

## センサフュージョン——センサネットワークの情報処理構造——

鏡 慎吾<sup>†a)</sup> 石川 正俊<sup>††b)</sup>Sensor Fusion — An Architectural Perspective on Information Processing  
in Sensor NetworksShingo KAGAMI<sup>†a)</sup> and Masatoshi ISHIKAWA<sup>††b)</sup>

あらまし センサネットワークに関する研究は急速な進展を見せており、それに伴って複数のセンサからの情報を統合・融合するためのセンサフュージョン技術もその重要性を増している。本論文では、センサフュージョンのごく基本的な計算理論を取り上げて、その処理アルゴリズムがセンサのネットワーク化によってどのように変化するかを議論する。また、センサ情報処理アーキテクチャの視点で見た場合のセンサネットワークについて考察し、今後の方向性を展望する。

キーワード 統計的推定, カルマンフィルタ, センサ選択, アクティブセンシング, インテンショナルセンシング

## 1. ま え が き

近年、センサネットワークに関する研究は急速な進展を見せており、高度に発達した計算機技術と実世界の活動を結び付けるキーテクノロジーとして強く期待されている。1990年代後半以降、VLSIやMEMSなどのデバイス技術と無線通信やアドホックネットワークなどの通信技術のシーズに牽引され、研究分野として大きな盛り上がりを見せている [1]~ [3]。

一方、ロボティクスや機械知能の分野においては、知能化に伴い増え続ける多種・複数のセンサからの情報をどのように統合・融合するべきかが、1980年代ごろから重大な課題として認識されるようになり、センサフュージョンと呼ばれる研究分野を構成している [4]~ [7]。近年のセンサネットワーク研究においても、通信帯域や電力消費の制約から、集約・選択などのセンサ情報処理をネットワーク内で効率良く実現す

ることが必要とされており、センサフュージョン技術の重要性が増している。

一般に情報処理機構について分析的な議論を行うためには、いくつかの要素への分解が必要となる。Marr [8] は、脳における情報処理、特に視覚情報処理を理解するために、計算理論、表現とアルゴリズム、ハードウェア実装の三つの要素が必要であると主張した。これらの三つの要素は原則としてそれぞれの自由度をもっていると同時に、相互に関係している。例えば、同じ計算理論を実現するためのアルゴリズムは複数存在するが、ハードウェアが変わればその選択範囲は大きく影響される。

センサフュージョン（より広くはセンサ情報処理）とセンサネットワークに関しても、同様の視点での考察が必要である。すなわち、センサ情報処理の計算理論、それを実行し有用な情報を抽出する処理アルゴリズム、それらを実現するためのハードウェア実装のそれぞれの要素について考察し、かつその相互の関連性を議論することが重要である。

Marr の 3 要素は、脳を「理解する」ためのものであり、分析的な観点からの考察である。工学的な情報処理機構を「構築する」ためには、これらの要素を駆使して、有用な情報を抽出するための全体的な構造、すなわちセンシングアーキテクチャという構成的なアプローチが必要となる。つまり、三つの要素と一つの

<sup>†</sup> 東北大学大学院情報科学研究科, 仙台市

Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, 6-6-01 Aramaki Aza Aoba, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579 Japan

<sup>††</sup> 東京大学大学院情報理工学系研究科, 東京都

Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656 Japan

a) E-mail: swk@ic.is.tohoku.ac.jp

b) E-mail: Masatoshi\_Ishikawa@ipc.i.u-tokyo.ac.jp

構造が有用なセンサ情報処理システムの構築に不可欠である。

本論文ではこのような視点から、センサネットワーク時代のセンサフュージョン技術について概観し、展望することを試みる。まず 2. ではセンサフュージョン及びセンサネットワークのハードウェア面での進展について簡単に述べる。次いで 3. でセンサフュージョンの基本的な問題を取り上げてその計算理論についてまとめ、4. でそれを実現するアルゴリズムが、ハードウェアの進展、特にネットワーク化によってどのように変化するかについて議論する。5. では、より大規模なセンサ情報処理システムを実現するためのアーキテクチャについて議論し、ネットワークとの関連について考察する。

## 2. ハードウェアの進展

センサフュージョンでは、多数のセンサからの、パターン情報を含む大量の情報を実時間で処理する必要があるため、ハードウェアには高い計算能力、特に実時間性能が要求される。

逐次処理で多数のセンサからの情報を処理するには走査が前提となり、実時間性との間でトレードオフを生じる。つまりシステムが大規模になると、全センサの情報を 1 個所で集中処理するには限界が生じる。その結果として、各センサに個別の処理システムを割り当てることによる並列化・分散化が必然となり、逆に並列ネットワークを前提とした上での実時間性の実現が課題となった。また、センサ情報処理の階層的並列構造を反映した大規模な並列処理アーキテクチャや実時間処理・実時間通信機構を備えた専用システムの開発が進められた [9]。

ネットワーク研究の分野では、1980 年ごろから DARPA の Distributed Sensor Network プログラムが開始され、ミニコンピュータをイーサネットで接続したシステムが構築されている [10]。

これらに対して、近年のセンサネットワーク研究におけるハードウェア開発は、その方向性が大きく異なっている。その特徴は、センサ・計算機ノードの「大規模・少数」から「小規模・多数」へのシフトにあり、単なる大きさや数の変化にとどまらない質的な変化をもたらしている。VLSI、MEMS 等の集積化技術によるセンサ・処理回路の圧倒的な小型化と無線通信等の技術によるデバイス間接続の物理的コストの低減が、これをもたらしたといえる。

代表的な例としては、UCB の Smart Dust プロジェクト [11] が挙げられる。センサ、プロセッサ、光通信器、バッテリー等を集積した 1~2mm サイズの超小型デバイスを実現しようという構想であり、再帰性光反射を用いた空間分割多重通信によるネットワーク構築などのアイデアが提示された。この当初の構想はいまだに実現されていないが、ワンチップマイコンと無線モジュールを搭載した各種小型ボードや専用 OS である TinyOS が開発されている。

UCLA では、比較的早くから Network Microsensors、あるいは Wireless Integrated Network Sensors (WINS) [12] と称して、CMOS 技術によるセンサ VLSI の開発が行われた。速度を犠牲にしてでも低消費電力化を図った ADC や信号処理回路、無線回路などが設計されている。

欧州では Smart-Its [13] と呼ばれるプロジェクトが進められている。マグカップや携帯電話等にセンサモジュールを組み込み、周辺の環境を検知してそれに応じたサービスを提供するユビキタスコンピューティングシステムの研究から派生している。小型のボードにマイコンと無線モジュールを組み込んだデバイスをプラットフォームとして開発している。ほかにも様々な形でハードウェアの開発が進められているが、本論文では以下の議論の背景として、代表例を挙げるにとどめておく。

## 3. センサフュージョンの計算理論

多数のセンサからの情報の統・融合は、直接あるいは局所的な処理を通して何らかの情報表現を得て、対象のダイナミクスや観測のモデルに基づく状態推定問題として定式化することが基本となる。

### 3.1 統計的推定理論

センサフュージョンにおける計算理論と処理アルゴリズムを概観し、ネットワーク化がもたらす影響を議論するため、以下のような基本的な問題を考える。興味のある対象  $x$  に関して、センサ  $i = 1, 2, \dots, m$  による観測  $z_i$  を得るモデルが与えられているとする。各センサは異種であってもよい。このときセンサフュージョンは、図 1 に示すように、このモデルを用いて  $z_1, \dots, z_m$  から  $x$  の推定値  $\hat{x}$  を得る問題として定式化できる。

観測ノイズがなく、観測モデルが可逆な場合は、一つのセンサによる観測から状態  $x$  は直接求められる。しかしそうでない場合は、これら複数の観測から、何

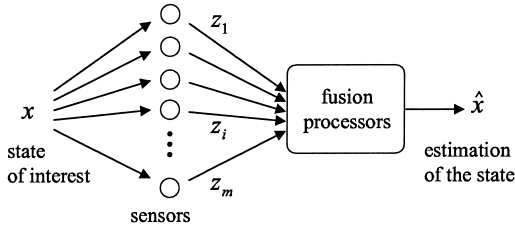


図1 センサフュージョンの基本的な問題  
Fig. 1 A fundamental problem of sensor fusion.

らかの意味で最適な  $\hat{x}$  を推定することが必要となる。

以下では、これを実現するいくつかの代表的な手法とその相互関係について、よく知られている結果をまとめる。簡単のため、原則として状態も観測もスカラーとし、ノイズは平均が0とする。  $E[\cdot]$  と  $V[\cdot]$  はそれぞれ期待値と分散を表す。

### 3.1.1 ベイズ推定

観測モデルとして、 $x$  が与えられた際の全センサの観測の条件付き確率分布  $p(z_1, \dots, z_m | x)$  を考える。この場合、各センサからの観測値  $z_1, \dots, z_m$  が得られた際の  $x$  の事後確率分布を、ベイズの定理を用いて計算できる。

$$p(x | z_1, \dots, z_m) = \frac{p(z_1, \dots, z_m | x)p(x)}{p(z_1, \dots, z_m)} \quad (1)$$

$$\propto p(z_1, \dots, z_m | x)p(x) \quad (2)$$

こうして得られた事後確率分布の平均値や最頻値などを求めることで、推定値  $\hat{x}$  を得ることができる。前者は条件付き期待値と呼ばれ、最小分散推定を与えることが知られている [14]。後者は最大事後確率 (MAP) 法と呼ばれる。正規分布のように、事後確率分布の平均値と最頻値が一致する場合は両者は等価となる。

### 3.1.2 最ゆう推定

ベイズ推定においては、 $x$  の事前確率  $p(x)$  を既知としていた。 $x$  に関する事前情報が全くない場合、 $p(x)$  は定義域で一様とするのが自然である。このとき最大事後確率法を採用すると、推定値は

$$\hat{x} = \operatorname{argmax}_x p(z_1, \dots, z_m | x) \quad (3)$$

で与えられる。これは最ゆう推定にほかならない。

### 3.1.3 重み付き最小二乗法

確率分布を直接操作するのは繁雑であり、特に実時間での計算は困難である。少し条件を限定し、各センサに乗るノイズは加法的で正規分布をもち、センサごとに独立である場合を考える。すなわち

$$z_i = h_i(x) + w_i \quad (V[w_i] = \sigma_i^2) \quad (4)$$

とし、 $h_i(\cdot)$  をセンサ  $i$  の観測モデル関数、 $w_i$  を観測ノイズとする。

この場合の最ゆう推定は、各センサの独立性より

$$\hat{x} = \operatorname{argmax}_x p(z_1, \dots, z_m | x) \quad (5)$$

$$= \operatorname{argmax}_x \prod_i p(z_i | x) \quad (6)$$

$$= \operatorname{argmax}_x \prod_i \exp \left\{ -\frac{(z_i - h_i(x))^2}{2\sigma_i^2} \right\} \quad (7)$$

$$= \operatorname{argmin}_x \sum_i \frac{(z_i - h_i(x))^2}{\sigma_i^2} \quad (8)$$

となる。これは、各センサに乗るノイズの分散の逆数を重みとした、重み付き最小二乗法になっている。一般の場合は非線形最適化問題となるが、 $h_i(\cdot)$  が線形の場合は、次項の最小分散推定と同じ形で解が与えられる。

### 3.1.4 重み付き平均による最小分散推定

各センサによる観測が独立であり、かつ観測モデルが線形であるとする。

$$z_i = c_i x + w_i \quad (V[w_i] = \sigma_i^2) \quad (9)$$

このとき、 $z_1, \dots, z_m$  の線形結合で表されるものの中で不偏かつ最小分散であるような推定値  $\hat{x}$  を求めることを考える。すなわち、 $\hat{x} = \sum_i a_i z_i$  のうちで、 $E[\hat{x}] = x$  かつ  $V[\hat{x}]$  が最小となるものを求める。

$E[\hat{x}] = \sum_i a_i c_i x = x$ 、すなわち  $\sum_i a_i c_i = 1$  を制約条件として、 $V[\hat{x}] = \sum_i a_i^2 \sigma_i^2$  を最小化する問題を解くことで、線形結合の係数は

$$a_i = \frac{c_i^2 \sigma_i^{-2}}{\sum_j c_j^2 \sigma_j^{-2}} \cdot \frac{1}{c_i} \quad (10)$$

と得られる。このときの推定値の分散は以下となる。

$$V[\hat{x}] = \frac{1}{\sum_j c_j^2 \sigma_j^{-2}} \quad (11)$$

これは、各センサに加わるノイズの分散 (を係数  $c_i$  で正規化したもの) の逆数を重みとして、各センサの観測値を重み付き平均していることを意味する。例えばセンサが二つで  $c_1 = c_2 = 1$  の場合は、

$$\hat{x} = \frac{\sigma_1^{-2}}{\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}} z_1 + \frac{\sigma_2^{-2}}{\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}} z_2 \quad (12)$$

となり、 $z_1$  と  $z_2$  の按分になっていることが分かる。

観測ノイズが正規分布の場合は、これは  $z_1, \dots, z_m$  の線形結合の形の推定量だけに限らず、一般的に最小分散であることが知られている。 $x$  や  $z_i$  がベクトルの場合も、 $\hat{x}$  の誤差楕円体の体積の最小化を考えると、同様の結果が得られる [15]。

### 3.1.5 カルマンフィルタ

時間  $k$  とともに変化する対象  $x_k$  を考える場合、ダイナミックスのモデル  $p(x_{k+1} | x_k)$  に基づいた予測を組み入れたベイズ推定を再帰的に実行することで、推定値  $\hat{x}_k$  の時系列を得ることができる。しかし前述のように実時間での計算は困難であることから、ノイズを正規分布と仮定してカルマンフィルタを適用することが実用上は多い。

カルマンフィルタに関しては多くの優れた文献があるため理論の詳細はそれらに譲るとして [14], [16]、ここでは前述の重み付き平均に基づくセンサフュージョンの観点から説明する。

時刻  $k$  の観測を以下のとおりとする。

$$z_k = cx_k + w_k \quad (13)$$

$w_k$  は分散  $\sigma_w^2$  の正規白色ノイズで、 $x_k$  のダイナミックスとは独立とする。時刻  $l$  までの観測が得られた際の  $x_k$  の推定値を  $\hat{x}_{k/l}$ 、その推定誤差分散を  $\sigma_{x,k/l}^2 = E[(\hat{x}_{k/l} - x_k)^2]$  と書く。

前時刻での推定値からダイナミックスのモデルに従って予測された  $\hat{x}_{k/k-1}$  と、新たに得た観測値  $z_k$  の重み付き平均を計算することで、最小分散推定を

$$\hat{x}_{k/k} = \frac{\sigma_{x,k/k-1}^{-2}}{\sigma_{x,k/k-1}^{-2} + c^2 \sigma_w^{-2}} \hat{x}_{k/k-1} + \frac{c^2 \sigma_w^{-2}}{\sigma_{x,k/k-1}^{-2} + c^2 \sigma_w^{-2}} \cdot \frac{1}{c} z_k \quad (14)$$

$$= \hat{x}_{k/k-1} + K_k (z_k - c \hat{x}_{k/k-1}) \quad (15)$$

$$\sigma_{x,k/k}^2 = \frac{1}{\sigma_{x,k/k-1}^{-2} + c^2 \sigma_w^{-2}} \quad (16)$$

$$= (1 - K_k c) \sigma_{x,k/k-1}^2 \quad (17)$$

と得る。これがカルマンフィルタにおける観測更新である。ただし、 $K_k$  は

$$K_k = \frac{c \sigma_{x,k/k-1}^2}{c^2 \sigma_{x,k/k-1}^2 + \sigma_w^2} \quad (18)$$

であり、カルマンゲインと呼ばれる。このようにカル

マンフィルタは、予測値と観測値を式 (12) と同様に按分することで推定を行うものであると理解できる。

以上の手続きを再帰的に繰り返すことで、逐次的に  $\hat{x}_k$  を推定できる。実際には状態も観測もベクトルとして記述でき、複数のセンサの出力を並べたものを観測として扱うことで、それらを統・融合できる。

### 3.2 推定理論の応用

以上のように、センサフュージョンの基本的な問題は統計的な状態推定問題として表すことができる。その解は様々なアプローチで与えられるが、それぞれの違いは、線形性や独立性、正規性といった前提の違いからくるものであり、適当な前提のもとでは等価であることが分かる。

取り扱う確率分布の次元が比較的小さい場合は、ベイズ推定として直接記述することができる。Elfes [17] は、移動ロボットによる周囲環境の地図作成をベイズ推定で行っている。周囲環境を二次元格子に分割し、各格子領域について障害物か自由空間かの 2 値確率変数を考えて、超音波センサやステレオカメラによる観測を用いてこれらを更新している。この表現は Occupancy Grid と呼ばれ、広く用いられている。

確率分布を直接扱うのが困難な場合は、カルマンフィルタがよく利用される [6], [7]。システムや観測が線形でない場合にも、推定値周りの線形近似を施して利用されることが多く、拡張カルマンフィルタと呼ばれる。移動ロボットや自動車・航空機の自動操縦のための周辺環境認識や自己位置・姿勢推定、航空・軍事その他の応用における対象追跡、三次元計測、バーチャル/オーグメントドリアリティにおける人間の運動計測など、様々な応用が展開された。周辺地図作成と自己位置推定を同時に行う問題は SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) と呼ばれ、カルマンフィルタによる定式化でいち早くその解の存在が証明された [18]。

これらの統計的推定に基づいたセンサフュージョンは、処理の階層性の中でそれぞれの階層におけるそれぞれの情報表現を通して利用可能である。すなわち、低次の信号処理のレベルから、特徴レベル、更には高次のシンボリックなレベルまで、それぞれの階層における適切な情報表現のもとで問題設定に応じた適用が可能である。

以上の議論は、対象のダイナミックスや観測のモデルが既知であることを前提としている。実際の応用では、これらが未知の場合や複雑で完全に記述できな

い場合、モデルが複数ある場合、あいまいさを含んでいる場合など多い。このような場合は、ニューラルネットワーク、Dempster-Shafer 推論、ファジー論理、機械学習などの人工知能的な手法が利用されている。

#### 4. アルゴリズムの変化

前章で述べたような基本的な計算理論を実現するアルゴリズムの選択が、ハードウェア等の条件の変化によって、どのように影響されるかを考える。

##### 4.1 分散カルマンフィルタ

Hashemipour ら [19] は、カルマンフィルタの処理を階層並列的に構成し直し、図 2 (b) のように処理の一部を各センサごとのローカルプロセッサで並列に行わせることで高速化を図った。

Durrant-Whyte らのグループ [20], [21] では更に、情報を最終的に集約する中央プロセッサの存在を取り除き、すべてのノード（センサ・ローカルプロセッサの組）が対等な、完全に分散化されたカルマンフィルタのアルゴリズムを構成した。この分散化は、当初は図 2 (c) のようにすべてのノードが互いに全結合されたネットワークトポロジーを仮定して実現され [20]、後に同図 (d) の一般のネットワーク<sup>(注1)</sup>に拡張された [21]。

これらの分散化アルゴリズムは、情報型 (information form) のカルマンフィルタと呼ばれる計算式 [22] に基づいて構成されている。通常のカルマンフィルタ

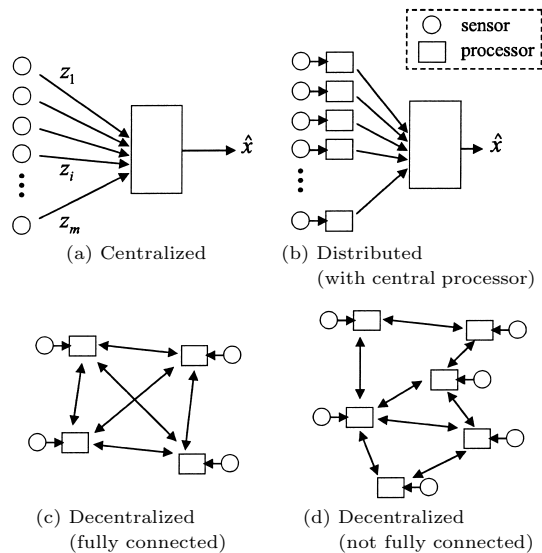


図 2 センサフュージョンの分散化の種類  
Fig. 2 Distributed structures of sensor fusion.

が、状態ベクトルの推定値  $\hat{x}_{k/k}$  とその推定誤差共分散行列  $P_{k/k}$  を逐次的に更新していくことで実行されるのに対して、情報型では情報状態ベクトル  $P_{k/k}^{-1}\hat{x}_{k/k}$  と情報行列  $P_{k/k}^{-1}$  を更新していく。

情報型のカルマンフィルタは、通常の共分散型のカルマンフィルタに比べて時間更新（予測）の計算が複雑になる。その反面、観測更新においては、各センサの観測誤差が無相関であることを仮定すれば、各センサの寄与が単純な和として表され、センサごとに並列計算を行う分散ネットワーク化に有利である。

この点は、具体的に計算量の比較を行うと明らかになる。鏡と石川 [23] は、センサが高速化されると、ネットワークを経由する際の通信遅延が相対的に無視できなくなる点に着目し、通信遅延を明示的に考慮して適切に統・融合可能なアルゴリズムを、情報型のカルマンフィルタに基づいて構成した。提案したアルゴリズムと通常の共分散型カルマンフィルタとの時間計算量の比較を図 3 に示す。センサ数が少ない場合は時間更新のオーバーヘッドが大きく情報型は不利であるが、センサ数が増大するにつれてその効果が大きく現れている。共分散型と情報型は、計算理論としては全く等価であるが、分散センサネットワーク化を考えた際にその得失が大きく逆転する例となっている。

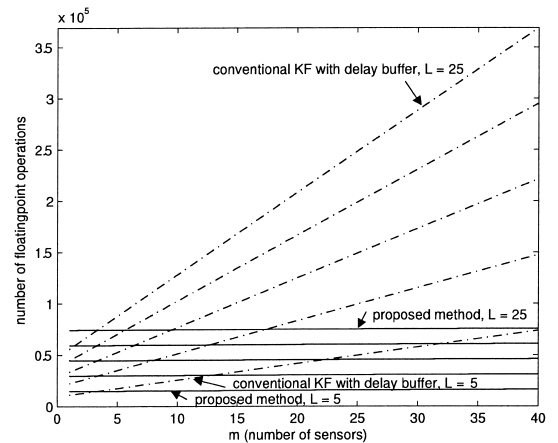


図 3 カルマンフィルタの計算量の比較 [23]。通信遅延を考慮できるように構成したアルゴリズムによるもので、図中の  $L$  は許容する最大遅延ステップ数を示す。  
Fig. 3 Computational complexity of the conventional Kalman filter and its information form [23].

(注1): 厳密にはトリー型トポロジーに制限されるため、一般の場合はスパニングトリーの生成が必要となる。

## 4.2 パーティクルフィルタ

統計的な状態推定のニーズが広がるとともに、カルマンフィルタでは満足できないケースも増えてきた。カルマンフィルタの最大の弱点は、ノイズとして正規分布が仮定されている点であろう。実際のノイズが正規分布から大きく外れる場合、カルマンフィルタは正常な動作が期待できなくなる。

この点を克服するものとして、近年パーティクルフィルタ、モンテカルロフィルタなどと呼ばれる手法が注目されている [24]。これはベイズ推定において確率分布を直接計算する代わりに、重み付けられた有限の数のサンプル（パーティクル）の集合として確率分布を表現することにより、現実的な計算量で近似計算を実行する手法の総称である。特に画像応用では、オクルージョン等を始めとして正規分布として扱えないノイズ・妨害が多く、パーティクルフィルタの一種である Condensation [25] などの利用が増えている。

複数のパーティクルに対して計算を繰り返すためカルマンフィルタに比べると負担は大きいですが、ハードウェアの高性能化により現実的な実行手段となっている。また、最近その分散化の手法もいくつか提案されている [26], [27]。

## 4.3 アクティブセンシングとセンサ選択

より良く効率的なセンシングを実現するべく、アクチュエータ等による能動的な行動を伴うセンシングをアクティブセンシングと呼ぶ。触覚における探り動作や視覚における眼球や頭部の運動は、この代表例である。求心性の情報を処理するのみではなく、遠心性の情報もセンシングに利用しようという考え方であり、詳細は省略するが、精度の向上、レンジの拡大、異種センサ間の相関性の向上、対象の同定能力の向上、対象のダイナミックスの利用等が期待できる [28]。

センサネットワークの中から、より良いセンシングを実現できるセンサを能動的に探索し選択する動作も、アクティブセンシングの一形態と見ることができ。一般に、より多くのセンサからの情報を統・融合することで、推定精度は上げることができる。一方、近年のセンサネットワーク研究では、バッテリー駆動のセンサノードにおける電力消費や通信帯域の制限が制約条件として重要な要素となっており、あらゆるセンサを常時動作させ、その全情報を統・融合するのは決して得策とはいえない。各センサをその特性や状況に応じて制御し、有用な情報を提供するセンサを適切に選択できることが望ましい。

カルマンフィルタを含む、正規分布を仮定した場合の最小分散推定の重要な特徴として、推定値の良さを表す指標となる推定誤差共分散が、実際のセンサからの観測値に依存しないことが挙げられる。これは式 (11) や (17) に観測値  $z$  が含まれていないことから見てとれる。すなわち、何らかのセンシングを行うに際し、センサの配置や選択などの候補が複数ある場合、そのうち最適なもの（誤差共分散が最小となるもの）を実際にセンシングを行う前に決定することができる。これはアクティブセンシングやセンサ選択のための重要な指針となる。

向井と石川 [29] はこれを利用して、複数の可動センサを用いて対象追跡を行うタスクを、推定誤差共分散を最小化するようなセンサ運動を貪欲算法で選ぶ問題として定式化している。鏡ら [30] はフレームレートが可変なイメージセンサを用いて対象追跡を行う際に、最適なフレームレートを選択するための方法としてこれを利用し、高速性が不要なときには観測レートを下げることで、センサの負担と観測ノイズを低減している。センサ選択についても同様であり、前述の通信遅延を明示的に考慮したカルマンフィルタアルゴリズム [23] では、センサからの観測がもたらす情報量が簡単な計算で得られ、センサ選択の基準となることが示されている。

一方、正規分布を仮定しない一般の場合は、最適なセンサ制御やセンサ選択は、実際の観測値に依存するため事前には決定できない。Zhao ら [31] はいくつかのヒューリスティックな評価基準を挙げ、センサネットワーク内での能動的なセンサ選択を評価している。

また、推定精度を上げることは計算量の増加につながり、処理時間が長くなりサンプリング間隔が延びてしまうため、対象の系のダイナミックスにマッチしなくなる可能性が高くなる。これに対して、センシングの目的に応じて、対象のダイナミックスと処理系のダイナミックスとの間のマッチングをとるダイナミックスマッチング法が提案されており [32]、強化学習による適応的な手法を用いて実現されている [33]。

## 5. センサ情報処理アーキテクチャ

### 5.1 センサ情報の処理構造論

大規模で複雑なセンサ情報処理システムを構成するためには、様々なセンサや様々な処理を統一的に扱うための枠組みが整っている必要がある。これまで、いくつかのランダム的なセンサ情報処理アーキテク

チャが提案されている。

Albus [34] は、脳の情報処理のモデルとして階層的並列分散構造を提案している。このモデルでは、複数のセンサやアクチュエータに関する情報が、低次の層から高次の層までそれぞれの階層の情報表現で処理され、また各層内では、異種のセンサ情報はもちろんのこと、アクティブセンシングに必要な運動情報との間の結合が存在するとしている。これは生体の感覚運動統合を的確に表した初期のモデルとして有名であるが、工学的な実装を伴ったものではなかった。

Henderson と Shilcrat [35] は、多種類のセンサからなるシステムを统一的に記述するための枠組みとしてロジカルセンサを提案している。センサ情報処理の単位を抽象データ型としてまとめ、そのインスタンスの階層的ネットワークとして、センサ情報処理システムの記述を行おうというものである。時間的な動作の記述が難しい、複雑な記述が必要であるなどの問題があったものの、センサ情報処理の記述論に関する議論のきっかけを与えたものであった。

Brooks [36] は、センサとアクチュエータを直結するモジュールを階層的に積み重ね、必要に応じて上層のモジュールが下層を支配するサブサンクションアーキテクチャを提案した。層構造を任意の層で分割してその下部のみを考えても完全に動作する構造をとっており、上位層が加わることでより高次の動作を実現できるようになっている。対象によって適否があり汎用性は乏しいが、移動ロボットの制御という個別の応用に対しては、その有効性が実証されている。

これらの処理構造を論じる際に注意が必要なのは、階層的な並列処理構造の中で局所的な制御ループが存在する場合に実時間性をいかに保証するかという点と、分解したモジュール間の結合方法である。Brooks の構造は、信号レベルでの単純加算によるモジュール間結合を原則としていたが、Namiki ら [32] は、タスクの直交分解に基づく設計論を提案している。これによりサブシステム間の相互作用を排除することで、階層性の設計を容易にするとともに、並列処理システムとして実装することで、実時間性を実現している。

## 5.2 センサネットワークと情報処理構造

センサネットワークにおいて高度な情報処理を実現するには、このようなアーキテクチャの問題をネットワークとの関係も含めた上で考える必要がある。その理由は、センサネットワークにおけるアプリケーション層とネットワーク層の不可分性にある。

センサネットワークは、従来の計算機ネットワークとは異なった要求や特性を抱えている場合が多い。例えば、低消費電力化が最重要である場合、ノードの物理的位置に依存した処理が必要である場合、全体構造の事前把握が困難である場合、各ノードに一意的な名前を与える必要がない場合などが挙げられる。

そのため、これらの特性に対応するべく新たなネットワークプロトコルの開発が精力的に行われている。MIT で開発された SPIN [37] は、単純なフラッディングを用いた場合の無駄を省くことを目的としたセンサデータ配布プロトコルである。センサは、実際のデータを送信する前に、そのデータの種類を記述した meta-data を送信し、要求が返された場合のみ実際のデータを送信する。これによりデータ重複の回避やバッテリーの節約を可能とする。

USC で開発された Directed Diffusion [38] では、まずユーザが興味のあるセンサ情報を記述したメッセージである *interest* をセンサネットワーク内に伝搬させる。これに該当する情報をもつセンサは該当データを送信し、経路を逆向きにたどってユーザまで配送される。その後、最も効率的な経路の強化が行われ、結果として効率の良いセンサ情報配送が実現される。

従来の計算機ネットワークでは、アプリケーション層とネットワーク層が完全に分離されている。そのため、アプリケーションレベルの情報処理構造は、原則としてネットワークの詳細からは独立したものとして設計することが可能であった。一方、センサネットワークでは、meta-data や *interest* のようなセンサ情報処理に関するアプリケーションレベルの情報が、センシング構造や処理構造だけではなく、ネットワークの動作に深くかかわっている。しかしながら、ネットワークレベルの設計においては「...この点はアプリケーション依存である」などとして議論を停止している場合も多く見られるのが現状である。

## 5.3 インテンショナルセンシング

システム設計の観点からは、設計目標の設定が設計の最適性の実現には不可欠である。センシングには必ず、何をセンシング対象とするか、センサ情報をどう利用するかといった「センシングの意図」が存在し、前述の meta-data や *interest* はその表現であると考えられる。この「センシングの意図」に基づき、センシング構造や処理構造、能動的動作などのすべてを構成しようという設計思想を石川 [39] はインテンショナルセンシングと呼んだ。インテンショナルセンシング

は具体的な方法を示しているものではなく、あくまでも設計思想であるが、センサネットワークにおいては、これがネットワークのレベルにまでも適用されなくてはならない。

その実現のためには、センシングの意図を明示的に記述でき、それをもとにセンシング構造や処理構造、ネットワーク構造が自律的に構成される仕組みが必要である [5]。しかし、完全に一般化された議論は難しい。

この観点から見て興味深い提案が、近年センサネットワークの分野でなされている。Jaikaeo ら [40] は、センサノード上に動的にロードして実行するための SQTTL と呼ぶ軽量なスクリプト言語を開発している。Boulis と Srivastava [41] は、同様の枠組みである SensorWare を汎用スクリプト言語 Tcl をベースとして実現している。いずれも、センサにロードされたスクリプト自体が近隣に伝搬し、自律的に協調する機能をもっている。これらのアーキテクチャで実際にどの程度までのセンサ情報処理を記述できるかは未知数であるが、センシング意図を直接ソフトウェアとして記述し、それを動的にセンサネットワークに投入できる構造を提供している点で興味深い。

## 6. む す び

本論文では、アルゴリズムや処理アーキテクチャがネットワーク化によりどのように変わるかという視点を中心として、センサフュージョン技術について概観した。特に、近年のセンサネットワークにおいてはアプリケーションレベルの記述がネットワークレベルに降りてきている点に着目し、センサ情報処理の構造やその記述論を明確にしなければ、ネットワークの議論を深めることはできないことを指摘した。一方、これらに対する完全に一般化された解を得るのは容易ではない。汎用性と性能のバランスがとれたアーキテクチャを模索していくことが、今後ますます重要となると考えられる。

## 文 献

- [1] D. Estrin, D. Culler, K. Pister, and G. Sukhatme, "Connecting the physical world with pervasive networks," *IEEE Pervasive Comput.*, vol.1, no.1, pp.59–69, 2002.
- [2] I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, "A survey on sensor networks," *IEEE Commun. Mag.*, vol.40, no.8, pp.102–114, 2002.
- [3] 安藤 繁, 田村陽介, 戸辺義人, 南 正輝, *センサネットワーク技術*, 東京電機大学出版局, 2005.
- [4] 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*, vol.6, no.3, pp.251–255, 1988.
- [5] 山崎弘郎, 石川正俊 (編), *センサフュージョン*, コロナ社, 1992.
- [6] M.A. Abidi and R.C. Gonzalez, eds., *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*, Academic Press, 1992.
- [7] R.C. Luo and M.G. Kay, eds., *Multisensor Integration and Fusion for Intelligent Machines and Systems*, Ablex Publishing, 1995.
- [8] D. Marr, *ビジョン—視覚の計算理論と脳内表現*, 産業図書, 1987.
- [9] 西田健次, 戸田賢二, 高橋栄一, 山口喜教, "実時間用並列計算機 CODA のプロセッサアーキテクチャ," *信学論 (D-I)*, vol.J78-D-I, no.8, pp.777–787, Aug. 1995.
- [10] C.Y. Chong and S.P. Kumar, "Sensor networks: Evolution, opportunities, and challenges," *Proc. IEEE*, vol.91, no.8, pp.1247–1256, 2003.
- [11] J.M. Kahn, R.H. Katz, and K.S.J. Pister, "Next century challenges: Mobile networking for "Smart Dust"," *Fifth Ann. ACM/IEEE Int. Conf. MOBI-COM*, pp.271–278, 1999.
- [12] G. Asada, M. Dong, T.S. Lin, F. Newberg, G. Pottie, W.J. Kaiser, and H.O. Marcy, "Wireless integrated network sensors: Low power systems on a chip," *24th IEEE ESSCIRC*, pp.9–12, 1998.
- [13] M. Beigl and H. Gellersen, "Smart-Its: An embedded platform for smart objects," *Smart Object Conf.* 2003, 2003.
- [14] 片山 徹, *新版応用カルマンフィルタ*, 朝倉書店, 2000.
- [15] Y. Nakamura and Y. Xu, "Geometrical fusion method for multisensor robotic systems," *1989 IEEE ICRA*, pp.668–673, 1989.
- [16] 有本 卓, *カルマン・フィルター*, 産業図書, 1977.
- [17] A. Elfes, "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *Computer*, vol.22, no.6, pp.46–57, 1989.
- [18] M.W.M.G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H.F. Durrant-Whyte, and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem," *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol.17, no.3, pp.229–241, 2001.
- [19] H.R. Hashemipour, S. Roy, and A.J. Laub, "Decentralized structures for parallel Kalman filtering," *IEEE Trans. Autom. Control*, vol.33, no.1, pp.88–94, 1988.
- [20] B.S.Y. Rao, H.F. Durrant-Whyte, and J.A. Sheen, "A fully decentralized multi-sensor system for tracking and surveillance," *Int. J. Robotics Res.*, vol.12, no.1, pp.20–44, 1993.
- [21] S. Grime and H.F. Durrant-Whyte, "Data fusion in decentralized sensor networks," *Control Eng. Pract.*, vol.2, no.5, pp.849–863, 1994.
- [22] B.D.O. Anderson and J.B. Moore, *Optimal Filtering*, Prentice-Hall, 1979.



- [23] 鏡 慎吾, 石川正俊, “通信遅延を考慮したセンサ選択手法,” 信学論 (A), vol.J88-A, no.5, pp.577-587, May 2005.
- [24] N.J. Gordon, D.J. Salmond, and A.F.M. Smith, “Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation,” IEE Proc. F, vol.140, no.2, pp.107-113, 1993.
- [25] M. Isard and A. Blake, “CONDENSATION — conditional density propagation for visual tracking,” Int. J. Comput. Vision, vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [26] M. Rosencrantz, G. Gordon, and S. Thrun, “Decentralized sensor fusion with distributed particle filters,” 19th Ann. Conf. UAI, pp.493-500, 2003.
- [27] M. Coates, “Distributed particle filters for sensor networks,” Third Int. Symp. IPSN, pp.99-107, 2004.
- [28] 石川正俊, “アクティブセンシングとロボットハンド,” 日本ロボット学会誌, vol.11, no.7, pp.938-942, 1993.
- [29] 向井利春, 石川正俊, “複数センサによる予測誤差を用いたアクティブセンシング,” 日本ロボット学会誌, vol.12, no.5, pp.715-721, 1994.
- [30] 鏡 慎吾, 小室 孝, 石川正俊, “実時間視覚センシングにおけるフレームレートの最適選択,” 日本機械学会ロボットクス・メカトロニクス講演会'04, 2P2-L1-51, 2004.
- [31] F. Zhao, J. Shin, and J. Reich, “Information-driven dynamic sensor collaboration,” IEEE Signal Process. Mag., vol.19, no.2, pp.61-72, 2002.
- [32] A. Namiki, T. Komuro, and M. Ishikawa, “High speed sensory-motor fusion based on dynamics matching,” Proc. IEEE, vol.90, no.7, pp.1178-1187, 2002.
- [33] 尾川順子, 阪口 豊, 並木明夫, 石川正俊, “感覚運動統合システムにおけるダイナミクス整合の適応的獲得,” 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.7, pp.1505-1515, July 2004.
- [34] J.S. Albus, Brains, Behavior, and Robotics, McGraw-Hill, 1981.
- [35] T. Henderson and E. Shilcrat, “Logical sensor systems,” J. Robotic Syst., vol.1, no.2, pp.169-193, 1984.
- [36] R.A. Brooks, “A robust layered control system for a mobile robot,” IEEE J. Robot. Autom., vol.RA-2, no.1, pp.14-23, 1986.
- [37] W.R. Heinzelman, J. Kulik, and H. Balakrishnan, “Adaptive protocols for information dissemination in wireless sensor networks,” Fifth Ann. ACM/IEEE Int. Conf. MOBICOM, pp.174-185, 1999.
- [38] C. Intanagonwivat, R. Govindan, and D. Estrin, “Directed diffusion: A scalable and robust communication paradigm for sensor networks,” Sixth Ann. ACM/IEEE Int. Conf. MOBICOM, pp.56-67, 2000.
- [39] 石川正俊, “センサフュージョンの課題,” 日本ロボット学会誌, vol.8, no.6, pp.735-742, 1990.
- [40] C. Jaikaeo, C. Srisathapornphat, and C.C. Shen, “Querying and tasking in sensor networks,” SPIE's 14th Ann. Int. Symp. Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Control (Digitization of the Battlespace V), Proc. SPIE, vol.4037, pp.184-197, 2000.
- [41] A. Boulis and M.B. Srivastava, “A framework for efficient and programmable sensor networks,” Fifth IEEE Int. Conf. OPENARCH, pp.117-128, 2002.  
(平成 17 年 9 月 11 日受付, 9 月 15 日最終原稿受付)



鏡 慎吾

(工学).



石川 正俊 (正員)

昭 52 東大・工・計数卒。昭 54 同大学院修士課程了。同年通産省工業技術院製品科学研究所に入所。平元東大・工・計数助教授。現在同大学院情報理工学系研究科創造情報学専攻教授, 同大理事・副学長。センサフュージョン, 超並列・超高速ビジョン, 光コンピューティング等に関する研究に従事。工博。