

## 分散協調による多体軌跡推定

吉田 紀彦<sup>†</sup> 三谷 彰男<sup>††</sup>

限られたセンサ情報からの移動物体の軌跡推定は、分散人工知能および分散センサ網における代表的な問題の1つであり、これまでも様々な研究がなされてきている。特にターゲットが複数の場合、すなわち多体軌跡推定では、センサ情報とターゲットとの対応付け、そしてその対応付けに基づくターゲットの軌跡推定を行わなければならない。これは一般にはNP困難であって、段階的最適化による近似解法が用いられるが、探索空間内の局所解が多数存在して、最適解を得ることが難しい。そこで本論文では多体軌跡推定に、複数プロセッサを用いて複数の可能性を並行に探索していく分散協調型の多点探索を新たに適用する。そして、すでに提案されて一定の成果を収めている焼き鈍し法による解法と比較して、同等の解の品質をより効率的に達成しうることをシミュレーション実験によって示す。

### Multitarget Motion Analysis by Decentralized Cooperation

NORIIHIKO YOSHIDA<sup>†</sup> and AKIO MITANI<sup>††</sup>

Track estimation of targets from passive-sensor data is one of typical and hard applications in both distributed artificial intelligence and distributed sensor network. Multitarget motion analysis, where there are more than one targets, should associate targets with sensor data, and estimate target tracks based on that association. This is an NP-hard problem in general, and solved using stepwise relaxation. However, it is hard to obtain the optimal solution, or in other words, to locate the global optimum out of many local optima in the search space. Therefore, this paper proposes a new approach to improve estimation, decentralized cooperative search using multiple processors. Simulation shows this approach achieves almost the same estimation quality and much better performance compared to a stochastic relaxation based on simulated annealing.

#### 1. はじめに

限られたセンサ情報からの移動物体の軌跡推定は、分散人工知能<sup>1)</sup>および分散センサ網<sup>2)</sup>における代表的な問題の1つである。

1 センサ・1 ターゲットでの軌跡推定は Target Motion Analysis (TMA) として過去多くの研究がなされており、なかでもセンサがターゲットの方位角しか検知できないものは特に Bearings-Only TMA として様々な手法が提案されている<sup>3)~7)</sup>。その後、分散センサ網における多センサ・多ターゲットの軌跡推定の研究が、Multitarget Motion Analysis として始まった<sup>8)</sup>。この多体軌跡推定は、TMA での軌跡推定では

センサが移動するのに対して、固定された複数センサからの方位角情報を統合して、等速運動する複数ターゲットの軌跡を推定するものである。そして主に、センサの個数や配置、ターゲットの状態などに制約を加えた問題について研究が進められている<sup>9)~11)</sup>。

センサ情報の統合は分散人工知能の中心的な研究テーマの1つでもあり、そこでも軌跡推定の問題は重要な位置付けを占めている<sup>12)</sup>。たとえば分散解釈・分散プランニング研究の代表的なテストベッドとして、Distributed Vehicle Monitoring Testbed (DVMT) という軌跡推定システムが有名である<sup>13)</sup>。これは仮想的な実験環境であって、領域全体を見渡す方位角センサではなく部分領域ごとにセンサを配置し、各部分領域内でのターゲットの位置推移はすでにある程度分かっているものとして、それらをいかに統合して領域全体での軌跡を推定するかに焦点をあてたものである。また、水中集音機群の情報から潜水艦の同定を行う HASP/SIAP というシステムも、軍用に研究開発がなされている<sup>14)</sup>。

<sup>†</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Electrical  
Engineering, Kyushu University

<sup>††</sup> 株式会社九電工情報通信部  
Information and Telecommunication Department, Kyu-  
denko Corporation

後に詳しく述べるように、多体軌跡推定ではセンサ情報とターゲットとの対応付け、そしてその対応付けに基づくターゲットの軌跡推定を行わなければならない、一般にはNP困難であることが知られている<sup>9)</sup>。そこで、弛緩法 (Relaxation) による段階的最適化が多く用いられるが、偽の解すなわち探索空間内の局所解が多数存在して、真の解すなわち最適解を得ることが難しく、これが最大の問題となっている。この解決に向けて確率的探索の1つである焼き鈍し法 (Simulated Annealing) を応用した改良が提案されて成果を収めたが<sup>15)</sup>、これは処理時間の大幅な増加を招いている。別にニューラルネットの適用も試みられたが<sup>16)</sup>、これについては論文中の関数やパラメータ設定の正しさに対する疑問も投げかけられている (しかし、対案や改良案が示されるには至っていない<sup>17)</sup>。

一般に局所解への誤った収束を避けて最適解を得やすくするためには、複数の可能性を探索する多点探索が有効な手法の1つである。我々は以前から分散人工知能における分散協調型探索に取り組み、成果をあげてきている<sup>18)~20)</sup>。これは、単体でも探索処理の可能なプロセッサ (エージェント) を連係させて、より高度な探索能力を実現しようとするものである。一般に分散協調処理は、分散化による耐故障性の向上や並列実行による処理効率の向上、通信情報の抽象化による通信量の低減などが期待できることが指摘されている。分散協調型の多点探索では、複数のプロセッサがそれぞれ独自の解候補集合 (探索空間) を持ち、全体では複数の可能性を並行に探索していく。したがって、上に並べた利点に加えて、さらに局所解への誤収束の低減による探索性能の向上も期待できるようになる。

そこで、これまでの多体軌跡推定が全センサからの情報を中央の1プロセッサに集約して集中型の処理を行っていたのに対して、本論文では複数プロセッサを用いて分散協調型探索を行う多体軌跡推定を提案する。このシステムではセンサ情報を近傍プロセッサのみに送り、プロセッサ間で中間推定結果を適宜通信交換しながら処理を進める。シミュレーション実験によって、この手法が十分な解の品質を焼き鈍し法よりも効率的に達成しうることが明らかになっている<sup>21), 22)</sup>。

本論文は、分散センサ網における多体軌跡推定の問題への新たなアプローチを提案するものであると同時に、分散協調型探索という分散人工知能の成果を多体軌跡推定という問題で検証するという意味合いも持つ。以下、2章で問題の定式化を行った後、3章で従来の手法を、焼き鈍し法による改良もあわせて概観する。そして、4章で分散協調型の手法を提案し、5章

でシミュレーション実験の結果を示す。6章はまとめである。なお、2章および3章での定式化は文献15)に従う。

## 2. 多体軌跡推定

図1のように、2次元空間内で等速運動する、すなわち一定方向に一定速度で移動する  $n$  個のターゲットと、ターゲットの方位角を検出できる固定された  $s$  個のセンサを考える。なお、このターゲットの等速運動の前提は軌跡推定、多体軌跡推定の研究に共通のものである。各センサはたとえば図2のように、全ターゲットの方位角データの時系列を得る (図の横軸は時間、縦軸は方位角)。多体軌跡推定とは、これら複数センサの得たデータを統合して全ターゲットの軌跡、すなわち初期位置と速度を求めるものである。ここで問題となるのは、方位角データとターゲットとの対応付けの推定、およびその対応付けに基づくターゲットの初期状態の推定である。

ターゲット  $t$  ( $t = 1, \dots, n$ ) の時刻  $k$  における状態  $X^t(k)$  は、位置を  $(r_x^t, r_y^t)$ 、速度を  $(v_x^t, v_y^t)$  とすると、センサのサンプリング間隔を  $\Delta$  として、次の

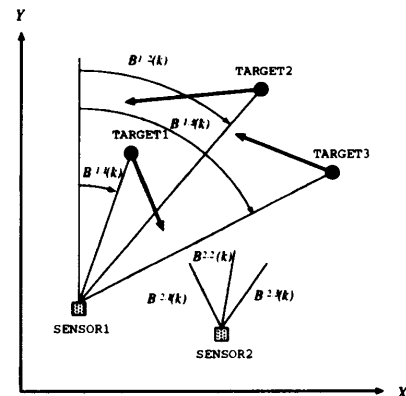


図1 多体軌跡推定

Fig. 1 Multitarget motion analysis.

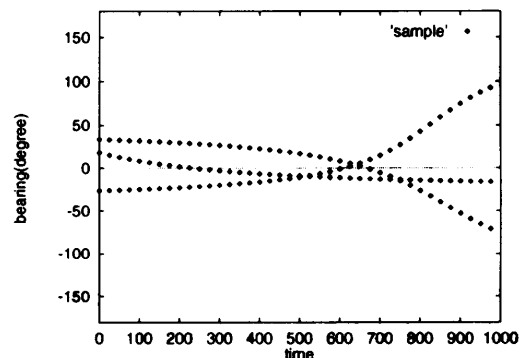


図2 センサデータの例

Fig. 2 Example of sensor data.

ように表される（' は転置の意）.

$$X^t(k) = (r_x^t(k), r_y^t(k), v_x^t(k), v_y^t(k))'$$

where

$$r_x^t(k) = r_x^t(0) + k\Delta v_x^t(0)$$

$$r_y^t(k) = r_y^t(0) + k\Delta v_y^t(0)$$

$$v_x^t(k) = v_x^t(0)$$

$$v_y^t(k) = v_y^t(0)$$

一方、センサ  $i$  ( $i = 1, \dots, s$ ) の状態は、位置を  $(r_{xs}^i, r_{ys}^i)$  とすると、

$$X_s^i = (r_{xs}^i, r_{ys}^i, 0, 0)'$$

センサ  $i$  から見たターゲット  $t$  の相対的なベクトルは

$$X^{t,i}(k) = X^t(k) - X_s^i \\ = (r_x^{t,i}(k), r_y^{t,i}(k), v_x^t(k), v_y^t(k))'$$

ここで、 $r_x^{t,i}(k)$ ,  $r_y^{t,i}(k)$  はこの相対ベクトルの相対位置成分である。したがって、時刻  $k$  にセンサ  $i$  がターゲット  $t$  について得る方位角データは

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

なお、 $\nu^{t,i}(k)$  はデータにともなう雑音であり、ここでは白色ノイズを仮定する。以上より、時刻  $k$  にセンサ  $i$  が全ターゲットについて得る方位角観測ベクトル  $\beta^i(k)$  は

$$\beta^i(k) = (\beta^{1,i}(k), \dots, \beta^{n,i}(k))'$$

となる。ここで、時刻  $k$  までの観測ベクトルの累積を

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

とする。

実際にセンサが観測するベクトルは、各要素とターゲットとの対応付けが不明なことから、たとえば下式のように、先の方位角ベクトルに何らかの割当て行列  $C^i(k)$  を乗じたものになる。

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \beta^{1,i}(k) \\ \beta^{2,i}(k) \\ \beta^{3,i}(k) \end{pmatrix} \\ \Rightarrow \begin{pmatrix} \beta^{2,i}(k) \\ \beta^{3,i}(k) \\ \beta^{1,i}(k) \end{pmatrix}$$

割当て行列は各行・各列とも1つの1を含み、他の要素は0であるようなサイズ  $n \times n$  の行列であり、 $[C^i(k)]_{jt} = 1$  は観測ベクトル  $\beta^i(k)$  の第  $j$  要素がターゲット  $t$  に対応することを表す。行列は  $n!$  通り

の可能性があるが、そのいずれであるかは事前には分からない。

割当て行列の列

$$C^k = \{C^1(1), \dots, C^1(k), \\ \dots, C^s(1), \dots, C^s(k)\}$$

が全観測データのターゲットに対する組合せを決定する。この  $C^k$  と  $X^t(0)$  ( $t = 1, \dots, n$ ) を推定することが多体軌跡推定の目標である。

### 3. 推定法の基本と焼き鈍し法による改良

多体軌跡推定の集中処理型解法について、本論文の準備として必要なため、その概要をまとめておく。この解法の基本は次の繰返しループで表される段階的最適化である。

#### 手順 (1)

ターゲット群の初期状態を仮に設定する

repeat

初期状態に対して最適な割当て行列を決める

割当て行列に対して最適な初期状態を決める

until 収束するまで

ターゲットの推定初期状態を次のようにおくと ( $t = 1, \dots, n$ )

$$\hat{X}_0 = (\hat{X}_0^1, \dots, \hat{X}_0^n)'$$

where

$$\hat{X}_0^t = (r_x^t(0), r_y^t(0), v_x^t(0), v_y^t(0))'$$

時刻  $j$  にセンサ  $i$  がターゲット  $t$  について得る推定方位角データは、推定相対ベクトルの相対位置成分を  $\hat{r}_x^{t,i}(j)$ ,  $\hat{r}_y^{t,i}(j)$  とすると、

$$\hat{\beta}^{t,i}(j, \hat{X}_0) = \tan^{-1} \left[ \frac{\hat{r}_x^{t,i}(j)}{\hat{r}_y^{t,i}(j)} \right]$$

したがって、時刻  $j$  にセンサ  $i$  の得る推定観測ベクトルは

$$\hat{\beta}^i(j, \hat{X}_0) = (\hat{\beta}^{1,i}(j, \hat{X}_0), \dots, \hat{\beta}^{n,i}(j, \hat{X}_0))'$$

また時刻  $k$  までの予想観測ベクトルの累積は

$$\hat{\beta}^k(\hat{X}_0) = (\hat{\beta}^1(1, \hat{X}_0)', \dots, \hat{\beta}^1(k, \hat{X}_0)', \\ \dots, \hat{\beta}^s(1, \hat{X}_0)', \dots, \hat{\beta}^s(k, \hat{X}_0)')$$

ターゲットの真の初期状態に対する推定初期状態の正しさは、次の平均二乗誤差 (Average Square Error,

ASE) で評価できる。

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

ここで、 $R_i = \sigma_i^2 I$  はセンサ  $i$  におけるノイズの共分散行列 (サイズ  $n \times n$ ) である。上を書き換えると

$$E = \frac{1}{skn} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^k \left( \frac{\beta^{c(i,j,t),i} - \hat{\beta}^{t,i}}{\sigma_i} \right)^2$$

ここで  $c(i,j,t)$  は、 $[C^i(j)]_{mt} = 1$  となる  $m$  を  $c(i,j,t) = m$  とする。

多体軌跡推定は、この平均二乗誤差 (ASE) を最小化する問題といかえられる。本章の冒頭に掲げた手順 (1) の手続きは、具体的には次のようになる。まず、初期状態  $\hat{X}_0$  を仮定して、次の操作によって  $E$  を最小化する割当て行列  $C^k$  を決める。

```

for all  $C^i(j), i = 1, \dots, s, j = 1, \dots, k$ 
do
    min  $[\beta^i(j) - C^i(j) \cdot \hat{\beta}^i(j, \hat{X}_0)]'$ 
         $\cdot R_i^{-1} [\beta^i(j) - C^i(j) \cdot \hat{\beta}^i(j, \hat{X}_0)]$ 
    next  $i, j$ 
    
```

一方、割当て行列  $C^k$  を仮定すると、観測データ列より Gauss-Newton 法によって初期状態  $\hat{X}_0$  を決めることで  $E$  を最小化することができる。Gauss-Newton 法の詳細は紙面の都合から割愛する。文献 15) の Appendix A を参照されたい。

この 2 つの手続きはいずれも  $E$  を減少させるので、非負数  $E$  が単調減少することになり、手順 (1) のループは収束して停止することが保証される。しかし、この解空間には多数の極小値が存在し、局所解に陥って最適解  $E = 0$  に至らない状況が頻発する。そこで提案されたのが、焼き鈍し法を応用した改良である。

焼き鈍し法は解の選択に確率的変動を施して最適解を得やすくする確率的探索手法である。局所解は特に割当て行列の推定で頻出するので、その手続きにこの手法を適用する。具体的には、割当て行列の列  $C^k$  の全要素  $C^i(j)$  について、次の処理を行う。割当て行列の  $n!$  の可能性のうちから、ボルツマン分布  $(1/c)e^{-E_j/T}$  ( $j = 1, \dots, n!$ ) に従ってランダムに 1 つを選ぶ。ここで、 $T$  は物理的な焼き鈍し温度になぞらえられる制御パラメータで、手順 (1) のループの繰返し  $l = 1, 2, \dots$  にともなって  $T_{l+1} = \alpha T_l$  ( $\alpha < 1$ ) で減少させていく。また、 $c$  は正規化係数で  $c = \sum_{j=1}^{n!} e^{-E_j/T}$ 、 $E_j$

は  $j$  番目の可能性を選んだ場合の  $E$  である。

このように  $C^k$  を確率的に決めることで温度  $T$  に従って多様な解候補が試されるようになり、局所解に陥らずに最適解の得られる可能性が高まる。しかし、後に実験例でも示すように、初期の段階では解の品質が悪く、収束に非常に時間を要する。

#### 4. 分散協調型の推定

1 章で触れたように、一般の分散センサ網システムでは、単一プロセッサでの全データの集中処理も本質的には不可能でないところにあえて複数プロセッサにデータを分散化する理由として、耐故障性の向上・処理効率の向上・通信の効率化などをあげている。本研究はこの分散化の理由に、新たに複数解候補の並行探索による解品質の向上を加えようとするものである。

前章で示した手順 (1) は非決定的要素や確率的要素を含んでおらず、同一のデータに対しては必ず同一の推定を行う。そこで、プロセッサごとに異なる解候補の探索を実現するために、プロセッサごとにセンサデータを割り当ててプロセッサを協調させることで、これを達成する。

本論文で新たに提案するこの分散協調型の多体軌跡推定について、以下に詳細を述べる。

これまでの集中処理型の推定では、全センサのデータを中央の 1 プロセッサに集約している。これに対し、ここでの分散協調型の推定では、センサ群を複数のグループに分割して各グループごとに 1 つのプロセッサ、全体では複数のプロセッサを配置する。なお、1 つのセンサが複数のグループに属することも許す。センサのデータはそのグループのプロセッサに送る。概念図を図 3 に示す。

なお、2 章および 3 章から明らかなように、本研究

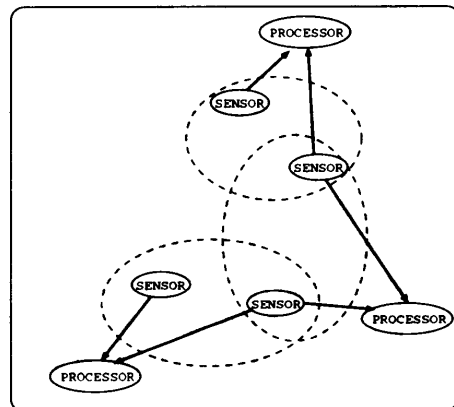


図 3 センサのグループ分け  
Fig. 3 Grouping of sensors.

も含めて一般に軌跡推定および多体軌跡推定の研究では、センサからのデータ時系列が一定個数与えられたところで推定を行うことを前提としている。すなわち、データ入力はリアルタイムではなく、したがって、センサのプロセッサ割当てにともなう通信速度や遅延の影響はここでは問題とならない。

分散協調型の多点探索の基本は複数解候補の並行探索にあり、各プロセッサは基本的に自グループ内のセンサからのデータに基づいて探索処理を進める。各プロセッサが推定していく初期状態と割当て行列はそれぞれ異なり、そのうちで最良のものが最終的な解となる。

しかしながら、一般の分散センサ網システムと同様に、各プロセッサは一部のセンサからのデータしか得ず、対象とする系全体のセンサデータを持たない。したがって、各プロセッサが孤立して処理を進めるだけでは、部分的な情報に基づく不完全な探索が複数並行になされるだけで、探索結果の対象系全体に対する整合性は得られない。そこで、これを補って、各プロセッサでの探索処理に他プロセッサの持つ情報を反映させるために、プロセッサ間で探索経過すなわち中間的な解候補を適宜交換し、各プロセッサは他の探索経過を知って自らの探索過程を適宜修正していく。これは、分散解釈における中間モデルの交換と協調、分散プランニングにおける中間プランの交換と協調に相当する。探索経過の交換によって系全体への整合性が完全に保証されるわけではないが、その効果は後に示す実験結果にも現れている。

一般には探索経過としてどのような情報を交換するかが重要であり、ここでは、処理ループの繰返しごとにターゲットの推定初期状態を交換して、それらのうちから（自らにとって）最良のものを選ぶようにする。したがって、各プロセッサでの処理手順は次のようになる。

#### 手順 (2)

ターゲット群の初期状態を仮に設定する

#### repeat

初期状態に対して最適な割当て行列を決める  
割当て行列に対して最適な初期状態を決める  
推定初期状態を他の全プロセッサに送る  
他プロセッサからの推定初期状態を受け取る  
局所 ASE が最小の推定初期状態を選ぶ

until 収束するまで

ここで、全センサのデータはどこにも集約されず、

各プロセッサにはそのグループ内のセンサデータのみが集められる。したがって、ASE もこれまでの全体的なものに対して、各グループに局所的なものを新たに定義しなければならない。これを局所 ASE と名付ける。局所 ASE は、グループ内のセンサ数を  $r$  として、

$$E_d = \frac{1}{rkn} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k \left( \frac{\beta^{c(i,j,t),i} - \hat{\beta}^{t,i}}{\sigma_i} \right)^2$$

この手順 (2) で、初期状態からの割当て行列の推定、および割当て行列からの初期状態の推定は集中処理型の場合と同様であり、各プロセッサは自らのセンサデータから局所 ASE に従って計算する。ループの繰返しごとに、各プロセッサは自らの求めた推定初期状態を他の全プロセッサと交換し、自らも含めた全プロセッサの推定初期状態のうちから自らのセンサデータに照らして局所 ASE の最小のものを選び出す。

手順 (2) の最初の 2 つの手続きは、手順 (1) と同様、いずれも  $E$  を減少させる。また、最後の手続きでは局所 ASE 最小の推定初期状態を選ぶので、 $E$  を増加させない。したがって、非負数  $E$  が単調減少することになり、このループは収束して停止することが保証される。すべてのプロセッサでのループが収束した時点で全体の探索処理が終了する。

## 5. 実験と評価

前章で述べた分散協調型の多体軌跡推定について、その有効性を検証するためにシミュレーション実験を行った。具体的には、ランダムに作成した 16 ケースの問題を用いて、集中処理型、焼き鈍し法、分散孤立型、分散協調型の 4 手法の性能評価を行った。ここで分散孤立型とは、センサ群をグループ分けして複数プロセッサを配置するが、それらの間で情報交換を行わずにそれぞれ孤立して処理を進めるというもので、中間推定結果のプロセッサ間交換の効果を調べるために、比較として用意した。焼き鈍し法は、これを提案した文献 15) での実験をそのまま踏襲している。たとえば温度減衰パラメータは、簡単な追実験でその最適性を確認したうえで、この文献と同じく  $\alpha = 0.9$  とした。

実験では、全ケースに共通してターゲット 4 個、センサ 3 個、センサのデータサンプリング回数 100 (サンプリング間隔 10 単位時間) としている。センサは位置固定でかつ方位角しか検出できないため、一般の三角測量などと同様に、各プロセッサでの推定には最低 2 つのセンサ入力が必要となる。そこで、分散孤立型・分散協調型ではセンサを 2 つずつ組み合わせる 3 つのグループに分け、すなわち、各グループには 2 つ

のセンサが属し、各センサは2つのグループに属するように構成した。なお、手法の性能評価には全体ASEを用いるが、各グループのプロセッサは局所ASEしか計算しないので、全体ASEを全センサのデータから計算する監視プロセッサを別に置いている。

また、実際にはワークステーションネットワークなどの分散環境ではなく、1ワークステーション (Sun SPARCstation20) の上で分散実行をシミュレートしており、したがって通信オーバーヘッドなどを厳密に評価するまでには至っていない。以下の実験結果における実行時間もワークステーション上での実験プログラムの実行時間であり、オペレーティングシステムなど余分な負荷のできるだけない状況で複数回測定したものである。特に分散孤立型および分散協調型での実行時間は、各プロセッサの処理に相当するプログラム部分の実行時間をそれぞれ割り出して算出した。

実験結果のまとめを表 1 に示す。集中処理型 (Centralized)、焼き鈍し法 (Annealed)、分散孤立型 (Isolated)、分散協調型 (Cooperative) のそれぞれについて、収束時の最終 ASE (Final ASE)、収束までのループ繰返し回数 (Iteration)、実行時間 (Time) をまとめている。ここで、Final ASE の No. Zero は ASE が 0 に至ったケース数、No. Best はその手法が 4 つのうちで最小の ASE すなわち最良の結果を得たケース数である。

最終 ASE から見てとれるように、分散協調型は焼き鈍し法とはほぼ同程度の解の品質を得ており、加えて、繰返し回数は集中処理型と同程度で平均で焼き鈍し法の約 12 倍、実行時間では約 16 倍の性能を達成している。これが本研究の成果である。分散孤立型と分散協調型では最終的な解の品質に大きな差があり、これはプロセッサ間協調の効果の現れである。それらの間の実行時間の差は、非常に粗い近似ではあるがプロセッサ間の通信オーバーヘッドと考えることができる。なお、

集中処理型に比べて分散協調型の実行時間は、センサデータが分散してプロセッサあたりの処理負荷が軽減

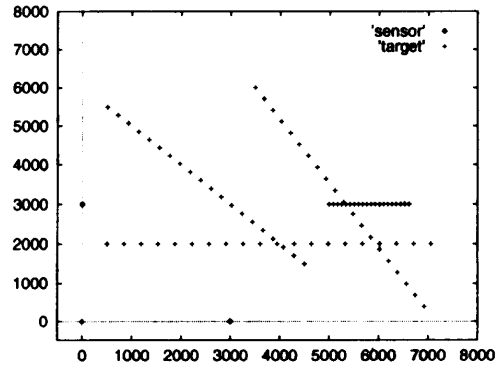


図 4 例題のターゲット軌跡とセンサ位置

Fig. 4 Example formation of targets and sensors.

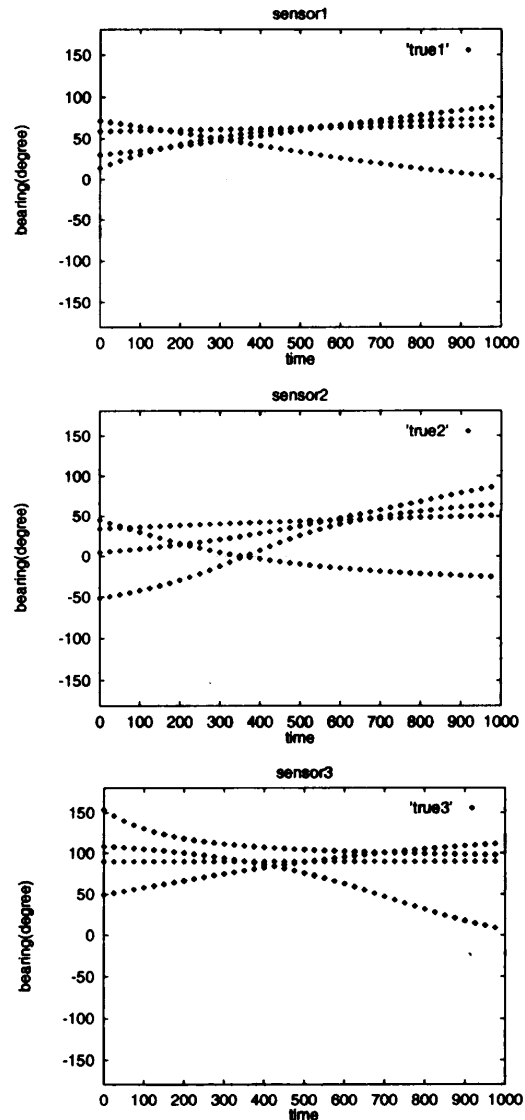


図 5 センサデータ

Fig. 5 Sensor data.

表 1 実験結果のまとめ

Table 1 Summary of experiment results.

	Cent.	Ann.	Iso.	Coop.
<b>Final ASE</b>				
Ave.	39.47	10.62	30.09	14.02
Min.	0.50	0.00	0.59	0.00
No. Zero	0	7	0	5
No. Best	1	9	2	10
<b>Iteration</b>				
Ave.	9.5	121.4	11.2	9.7
Min.	3	58	3	3
<b>Time (sec)</b>				
Ave.	24.5	288.4	16.6	17.6
Min.	10	100	7	7

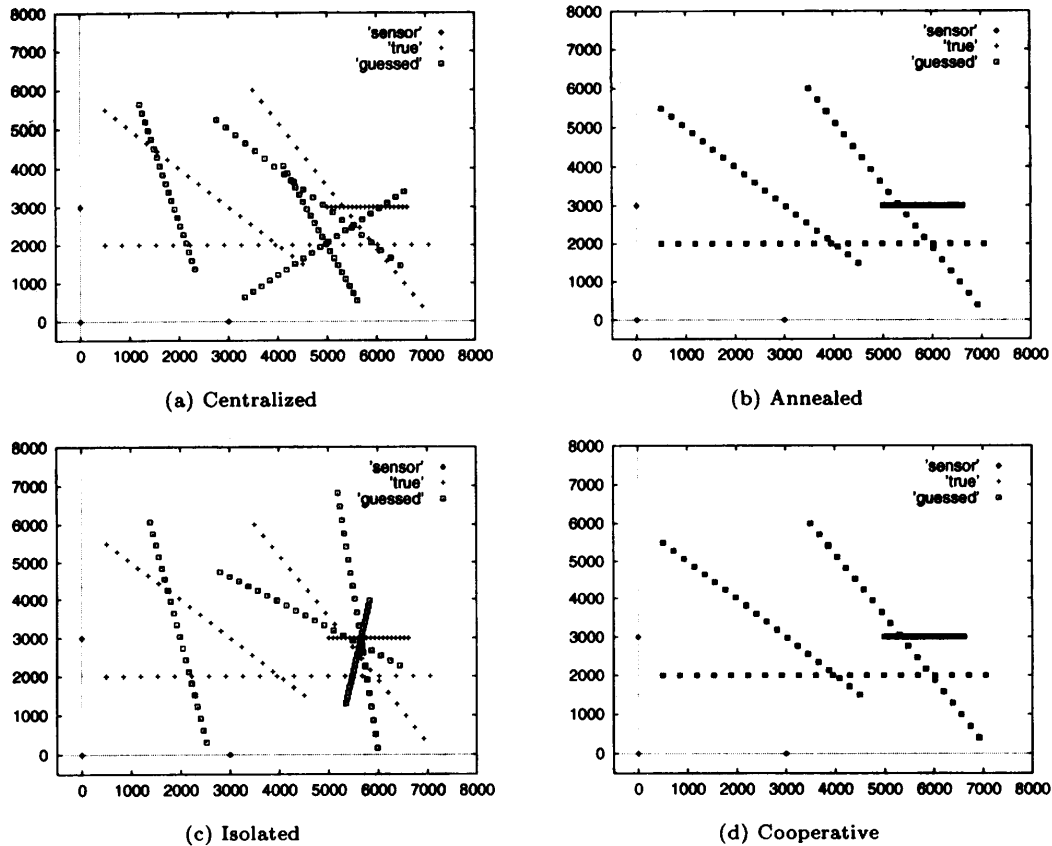


図 8 軌跡推定結果  
Fig. 6 Estimated tracks.

表 2 実験結果例  
Table 2 Experiment result.

	Cent.	Ann.	Iso.	Coop.
Final ASE	46.28	0.00	49.32	0.00
Iteration	15	77	10	14
Time (sec)	42	225	15	26

するため、約 1.3 倍の違いがある。

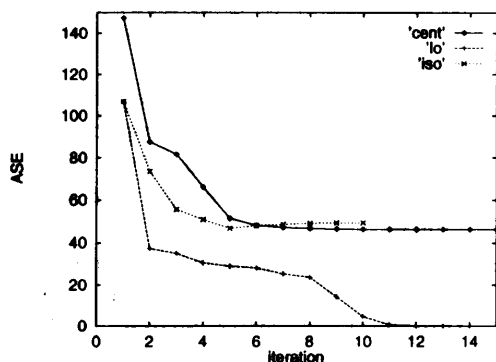
ここでは紙面の都合もあり、例として 1 ケースを取りあげてその詳細を示す。まず、センサの配置とターゲットの初期状態は図 4 のとおりである。この場合に各センサの得る方位角データは図 5 のようになる。この例題について軌跡推定を行った結果を表 2 にまとめる。それぞれの手法の軌跡推定結果を(真の軌跡に重ねて)図示したのが図 6、また、ASE の収束過程を図示したのが図 7 である。以上の結果からうかがえるように、焼き鈍し法では確率的変動を加えるために初期段階での ASE が非常に大きく、また収束にも時間を要するが、分散協調型では集中処理型にはほぼ等しい繰り返し回数で焼き鈍し法と同様の解の品質を達成している。なお、図 7(a) で分散孤立型 (Iso) の ASE が途中で増加しているが、これは図示したのが全体 ASE

だからであって、各プロセッサの局所 ASE は単調減少している。

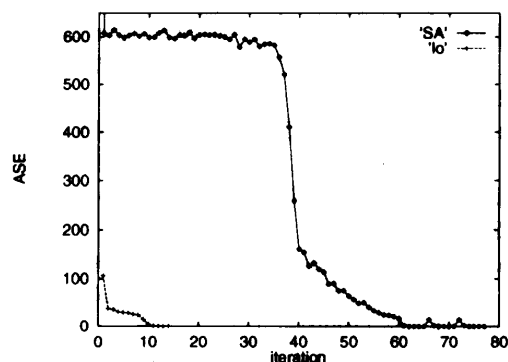
分散協調型探索においては、通信頻度も性能に影響する重要な要因である。すなわち、情報交換が密であれば探索精度は増すが通信オーバーヘッドによって効率が悪化し、逆に疎であれば探索精度が落ちる。この影響の評価は厳密には実際の分散環境で実験しなければならないが、上と同じくシミュレーションで予備的な実験を行ったので、通信頻度と解の品質の関係を図 8 に示す。ここで、 $1/N$  はループ繰り返し  $N$  回ごとに通信を行うことを意味し、 $1/1$  のグラフは図 7 における cooperative と同一である。このように、通信頻度を半分から  $1/4$  程度まで落としても、収束は遅れるが、解の品質にはさほど影響していない。

## 6. おわりに

多体軌跡推定というこれまでも様々な研究がなされてきている問題に対して、分散協調型の多点探索という新たな方向からのアプローチを提案し、その有効性を示した。すなわち、複数の解候補について並行に探索を進めることによって局所解への誤収束の可能性



(a) Centralized (cent), isolated (iso) vs. cooperative (lo)



(b) Annealed (SA) vs. cooperative (lo)

図7 ASEの収束過程

Fig. 7 ASE convergence.

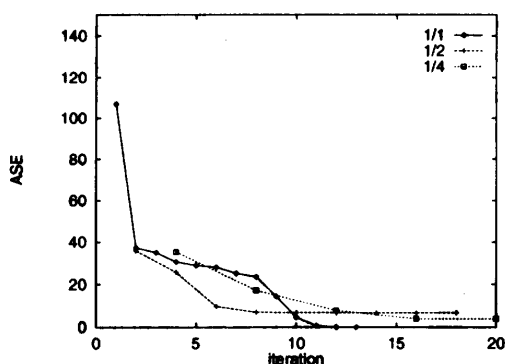


図8 通信頻度の影響

Fig. 8 Effect of communication frequency.

を減らし、同じく局所解への誤収束の回避を目的として適用された焼き鈍し法による確率的探索と比較して、同等の解の品質をより効率的に達成することに成功した。これは、分散人工知能の成果の有効性を新たな実際の問題で検証しえたという意味合いも持つ。ただし、解の品質が問題のどのような性質に依存しているのかの解析は、まだ今後の課題として残されている。

ここでの実験ではターゲットとセンサの個数をほとんどの参考文献で実験に用いている個数と同程度にしたが、計算量はこの値に大きく依存するはずであり、ターゲットやセンサを著しく増やした場合の挙動も興味深い問題である。また、センサのグルーピングが解の品質にどこまで影響するか、またはどこまで影響しないかについて、現在考察を進めている。

本論文では多体軌跡推定という応用について成果を取めたが、探索手法というより一段高いところから見ると、これは分散協調型探索の1つの事例である。本研究の成果は分散協調型探索の一般的、理論的研究に対して裏付け事例の1つとなるものと考え。ほかにも応用事例として、たとえば集団分割による分散型遺

伝的アルゴリズムなどがあり、本研究では引続き、分散協調型探索の一般的な枠組みに向けて理論的なところから考察している。

一方で、本論文では実験評価をシミュレーションで行っており、実際の分散環境の状況、たとえば通信オーバーヘッドなどを厳密に反映できてはいない。そこで、実際の分散環境であるワークステーションネットワークの上で実験と評価を行うべく、実装を進めている。通信頻度の影響の評価なども含めて、この分散環境の上でより厳密な実験評価を行う予定である。

謝辞 本論文の初稿に貴重なご意見を下さった査読者の方々に、謝意を表する。

## 参考文献

- 1) Durfee, E.H. (Ed.): Special Section on Distributed Artificial Intelligence, *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, Vol.SMC-21, No.6 (1991).
- 2) Iyengar, S.S., Kashyap, R.L. and Madan, R.N. (Eds.): Special Section on Distributed Sensor Networks, *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, Vol.SMC-21, No.5 (1991).
- 3) Aidala, V.J. and Nardone, S.C.: Biased Estimation Properties of the Pseudolinear Tracking Filter, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol.AES-18, No.4, pp.432-441 (1982).
- 4) Nardone, S.C., Lindgren, A.G. and Gong, K.F.: Fundamental Properties and Performance of Conventional Bearings-Only Target Motion Analysis, *IEEE Trans. Auto. Contr.*, Vol.AC-29, No.9, pp.775-787 (1984).
- 5) Fawcett, J.A.: Effect of Course Maneuvers on Bearings-Only Range Estimation, *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, Vol.ASSP-36, No.8, pp.1193-1199 (1988).
- 6) Stoica, P. and Sharman, K.C.: Maximum



- Likelihood Methods for Direction-of-Arrival Estimation, *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, Vol.ASSP-38, No.7, pp.1132-1143 (1990).
- 7) Pham, D.T.: Some Quick and Efficient Methods for Bearing-Only Target Motion Analysis, *IEEE Trans. Signal Process.*, Vol.SP-41, No.9, pp.2737-2751 (1993).
  - 8) Bar-Shalom, Y. (Ed.): *Multitarget-Multisensor Tracking: Advances and Applications*, Artech House (1990).
  - 9) 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.198-213 (1992).
  - 10) Lo, K.W. and Li, C.K.: An Improved Multiple Target Angle Tracking Algorithm, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol.AES-28, No.3, pp.797-805 (1992).
  - 11) Rao, C.R., Sastry, C.R. and Zhou, B.: Tracking the Direction of Arrival of Multiple Moving Targets, *IEEE Trans. Signal Process.*, Vol.SP-42, No.5, pp.1133-1144 (1994).
  - 12) 吉田紀彦: 群知能ソフトウェア, 計測自動制御学会誌, Vol.31, No.11, pp.1143-1148 (1992).
  - 13) 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 (1983).
  - 14) Nii, H.P., Feigenbaum, E.A., Anton, J.J. and Rockmore, A.J.: Signal-to-Symbol Transformation: HASP/SIAP Case Study, *Blackboard Systems*, Engelmere, R. and Morgan, T. (Eds.), pp.135-157, Addison-Wesley (1988).
  - 15) 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 (1991).
  - 16) Sengupta, D. and Iltis, R.A.: Neural Solution to the Multitarget Tracking Data Association Problem, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol.AES-25, No.1, pp.96-108 (1989).
  - 17) Zhou, B. and Bose, N.K.: A Comprehensive Analysis of "Neural Solution to the Multitarget Tracking Data Association Problem", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol.AES-29, No.1, pp.262-264 (1993).
  - 18) 吉田紀彦, 檜崎修二: 場と一体化したプロセスの概念に基づく並列協調処理モデル Cellula, 情報処理学会論文誌, Vol.31, No.7, pp.1071-1079 (1990).
  - 19) Yoshida, N.: A Modeling Framework for Group Behaviors and Its Application to Cooperative Problem Solving, *Proc. Int'l Symp. on Autonomous Decentralized Systems*, pp.70-76 (1993).
  - 20) Narazaki, S., Yamamura, H. and Yoshida, N.: Strategies for Selecting Communication Structures in Cooperative Search, *Int'l J. of Cooperative Information Systems*, Vol.4, No.4, pp.405-422 (1995).
  - 21) 三谷彰男, 吉田紀彦: 分散協調による多体軌跡推定, 第10回情報処理学会九州支部研究会報告, pp.34-43 (1996).
  - 22) Yoshida, N. and Mitani, A.: Decentralized Processing for Multitarget Motion Analysis, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp.297-303 (1996).

(平成8年4月22日受付)

(平成8年11月7日採録)

#### 吉田 紀彦 (正会員)



昭和32年生。昭和56年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。(株)三菱総合研究所, 東京大学工学部, 九州大学工学部を経て, 現在九州大学大学院システム情報科学研究科助教授。平成5~6年スタンフォード大学客員研究員。工学博士。プログラミング方法論, 並列・分散・協調処理などの研究に従事。International Journal of Cooperative Information Systems 編集委員, IEEE-CS Asia-Pacific Activity 委員。日本ソフトウェア科学会, 計測自動制御学会, ACM, IEEE 各会員。

#### 三谷 彰男



昭和46年生。平成8年九州大学大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。同年(株)九電工入社。パターン認識や分散協調処理などに興味を持つ。情報処理学会九州支部平成7年度奨励賞受賞。