで推定を行い反復処理の過程で互いに推定結果を交換する。

各移動物体の初期状態を適当に定める。

- ```
do{
```
- 移動物体の初期状態に対して最適な割り当て行列を推定する。
  - 割り当て行列に対して最適な移動物体の初期状態を推定する。
  - 推定初期状態を他の全てのプロセッサに送る。
  - 他のプロセッサから推定初期状態を受け取る。
  - 自分のデータに照らして最良の状態を選択する。

```
}while(収束するまで)
```

全てのプロセッサが収束した時点で局所平均2乗誤差が最小の解を結果とする。このアルゴリズムは通常の下降アルゴリズムと同様、比較的高速に収束する。解品質については、いくつかの観測データを用いた実験により、最小2乗誤差について焼き鈍し法と同程度との結果が報告されている。この手法は解の交換に際して複数の基準で解を評価することにより局所解に陥る確率を改善するものであると考えられる。

## 4 局所解の回避のための部分的なデータの選択手法

### 4.1 多様な探索空間による局所解の回避

一般に、局所的な探索は、局所解に誤収束する可能性を免れない。このような解法の解品質を向上させるために Ting らの手法では確率的な探索手法である焼き鈍し法を用い解の精度を改善している。一方、吉田らの手法では、複数の探索点を持ち反復処理の過程で解を交換する決定論的なアルゴリズムを用い、解品質の向上を得ている。また、探索において同一の条件下で各プロセッサが解の交換を行った場合と行わな

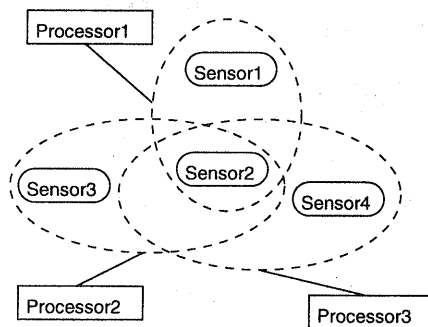


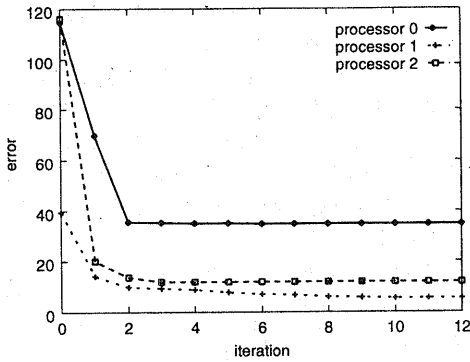
図3: センサデータのグループ分けとプロセッサの割り当て

かった場合の結果が比較されており、解を交換することにより解品質が向上することが示されている。このことから解品質の向上は複数の探索点が解の交換における処理の影響であることが推測される。

このような解の交換においては複数のプロセッサで異なるデータを持つことが特に重要であると考えられる。個々のプロセッサは異なるデータによって構成される個別の探索空間を持ち、解の交換に際して行われる他のプロセッサの解の評価において、あるプロセッサの解に対する他のプロセッサでの評価は異なるものとなる。この解の評価の多様性により、局所解への誤収束を回避する効果が得られるものと考えられる。従って、各プロセッサで使用するデータを適当な部分的な選択として探索空間を変化させることが局所解の回避につながると考えられる。またデータの制限を行うことは計算量の低減につながる。

### 4.2 多数の部分データの選択の必要性

吉田らの手法では局所探索を行う複数のプロセッサが解を交換することにより局所解への誤収束を避ける効果を得ている。各プロセッサが解を交換するのは、他のプロセッサの解が自分の持つ観測データに照らし合わせ、より誤差が小さいという条件が成立するときであり、条件が成立しなければ各プロセッサは独立に推定を行う。このため、それぞれの探索点が個別に局所解に入り、その解が他のプロセッサから選択



各プロセッサの平均2乗誤差の変化

| iteration  | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | ... | 12 |
|------------|---|---|---|---|---|-----|----|
| processor0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | ... | 0  |
| processor1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | ... | 1  |
| processor2 | 0 | 2 | 2 | 2 | 2 | ... | 2  |

解の交換の結果各プロセッサで選択された解  
(プロセッサの番号)

図 4: 各探索点が局所解に陥る例

されない場合、このような解の交換ができない状態が発生する。この場合はそれぞれの探索点が誤収束する。図 4 は 3 個のプロセッサで探索を行い誤収束した例である。この例では 3 回目の反復から解の交換が行われずにそれぞれが局所解に陥ったまま 13 回目の反復で全ての探索点が収束した。

誤収束を避けるために、適当な頻度で解を交換するような制約を与えることが考えられるが、特定の探索空間の組み合わせのみによって生じる解の評価の多様性だけでは、局所解を回避する効果が十分ではない場合が起こりうる。特にこれまでのアルゴリズムの適用例では、ごく少数の探索空間の組み合わせしか使っていないため、従来手法に解の強制的な交換を付け加えても誤収束を避けられない場合が多いと考えられる。そこで、より多くの部分的なデータを選択し、それらを組み合わせるための方針の一つとして、多重解像度的なデータを選択を行う手法を提案する。また、単一の探索点が多くの部分的なデータを選択するための動的なデータの変更を行う手法を検討する。

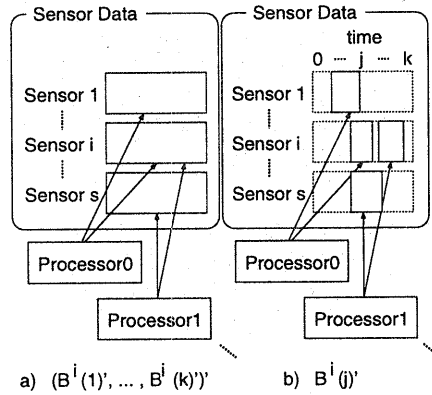


図 5: 観測データの選択における分割単位— a) 各センサのデータ  $(\beta^1(1), \dots, \beta^i(k))'$  単位での分割および b) 各センサ・各時刻のデータ  $\beta^i(j)$  単位での分割

### 4.3 多数の部分的なデータの選択と多重解像度的な組み合わせ

[2] では 3 個のセンサの観測データを 2 個ずつ組み合わせ 3 個の探索空間を構成する例が示されているが、この選択については特に根拠は示されていない。誤収束を回避する確率を上げるためには、多様な探索空間を選択できることが有効であると考えられる。センサの個数  $s$  の場合の観測データの組み合わせは、最低でも 2 つのセンサの観測データを使用しなければ移動物体の初期状態を推定できない制約から、 $\sum_{i=2}^s sCi$  となる。この例ではセンサの個数は 3 個であり、観測データの組み合わせは高々 4 通りである。

2 章の問題の形式化に従うと、センサごとの観測データを組み合わせるということはデータの選択の単位として、各センサ  $i$  のデータ  $(\beta^i(1), \dots, \beta^i(k))'$  を用いることである。しかし、先述のような問題の形式化では各移動物体の初期状態の推定値は各時刻のセンサデータ  $\beta^i(j)$  を単位として選択されたデータをもとに計算できる。このようなデータの選択の方法を図 5 に示す。すなわち、各センサごとではなく、各時刻の各センサごとのデータに選択することでデータの選択の組み合わせを増加し、探索空間に多様性を持たせることができる。

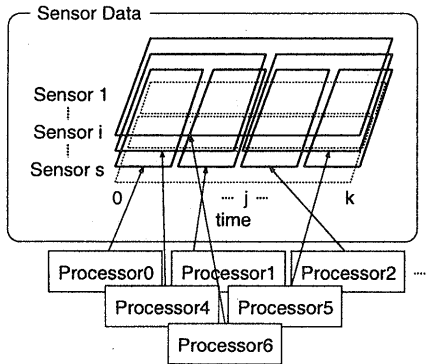


図 6: 多重解像度的なデータの分割— 時間軸方向へのみ分割した例

どのような基準で観測データを適当に選択し探索空間を構成することが望ましいのかは明らかではないが、局所解の回避やノイズの影響の緩和を考慮し、ここでは全体的なデータをもとに推定を行うプロセッサと部分的なデータをもとに推定を行うプロセッサを階層化した多重解像度的に分割したデータの組み合わせ(図6)を用いる推定手法を提案する。

#### 4.4 部分的なデータ選択の動的な変更

複数の探索空間を用いることの主要な目的は局所解への誤収束を低減することにある。このような探索空間をできるだけ多く構成し、多くの探索点を実行することで解品質が向上すると考えられるが、実際には計算機資源の制約などから探索点の数を十分に多くすることはできない場合がある。

少ない探索点においても探索空間の組み合わせによる多様性を利用するために、推定処理の反復の過程において推定に使用するデータを選択し直す操作を行うことが考えられる。このようなデータの選択を行うことと、異なるデータを使用する複数の探索点の間で解を交換することは同様な意味を持つと考えられる。すなわち、あるプロセッサの解を他のプロセッサが採用することは、交換された解から見れば探索の途中で他の探索空間を選択したことになる。つまり推定処理の反復の過程において現在の解を変更

せずにデータの選択を変更することは解の交換により他の解を採用することに相当する(図7)。

ノイズを含むデータについて、動的な選択データを変更を行う場合は、収束の条件を新たに考慮する必要がある。このような収束の条件としては誤差が規定の値以下で安定することや解の変化が一定の回数変動が無くなることを用いるなどが考えられる。

ここでは、動的にデータの変更を行うことにより比較的短時間で最適解に到達しうるかどうかを確認することを目的とし、ノイズを含まないデータを用いて、推定の過程で毎回データを変更することとした。

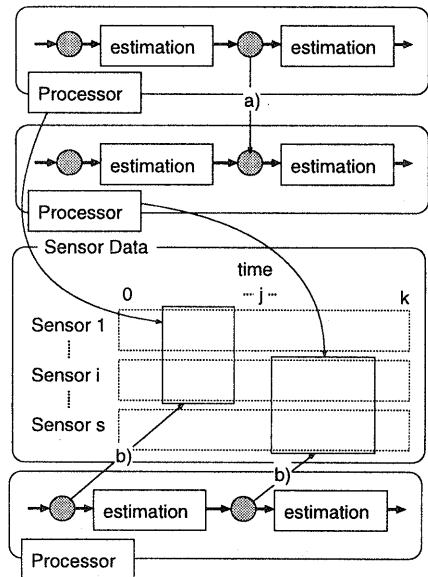


図 7: 推定処理の過程での探索空間の変更— a) 異なるデータにより推定を行う、他の探索点の解を採用する場合と b) データの選択を変更する場合

## 5 実験による評価

提案した多重解像度的な選択データを用いた協調探索手法および動的な選択データの変更による探索手法についての実験の結果を示す。実験は [2] にない、センサ数 3、移動物体 4 とし

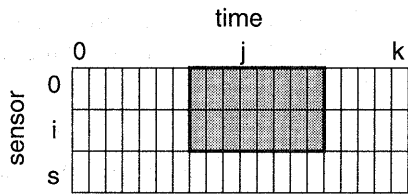


図 8: 動的なデータの選択の方法 — 枠のサイズと位置を変更し枠内のデータを選択する

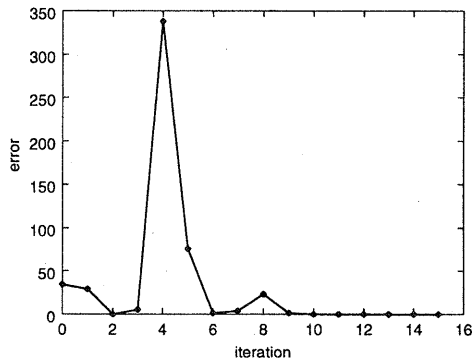


図 9: 動的な選択データの変更による探索における誤差の変化の例

てランダムに作成した 16 パターンのデータを使用して評価した。また、時間は 32 とした。各アルゴリズムについて複数のデータにより精度、反復回数等を評価した。

### 5.1 動的な選択データの変更による探索手法

ここでは単一のプロセッサで推定を行い、反復処理の過程でデータの選択を変化させたときに最適解に到達するまでの時間を評価した。最適解であることを終了条件としているためノイズを含まないデータを用いた。ここでは簡単のために図 8 のような任意の位置・大きさの枠でデータを選択した。但し、軌跡の推定処理における最小 2 乗法のために枠のサイズはセンサ、データそれぞれについて、最低 2 以上の大きさを与えるものとした。また、最適解の値を終了条件にしているためノイズの影響は加味しない。これにより平均で 33 回程度の反復で最適解に到達するという結果が得られた。また反復回数の最

表 1: 多重解像度的な選択データを用いた協調探索の結果

| 選択データ  | 誤差   |      |      | 反復回数 |      |    |    |
|--------|------|------|------|------|------|----|----|
|        | 平均   | 最小   | 最大   | 平均   | 最小   | 最大 |    |
| 多重解像度的 | ノイズ無 | 0.32 | 0    | 1.54 | 9.3  | 4  | 17 |
|        | ノイズ有 | 0.78 | 0.16 | 3.63 | 9.8  | 6  | 19 |
| ランダム   | ノイズ無 | 0.99 | 0    | 7.38 | 10.1 | 4  | 18 |
|        | ノイズ有 | 1.36 | 0.14 | 7.23 | 10.8 | 7  | 24 |

小は 6 回、最大は 140 回であった。誤差の変化の一例を図 9 に示す。得られた結果ではいずれの探索点もある反復回数で最適解に到達している。ただし、この反復回数の良否についての解析やノイズを含む場合などについての評価は今後の検討事項である。

### 5.2 多重解像度的な選択データを用いた協調探索手法

ここではデータの分割の都合上、各プロセッサでセンサのデータは 3 個とも使用し、時間方向のみ多重解像度的な分割を行った。分割は 2 分割を 4 層とし計 15 のプロセッサに割り当てを行った。比較対象として、同数のプロセッサでランダムに選択した時間データを割り当てたもので同様の実験を行った。ここではノイズのある場合と無い場合について実験した。ノイズは各センサとも分散 0.5 (ただし角度単位は degree) とした。

得られた結果と観測データとの間の 2 乗誤差の比較からは、多重解像度的に分割されたデータを使用した場合は、ランダムに選択されたデータを用いる場合と比較して誤差が小さいという傾向が見られる。これは、細分化された部分的なデータに基づく推定結果と、全体的なデータに基づく推定結果の交換による影響であると推測される。ただし、このような探索手法が局所解の回避に対してどのように影響するかの検討は残されている。

## 6 まとめ

本稿では多体軌跡推定に対して提案された探索協調についてその枠組みの根拠を検討した。この手法は探索空間を組み合わせることで探索の過程で多様な解の評価を行うことで局所解への誤収束を改善するものであると考えられる。この精度をより向上するためには、さらに多くの探索空間の組み合わせで解を評価することが有効であることが推測される。この考察に基づき、探索の過程で部分的なデータの選択を変更する探索手法を提案し、単一のプロセッサでこのような探索を行い、ある時点で解が最適解まで下降するという結果が得られた。

また、複数の部分的なデータの選択のための一方針として多重解像度的にデータを分割する手法を提案し、ランダムに選択を行った場合とを比較した結果、誤差の評価における精度の差異が見られた。

最尤推定の過程で多数の部分的なデータの選択を行い、複数の探索空間で解を評価することは、局所解の回避による解精度の向上の可能性や、部分的なデータを使用することによるデータ計算機資源の節約など、分散協調処理における探索アルゴリズムの枠組みの基礎として活用できる可能性があると考えられる。

本稿で検討したアルゴリズムは決定論的な局所探索を応用するものであり、初期解によっては必ず誤収束するという本質的な問題点をどのように回避するかという課題も残されている。さらに、実際の協調探索で使用する探索空間の選択の基準、組織的に効率の良い探索を行うための解交換の枠組みなどの検討は今後の課題である。

## 参考文献

- [1] Ting, P.Y. and Iltis, R.A.: Multitarget Motion Analysis in a DSN IEEE Trans. syst. Man Cyber., Vol.SMC-21, No.5, pp.1125-1139
- [2] 吉田紀彦, 三谷彰男: 分散協調による多体軌跡推定情報処理学会論文誌, Vol.38, No.2, pp.206-214
- [3] Pattipati, K.R., Deb, S., Bar-Shalom, Y. and Washburn, R.B.: A New Relaxation Algorithm and Passive Sensor Data Association, IEEE Trans. Auto. Contr., Vol.AC-37, No.2, pp.198-2113
- [4] Lesser, V.R. and Corkill, D.D.: The Distributed Vehicle Monitoring Testbed: a Tool for Investigating Distributed Problem Solving Networks, AI Magazine, Vol.4, No.3, pp.15-33