

## 近傍比較戦略に基づく異種混合センサスケジューリング

小杉和也\*・滑川 徹\*\*

A Scheduling Strategy based on Neighbor Search for Heterogeneous Sensor Networks

Kazuya KOSUGI\* and Toru NAMERIKAWA\*\*

This paper deals with a sensor scheduling problem which considers state dependent noise and processing delay. A networked sensor system usually consists of a large number of sensors, which can be constructed with some different types of sensors. We propose a sensor scheduling algorithm based on the neighbor search algorithm nearby nodes for discrete time heterogeneous systems by minimization problem of assessment function. Finally experimental results show effectiveness of the proposed method.

**Key Words:** wireless sensor network, sensor scheduling, heterogeneous system, neighbor search

### 1. はじめに

複数のセンサノードをネットワークによって結合するセンサネットワークシステムについての研究が盛んに行なわれている。このシステムではノード間のネットワークを利用した情報の最適化を行なうことが可能であり、単体のセンサによるセンシングと比較して耐故障性、多点情報の収集などの面で優れていることが知られている<sup>1)~3)</sup>。センサネットワークは森林火災などの災害対策に対する計測や、集光型ソーラーパネルによる発電、農業施設などの制御、人体のヘルスケアなどの医療・福祉にも貢献でき、社会インフラとして注目されている<sup>1)</sup>。しかし一般にモバイルエージェントとして稼動する各ノードは演算、通信に使う電力をバッテリーから供給する必要があるため、効率的にエネルギーを利用し、省電力化、長寿命化を図る必要がある<sup>2)</sup>。そこで本稿では毎時間ごとにアクティブ状態とスリープ状態の切り替えを行ない、稼働するセンサを動的に選択するセンサスケジューリングを考え、これによってシステム全体の省電力化、効率化を達成することを目指す。

センサスケジューリングについては多くの先行研究が存在する<sup>4)~8)</sup>。文献4)では観測雑音が制御対象の状態：観測対象とセンサノード間の距離  $x(k)$  に依存する観測モデルをもつセンサ群に対し、評価関数  $J(x(k), u(k))$  に基づいたセンサスケジューリング則をモデル予測制御問題として定式化し

た手法が提案されている。ところがこの論文で提案されているセンサスケジューリング則では評価関数が状態  $x(k)$  の関数となっており、時刻  $k$  において状態  $x(k)$  を取得できることが前提となっているが実際には毎ステップ時刻で瞬時に観測対象の状態を知ることは困難である。そこで文献5)ではこの状態  $x(k)$  を拡張カルマンフィルタを用いて予測し、推定値を用いたスケジューリング則に置き換えることにより実システムでの検証が可能にしている。また文献6)では文献4)で扱われているセンサスケジューリング則を異種混合センサネットワークにも適用できるようにし、さらに計算時間が全センサ数ではなくセンサの種類に関する指数関数に収まるようなスケジューリングアルゴリズムを提案している。同様に文献7)でも異種混合系が扱われているが、こちらは評価関数に通信コストと計算コストを取り入れてオフラインで時間分布について周期的なスケジューリング則を導く設定になっている。ほかにセンサ選択時の戦略数の扱いを配慮したセンサスケジューリングとしては文献8)があり、こちらは評価関数として推定誤差共分散行列から計算される観測精度を用いており、最終的には評価関数の期待値の上限を最小化する確率性のスイッチングを行なっている。

本稿では特に文献6), 8)の比較データ数の増減を扱う問題に着目する。これは動的なスケジューリングを行なう際、システムの大規模化とネットワークを構成するノード数の増加に伴い、比較データ数が増大したときにすべてのノードについての評価関数の比較が困難になるというものである。そこで本稿ではこのような場合にも評価関数の特性を利用し、比較範囲を観測対象の近傍に限定することでデータ数の増加を抑えるアルゴリズムを組み込み、動的なスケジューリング戦略を達成できるようにする。以上を踏まえた上で観測精度並びに通信コスト、データの処理速度が異なる性能特性をもつ異種混合センサ群について、観測の精度が観測距離に依存して

\* 慶應義塾大学大学院理工学研究科 横浜市港北区日吉 3-14-1

\*\* 慶應義塾大学理工学部 横浜市港北区日吉 3-14-1

\* Graduate School of Science and Engineering, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

\*\* Faculty of Science and Engineering, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

(Received September 27, 2010)

(Revised July 26, 2011)

変化するという仮定の下で観測値の処理遅延を考慮したスケジューリングを行なう。ここでセンサスイッチングの基準としては時変カルマンフィルタに基づく推定誤差共分散行列をベースに観測精度と通信コストの和によって定義する評価関数を用いる。この観測精度と通信コストのトレードオフを扱う評価関数について、各時刻で評価関数を最小化問題を解くことで異種混合センサネットワークについて動的なスケジューリングを達成することを目指す。

次章以降では、まずはじめに問題設定としてセンサノードと制御対象であるプラントのモデル、時変カルマンフィルタによる状態推定アルゴリズム、評価関数の導入について述べる。つぎに、設定した評価関数の特性について述べ、この性質を利用した近傍比較戦略を提示する。最後に数値シミュレーションと制御実験により提案手法の有効性を検証した結果について示す。

## 2. 問題設定

### 2.1 制御対象とセンサのモデル

本稿で扱うセンサネットワークを含むフィードバック制御系を Fig. 1 に示す。

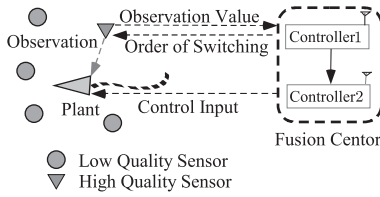


Fig. 1 Sensor network system

Fig. 1 のシステムは制御対象 (plant) である Mobile Robot と 2 種類のセンサノード (High quality:  $L$  個, Low quality:  $M$  個) 計  $N$  個, そしてセンサノードの選択と切替, 制御入力 of the 計算を行なう基地局 (Fusion Center) から構成される。制御対象が (1) 式の LTI システムで表わされるとする。

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k \quad (1)$$

ここで  $x_k \in \mathbb{R}^n$  は状態ベクトル,  $u_k \in \mathbb{R}^r$  は制御入力, そして  $w_k \in \mathbb{R}^n$  はプロセス雑音で正規分布に従う共分散行列  $W$ , 平均 0 の白色雑音過程とする。つぎに観測に用いる 2 種類の性能が異なるセンサノードに関して

(1) 測定精度自体は高いが処理遅延と通信エネルギーが増大する High Quality(HQ) センサ (例, Camera)

(2) 測定精度は若干低いが処理遅延と通信エネルギーが抑えられる Low Quality(LQ) センサ (例, Sonar)

を併用することを考える。それぞれのセンサのモデルは以下のように表わす。

HQ センサ

$$y_k^{Hi} = C_k^{Hi} x_{k-d} + D^i(x_{k-d})v_{k-d}^i \quad (2)$$

$$i = 1, \dots, L$$

LQ センサ

$$y_k^{Li} = C_k^{Li} x_k + D^i(x_k)v_k^i \quad (3)$$

$$i = L+1, \dots, N$$

$y_k^{Hi}, y_k^{Li} \in \mathbb{R}^m$  はセンサ  $i_k$  によってもたらされる観測値で,  $i_k$  は時刻  $k$  で選択されたセンサを表わす。ここで HQ センサについては LQ センサと比較してより高精度なデータが得られる分 (2) 式のように  $d$  ステップ分データ処理のための遅延が発生するものとし, 一方 LQ センサについては処理の遅れは 1 ステップ内で収まるものとする。(2), (3) 式の観測モデルは共に HQ センサのサンプリングレートに基づいており, これは本稿の提案スケジューリング則が異種混合センサ系を動的に使い分ける問題に焦点を置いているためである。この設定の下では情報処理に時間がかかる HQ センサは, 処理にかかる時間を鑑みていち早くつぎの時刻の観測を開始するため, 結果的につぎの時刻で得られる観測値が少し古い情報として表現される。

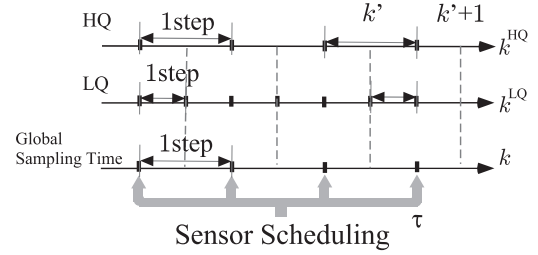


Fig. 2 Sampling rate

たとえば, Fig. 2 において, 時刻  $k'$  におけるスケジューリングにより, 時刻  $k'+1$  で観測を行なうセンサを決定する際,  $\tau$  の時点で観測を始めないと HQ センサはつぎの時刻の観測が間に合わない。しかし一方で  $\tau$  の時点で観測を開始すると HQ センサが取得できる観測値は時刻  $k'$  より前の情報になるため, この差分が処理遅延  $d$  として働くことになる。また  $v_k^i \in \mathbb{R}^p$  は観測雑音で正規分布に従う共分散行列  $V^i$ , 平均 0 の白色雑音過程とする。ただし

$$V^i = \begin{cases} V_{hq} & i = 1, \dots, L \\ V_{lq} & i = L+1, \dots, N \end{cases}$$

であり, HQ センサの観測値  $y_k^{Hi}$  は LQ センサによる観測値  $y_k^{Li}$  より精度が良いと仮定する。すなわち  $V_{hq} < V_{lq}$  である。さらに (2), (3) 式にはプラントの状態に応じた観測雑音の変化を考慮するために状態依存関数  $D^i(x_k), D^i(x_{k-d}) \in \mathbb{R}^{m \times p}$  を付加する。以上のシステムに関してつぎの仮定を置く。

[仮定 1] 制御対象のモデル (1), 各センサノードの観測モデル (2), (3) に対して以下が成り立つとする。

1. 制御対象の初期状態  $x_0$  は  $w_k, v_k^i$  とは独立である。
2. 状態依存関数  $D^i(x_k), D^i(x_{k-d})$  の大きさはノード-プラント間の距離と比例関係にある。

$$E \left\{ \begin{bmatrix} w_k \\ v_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_k^T & v_k^T \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & V \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$E\{w_k x_0^T\} = 0, \quad E\{v_k x_0^T\} = 0 \quad (5)$$

$$V = \text{diag}\{V^1, \dots, V^i, \dots, V^N\} > 0, \quad W \geq 0 \quad (6)$$

つぎにステップ時刻  $k$  での制御入力をつぎのように与える.

$$u_k = K \hat{x}_{k|k} \quad (7)$$

ここで  $K \in \mathbb{R}^{r \times n}$  はフィードバックゲインであり, 有限時間 LQR によって与えられるがセンサ選択には影響しないパラメータである. また  $\hat{x}_{k|k}^i$  はセンサ  $i_k$  によって推定された時刻  $k$  でのプラントの状態推定値である. なお本稿の目的は与えられたコントローラについて最適化されたセンサスケジューリングアルゴリズムを求めることにあり, コントローラそのもののデザインはここでは扱わない.

## 2.2 時変カルマンフィルタによるプラントの状態の推定

今制御対象の初期状態が  $x_0$  で推定誤差共分散行列  $P_0 > 0$ , さらに各ステップ時間  $k$  で使用するセンサノードは全センサ  $L + M = N$  台のうち1台のみとする. また状態  $x_k$  は時刻  $k-1$  までに用いたセンサから観測したデータに基づき, カルマンフィルタより推定されるものとする.

まずモデル (1)–(3) にカルマンフィルタ<sup>9)</sup>を適用するため, 処理遅延  $d$  に対応した形に (1)–(3) のモデルを書き換える.

$$\bar{x}_k := [x_k^T \ x_{k-1}^T \ \dots \ x_{k-d}^T]^T \in \mathbb{R}^{n(d+1)} \quad (8)$$

$$\bar{x}_{k+1} := \bar{A}\bar{x}_k + \bar{B}u_k + \bar{I}w_k \quad (9)$$

$$\bar{y}_k^i := \bar{C}_k^i \bar{x}_k + \bar{D}_k^i \bar{v}_k \quad (10)$$

$$\bar{A} := \begin{bmatrix} A & 0 & \dots & 0 & 0 \\ I_n & 0 & & 0 & 0 \\ 0 & I_n & & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & I_n & 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{B} := \begin{bmatrix} B \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{I} := \begin{bmatrix} I \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

ここで  $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$  は単位行列である.

$$\bar{C}_k^i = \begin{cases} [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ C_k^i] & i \in 1, \dots, L \\ [C_k^i \ 0 \ \dots \ 0 \ 0] & i \in L+1, \dots, N \end{cases} \quad (12)$$

$$\bar{D}_k^i = \begin{cases} [0 \ \dots \ 0 \ D^i(x_{k-d})] & i \in 1, \dots, L \\ [D^i(x_k) \ 0 \ \dots \ 0] & i \in L+1, \dots, N \end{cases} \quad (13)$$

$$\bar{v}_k := [v_k^{iT} \ v_{k-1}^{iT} \ \dots \ v_{k-d}^{iT}]^T \quad (14)$$

(9), (10) 式について以下の仮定 2, 3 を置く.

[仮定 2]  $(\bar{A}, (\bar{I}W_k \bar{I}^T)^{\frac{1}{2}})$  は可到達である.

[仮定 3]  $(\bar{C}_k^i, \bar{A})$  は可検出である.

すると時刻  $k$  で  $i$  番目のセンサが測定を行なったとするとつぎの時刻  $k+1$  におけるリカッチ方程式の解  $P_{k+1|k}^i$  は以下で与えられる.

$$\begin{aligned} P_{k+1|k}^i &= \bar{A}P_{k|k}^i \bar{A}^T + \bar{I}W_k \bar{I}^T \\ P_{k|k}^i &= P_{k|k-1}^i - K_k^i \bar{C}_k^i P_{k|k-1}^i \end{aligned} \quad (15)$$

カルマンゲイン  $K_k^i$  は次式のように求まる.

$$K_k^i = P_{k|k-1}^i \bar{C}_k^{iT} \{ \bar{C}_k^i P_{k|k-1}^i \bar{C}_k^{iT} + \bar{D}_k^i V_k^i \bar{D}_k^{iT} \}^{-1} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1|k}^i &= \bar{A} \hat{x}_{k|k}^i + \bar{B} u_k \\ \hat{x}_{k|k}^i &= \hat{x}_{k|k-1}^i + K_k^i \{ \bar{y}_k^i - \bar{C}_k^i \hat{x}_{k|k-1}^i \} \end{aligned} \quad (17)$$

ここで  $P_{k|k}$  は  $\bar{x}_k$  についての推定誤差共分散行列である.

$$\begin{aligned} P_{k|k}^i &= E[(\bar{x}_k - \hat{x}_k^i)(\bar{x}_k - \hat{x}_k^i)^T] \\ &= \begin{bmatrix} P_k^{0,0} & \dots & P_k^{0,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_k^{d,0} & \dots & P_k^{d,d} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n(d+1) \times n(d+1)} \end{aligned} \quad (18)$$

(18) 式で  $P_k^{0,0} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  について評価を行なうことで時刻  $k$  における観測精度が数値化できる. 以後本稿では最もわかりやすいケースである  $d=1$  の場合に限定して議論していく. このとき HQ センサに基づく推定を行なった場合, (15), (17) 式の推定値の更新に使われる情報は 1 step 前のものになる. すると LQ センサと比較して観測残差並びにカルマンゲインが変化し, これは通常  $P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k C_k P_{k|k-1}$  で表わされるフィルタの更新式が  $P_{k|k-1} - K_{k-1} C_{k-1} P_{k-1|k-2}$  となることと同意である.

## 2.3 評価関数の設定

まず  $\beta_k^i \in \{0, 1\}$  は時刻  $k$  における  $i$  番目のセンサの選択を表わす関数とし,  $\sum_{i=1}^N \beta_k^i = 1$  とする. また  $(\beta_k^i)^{n'} = \beta_k^i$ ,  $n' \in \mathbb{R}$  である (以後  $i$  については表記を省略する場合がある). すると (10) 式において

$$\begin{aligned} \bar{C}_k(\beta_k) &= \sum_{i=1}^N \beta_k^i \bar{C}_k^i, \quad \bar{D}_k(\beta_k) = \sum_{i=1}^N \beta_k^i \bar{D}_k^i, \\ v_k(\beta_k) &= \sum_{i=1}^N \beta_k^i v_k^i \end{aligned} \quad (19)$$

と表現でき, 共分散行列は

$$\begin{aligned} V(\beta_k) &= \sum_{i=1}^N (\beta_k^i)^2 V_k^i = \sum_{i=1}^N (\beta_k^i) V_k^i, \\ \bar{D}(\beta_k) V(\beta_k) \bar{D}(\beta_k)^T &= \sum_{i=1}^N (\beta_k^i)^6 \bar{D}_k^i V_k^i \bar{D}_k^{iT} \\ &= \sum_{i=1}^N (\beta_k^i) \bar{D}_k^i V_k^i \bar{D}_k^{iT} \end{aligned} \quad (20)$$

となる. したがって (15) 式は以下のように表わされる.

$$P_{k+1|k} = f_k(P_{k|k-1}, \beta_k) \quad (21)$$

$$\begin{aligned}
& f_k(P_{k|k-1}, \beta_k) \\
&= \bar{A}(P_{k|k-1}^{-1} + \bar{C}_k(\beta_k)^T(\bar{D}(\beta_k)V_k(\beta_k)\bar{D}(\beta_k)^T)^{-1} \\
&\quad \bar{C}_k(\beta_k))^{-1}\bar{A}^T + \bar{I}W\bar{I}^T \quad (22)
\end{aligned}$$

(21) 式は今ある時刻  $k$  でスケジューリング戦略  $\beta_k$  が設定され、 $P_{k|k-1}$  が得られれば 1 ステップ先の誤差共分散  $P_{k+1|k}$  を求めることが可能であることを意味する。以上からこのシステムに対するセンサスケジューリング戦略をつぎに示す最適化問題として定義する。

[問題 1] 仮定 1-3 が成り立ち、システムの初期状態  $x_0$  と推定誤差共分散行列の初期値  $P_0 > 0$  が与えられたとする。このとき

$$J_s = \min_{\beta_k} \{tr P_{k+1|k} + tr \lambda(\beta_k)\} \quad (23)$$

を最適化するセンサ戦略  $\beta_k$  をステップ時刻  $k$  で求めよ。

この [問題 1] は各ステップ時刻  $k \in 0 \sim T$  で評価関数  $J_s$  を最小化しアクティブになるセンサを  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_T$  として求める問題である。ここで  $\lambda(\beta_k)$  は今  $i$  番目のセンサの座標を  $X_k^i = (\mathcal{X}_k^i, \mathcal{Y}_k^i)^T$  としたときに  $\hat{x}_k - \mathcal{X}_k^i, \hat{y}_k - \mathcal{Y}_k^i$  の情報を含む状態依存関数  $D^i(x_k)$  の推定値  $D^i(\hat{x}_{k|k-1})$  に基づいて計算される通信コストである。なおここで推定値を用いているのはプラントの状態の真値  $x_k$  同様、状態依存関数  $D^i(x_k)$  を単体で求めることができないためである。また  $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$  は推定されたプラントの位置情報を表わす。

一般にセンサノードとプラントの間の距離を  $d_i$  と置くと通信エネルギー  $\lambda = b + a(d_i)^c$  となりノード-プラント間の距離に依存する<sup>(注 1)</sup>。すると時刻  $k$  においてセンサ座標  $X_k^i$  について、先と同様センサ選択関数  $\beta_k^i$  を用いて

$$X_k(\beta_k) = \sum_{i=1}^N \beta_k^i X_k^i \quad (24)$$

と表現できる。 $d_{ix} = \hat{x}_k - \mathcal{X}_k^i, d_{iy} = \hat{y}_k - \mathcal{Y}_k^i$  において  $\hat{x}_k, \hat{y}_k$  に注目すると (15)-(17) より  $\hat{x}_{k|k-1}$  の要素である  $\hat{x}_k, \hat{y}_k$  も観測出力に依存し、 $\beta_k$  についての関数であることがわかる。また HQ センサと LQ センサの特性の違いを考慮し、通信コストの差を重み付け  $S_k^{H^i}, S_k^{L^i} \in \mathbb{R}^{m \times m}$  によって区別するとした場合に

$$S_k(\beta_k) = \sum_{i=1}^N (\beta_k^i)^2 S_k^i \quad (25)$$

として表わすことが可能である。

以上の議論から通信コスト  $\lambda(\beta_k)$  を下式のように定義する。

$$\lambda(\beta_k) := D^T(\beta_k)S_k(\beta_k)D(\beta_k) \quad (26)$$

なお今回は  $\lambda$  がノード-プラント間の距離の 2 乗に比例することを仮定しているが他のケースでも  $\lambda$  が  $\beta_k$  の関数として表わせることに変わりはない。よってこの通信コストを含

(注 1) ここで  $b$  は定数項で  $a$  は  $d_i$  に依存した変数である。また  $c$  は 2 ~ 6 程度の正数となる<sup>10)</sup>。

めた形の評価関数を以下のように表わす。

$$\begin{aligned}
& F_k^i(P_{k|k-1}) \\
&= F_k(P_{k|k-1}, \beta_k) \\
&:= tr f_k(P_{k|k-1}, \beta_k) + tr \lambda(\beta_k) \\
&= tr P_{k+1|k} + tr D^T(\beta_k)S_k(\beta_k)D(\beta_k) \quad (27)
\end{aligned}$$

この (27) 式の評価関数では  $\bar{D}(\beta_k) := D^T(\beta_k)S_k(\beta_k)D(\beta_k)$  が単調非減少であるという条件の下では同時に  $F_k(P_{k|k-1}, \beta_k)$  の単調非減少性も保証されるため、以下の補題が成り立つ。

[補題 1] 特性が同一とみなせるセンサに関して今  $\bar{D}(\beta_k^1) \leq \bar{D}(\beta_k^2)$  かつ  $P_{k|k-1}^1 \leq P_{k|k-1}^2$  であるとき以下が成り立つ。

$$F_k(P_{k|k-1}^1, \beta_k^1) \leq F_k(P_{k|k-1}^2, \beta_k^2) \quad (28)$$

[Proof] 同特性のセンサにおいては観測行列  $C$ 、観測誤差共分散  $V$  が変化しないものとすればつぎの時刻  $k+1$  における  $F_k(P_{k|k-1}, \beta_k)$  が状態依存関数  $\bar{D}(\beta_k)$  について単調非減少であることを示せる。

$$\begin{aligned}
& F_k(P_{k|k-1}^2, \beta_k^2) - F_k(P_{k|k-1}^1, \beta_k^1) \\
&= tr \{A[(I - K_k^2 \bar{C})P_{k|k-1}^2(I - K_k^2 \bar{C})^T \\
&\quad + K_k^2 \bar{D}(\beta_k^2)V\bar{D}(\beta_k^2)^T K_k^{2T} \\
&\quad - (I - K_k^1 \bar{C})P_{k|k-1}^1(I - K_k^1 \bar{C})^T \\
&\quad - K_k^1 \bar{D}(\beta_k^1)V\bar{D}(\beta_k^1)^T K_k^{1T}]A^T \\
&\quad + D(\beta_k^2)^T S D(\beta_k^2) - D(\beta_k^1)^T S D(\beta_k^1)\} \\
&\geq tr \{A[(I - K_k^2 \bar{C})(P_{k|k-1}^2 - P_{k|k-1}^1)(I - K_k^2 \bar{C})^T \\
&\quad + (K_k^2 - K_k^1)(\bar{D}(\beta_k^1)V\bar{D}(\beta_k^1)^T + \bar{C}P_{k|k-1}^1 \bar{C}^T) \\
&\quad \times (K_k^2 - K_k^1)^T]A^T \\
&\quad + D(\beta_k^2)^T S D(\beta_k^2) - D(\beta_k^1)^T S D(\beta_k^1)\} \\
&\geq 0 \quad (29)
\end{aligned}$$

□

### 3. 近傍集合の比較による試行戦略数の削減

[問題 1] の評価関数についての最小化問題を解くことにより毎時刻  $N$  台のセンサの中から観測に用いるのに最適なセンサが選択されることになる。しかし [問題 1] をそのまま解こうとするとネットワークの規模が巨大化し、系を構成するセンサノード数が増えた場合、それに合わせて比較しなければならないデータ数も増大するため、線形探索では計算負荷が大きくなってしまう。このように動的なスケジューリングを行なっていく際、状況によっては 1 ステップという時間の制約の中で最適な戦略を決定するのは困難であるため [問題 1] をつぎのように緩和する。

[問題 2] ステップ時刻  $k = 0$  において仮定 1 が成り立ち、システムの初期状態  $x_0$  と推定誤差共分散行列の初期値  $P_0 > 0$  が与えられたとする。このとき前時刻で観測に用いられたセンサから半径  $r_k$  の範囲での比較に基づく観測により、以下の

評価関数を最適化せよ.

$$J_s = \min_{\beta_k} [tr f_k(P_{k|k-1}, \beta_k) + tr \lambda(\beta_k)] \quad (30)$$

この [問題 2] は補題 1 より特性が同一であるセンサについてはセンサノード-プラント間の距離が小さくなれば、 $F_k$  も同様に小さくなるという性質を用いてプラント近傍に存在するセンサノードに絞って評価パラメータの比較を行なうものである。[問題 1] では毎ステップごとにネットワークを構成するすべてのセンサノードの位置情報が得られることを前提としているが、現実問題としてこのような設定は GPS に頼らなければ難しく、消費電力という点からもできれば避けたい<sup>1), 11)</sup>。よって局地的な情報しか得られないという [問題 2] の設定は理に適ったものであると思われる。なおこの [問題 2] の近傍比較型のセンサスケジューリング則の提唱に伴い、今後は [問題 1] のすべての戦略を比較するセンサスケジューリング則を全域比較型と呼ぶことにする。

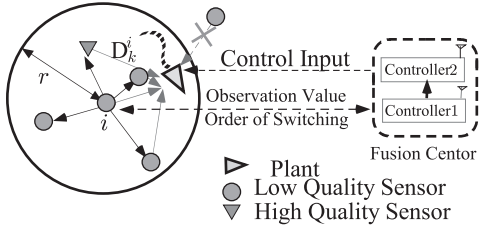


Fig. 3 Adjacency scheduling

Fig. 3 に近傍比較型スケジューリング則の概念図を示す。また提案するセンサスケジューリング戦略を以下に示す。

#### センサスケジューリング戦略の概要

- (1) 時刻  $k$  でセンサ  $i_k$  を用いてプラントの観測を行なう。
- (2)  $i_k$  は半径  $r_k$  の範囲で情報  $\hat{y}_k$ ,  $r_k$  を送信する。
- (3) 情報を受信したノードは時刻  $k+1$  での状態推定値  $\hat{x}_{k+1|k}$  を求め、 $i_k$  との相対座標より  $D_k^i$ ,  $F_k^i$  を計算する。
- (4)  $F_k^i$  の中から最小のものを選び、その値を与えるノードを  $i_{k+1}$  として観測に用いるよう指令を送る。
- (5) 指令を受けたノードは時刻  $k+1$  で観測を行なう。

ここで過程 (2) において、センサ  $i_k$  が観測情報のみならず自身の情報送信範囲を送信しているのは、過程 (4) の  $F_k^i$  の比較をセンサ  $i_k$  で行なう際、センサ間の双方向通信を確保する必要があるためである。つまりこの設定の下では、観測を行なったセンサが暫時的につきの時刻での基地局として機能し、基地局は毎時刻移動することになり、基地局-ノード間の通信コストを削減することができる。通常センサネットワークにおいては観測対象-ノード間の測定にかかる通信 (観測) コストより基地局-ノード間の通信コストのほうが総じて大きくなるため、常に基地局-ノード間の距離を最小限に抑えられる点がこの設定の長所ではあるが、反面センサノードに要求される処理性能が大きくなってしまふのが欠点である。

またセンサの通信範囲  $r_k$  については以下の仮定を置く。

[仮定 4] 各時刻  $k$  で  $i_k$  とプラント  $\hat{x}_{k+1}$  間の相対距離を  $l_k$  としたとき、通信半径  $r_k$ , 観測可能半径  $r_s$  についてつきが成り立つものとする。

$$\begin{aligned} l_k &< r_k \leq r_{max} \\ l_k &< r_s < r_{max} \end{aligned} \quad (31)$$

$r_{max}$  はセンサの最大通信可能距離であり、観測可能半径は  $r_{max}$  より小さいとする。また  $r_k$  以内の距離で近接するセンサ同士の間では通信遅延は発生しないものとする。

この仮定 4 の下、時刻  $k$  でセンサ  $i_k$  の半径  $r_k$  以内の近傍に存在するセンサの集合を  $\mathcal{N}$ , 各ノードを  $j \in \mathcal{N}$ , そして対応する評価パラメータを  $F_k^j$  とすると上記のセンサ選択の流れはつきのように記述することができる。

#### Sensor Scheduling Algorithm

```

1:  $\alpha = 1$ 
2: for  $i = 1$  to  $N$  do
3:   if  $r_k \geq \sqrt{(\hat{x}_k - \mathcal{X}_i)^2 + (\hat{y}_k - \mathcal{Y}_i)^2}$  then
4:      $j[\alpha] = i$ 
5:      $\alpha = \alpha + 1$ 
6:  $\mathcal{N} = \{j[1], j[2], \dots, \}$ 
7:  $min = j[1]$ 
8: for  $l = j[2]$  to  $length[\mathcal{N}]$  do
9:   if  $F_k^{j[l]} > F_k^{min}$  then
10:     $min = j[l]$ 
11:  $k = k + 1$ 
12: return 1

```

ここで  $X_k^i = (\mathcal{X}_k^i, \mathcal{Y}_k^i)$  は  $i$  番目のセンサノードの座標を、 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$  は推定されたプラントの位置情報をそれぞれ意味しており、このスケジューリングアルゴリズムに沿って 1 ステップごとに評価関数を最小化する戦略を求めることで近傍集合についてのスケジューリングが達成される。

なお今回の設定ではセンサ間の通信はあくまでも近接しているもの同士だけで行なわれ、そこからのマルチホップ通信などは考慮しない。このスケジューリングでは搜索範囲外にあるセンサノードの分布が未知であるため、Fig. 3 のように搜索範囲の境界付近にプラントが位置する場合、プラントに最寄りのセンサを選択するという意味では必ずしも最適なスケジューリングが行なえない可能性がある。しかし搜索半径  $r_k$  を大きくすると最寄りのセンサを発見できる可能性は高くなるが、センサ間の通信エネルギー、並びに次ステップでの候補となる戦略の総数も増大するため  $r_k$  はできるだけ小さくすることが望ましい。そこで時変カルマンフィルタを利用したつきのような動的なスイッチング則を導入し、前時刻までの評価パラメータが劣化しているときに限り  $r_k$  を一時的に大きくする。

#### 搜索半径 $r_k$ に関するスイッチング則

$$r_k = \begin{cases} \delta_1 l_k & F_{k-1} - F_{k-2} \leq 0 \\ \delta_2 l_k & F_{k-1} - F_{k-2} > 0 \end{cases} \quad (32)$$

ただし、 $\delta_1, \delta_2 > 1$  かつ  $\delta_2 > \delta_1$  が常に満たされるものと

する。

またこの近傍比較型のスケジューリング戦略では以下の定理が成り立つ。

《定理 1》 仮定 4 が成り立つとき、(9)–(10) 式で表わされるシステムについて時刻  $k$  のネットワーク更新で求められる最小の評価関数  $F_k(P_{k|k-1}, \beta_k)$  がとる上限値は以下のように求められる。

$$F_k^i(P_{k|k-1}) = \bar{A}(P_{k|k-1}^{-1} + \bar{C}_k(\beta_{k-1})^T (\bar{D}(\beta_{k-1}) V_k(\beta_{k-1}) \bar{D}(\beta_{k-1})^T)^{-1} \times \bar{C}_k(\beta_{k-1}))^{-1} \bar{A}^T + \bar{I} W \bar{I}^T + D(\beta_{k-1})^T S_k D(\beta_{k-1}) \quad (33)$$

ここで  $D(\beta_{k-1})$  は前時刻で用いたセンサを継続して使った場合のセンサ-プラント間の距離  $l_k$  によって求まる状態依存関数である。

[Proof] 提案スケジューリング則の下では、時刻  $k+1$  で観測を行なう候補となるセンサは前時刻  $k$  で観測を行なったセンサ  $i_k$  とその近傍のセンサとなる。ここで前述したセンサスケジューリング戦略の概要で述べたように、各センサの評価関数は必ず時刻  $k$  におけるフュージョンセンサである  $i_k$  の評価関数との比較を経ているため、このネットワーク更新を経て  $F_k(P_{k|k-1}, \beta_{k-1}) \leq F_k(P_{k|k-1}, \beta_k)$  となる評価関数が最小の戦略となることはない。□

#### 4. シミュレーションと制御実験による検証

提案手法の有効性をシミュレーションと制御実験により検証する。まず検証を行なった環境を Fig. 4 に示す。

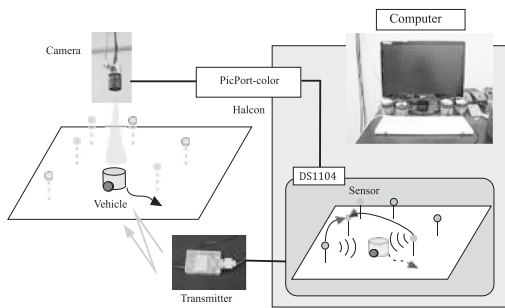


Fig. 4 Experimental system

実験では制御対象として独立 2 輪駆動ビークルを用いており仮想構造によるフィードバック線形化によって (9) 式と同じ枠組みで定式化できる<sup>12)</sup>。このときプラントの状態は  $x_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T$  と表現され、 $A, B$  は以下ようになる。

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (34)$$

なお今回はサンプル時間として  $T = 0.2$  と設定し、システム

雑音  $Q = 1 \times 10^{-3} I_4$  とした。つぎに 2 種類のセンサのモデルについては観測行列  $C_k^i = I$  とし、観測雑音の共分散行列はそれぞれ

$$V_{hq} = \text{diag}\{0.8, 1.4, 0.0045, 0.0045\} \\ V_{lq} = \text{diag}\{16, 28, 0.09, 0.09\} \quad (35)$$

として HQ センサにあたるカメラは LQ センサにあたる超音波センサの 20 倍の精度を想定している。またセンサノードの数は  $L = 10, M = 20$  の計 30 台とし、測定時に生じる通信コストについては以下のように設定した。

$$S_k^{H^i} = \text{diag}\{1.2, 1.2, 0, 0\} \\ S_k^{L^i} = \text{diag}\{1.0, 1.0, 0, 0\} \quad (36)$$

各ノードの観測出力は Leutron Vision 社製画像入力ボード PicPort-color により CCD カメラで撮影した画像を読み込み、画像処理ソフト Halcon で処理することにより計算される。これに伴い、各ノード本体とこれに追従する観測雑音は PC 上で仮想的に実現している。

[仮定 5] ここで状態依存関数  $D^i(x_k)$  は以下の形式で表わされるものとする。

$$D^i(x_k) = \begin{bmatrix} \|x_k - \mathcal{X}_k^i\| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \|y_k - \mathcal{Y}_k^i\| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

この設定の下で  $D^i(x_k)$  はセンサノードとプラントの相対距離に関する変数として表わすことが可能である。またプラントの状態推定とセンサスイッチングは dSPACE 社製 DS1104 を用い、制御入力 of 送信には無線モジュールを利用した。

##### 4.1 シミュレーション

まずはシミュレーション検証による結果を示す。ここでプラントの初期状態は  $x_0 = [2 \ 1 \ 0 \ 0]^T$  とし、プラントの誘導先には座標軸上の原点を設定した。また  $r$  のスイッチングパラメータを  $\delta_2 = 1.5, \delta_1 = 1.2$  と置いた。なお  $P_0 = \lambda_0$  を  $4 \times 4$  の全要素が 1 である行列として用いた。

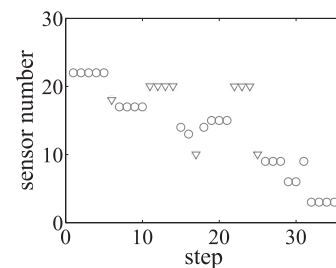
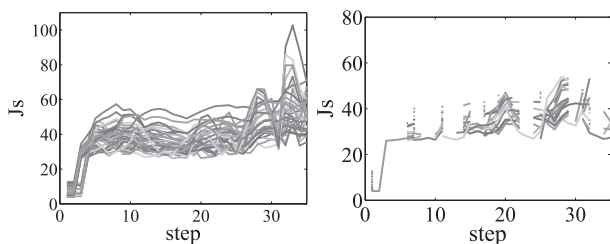
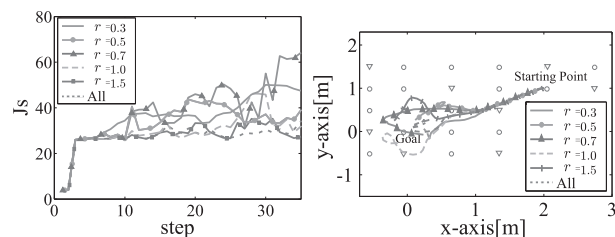


Fig. 5 Sensor scheduling (simulation)

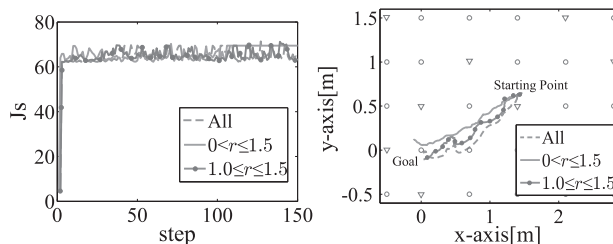
Fig. 5 は通信可能半径の最大値  $r_{max} = 1.5$  とした場合について、各ステップ時刻で観測に用いられたセンサを表わしている。この図から観測状況の変化に応じてセンサが動的に



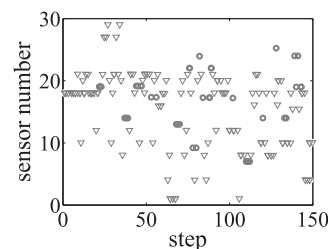
**Fig. 6** Assessment function  $J_s(\text{all})$     **Fig. 7** Assessment function  $J_s(\text{adjacence})$



**Fig. 8** Relation between  $r$  and  $J_s$     **Fig. 9** Relation between  $r$  & vehicle's trajectory



**Fig. 10** Minimum value of assessment function    **Fig. 11** Relation between  $r$  & vehicle's trajectory (experiment)



**Fig. 12** Sensor scheduling (adjacence)

切り替わっていることがわかる。つぎに **Fig. 6** は [問題 1] の毎ステップごとにフィールド上のすべてのセンサからの位置情報が入手できる場合について (27) 式の評価関数を比較したものである。一方 **Fig. 7** は [問題 2] に従い、前時刻で使用したセンサの近傍に絞って評価関数の比較を行なったものとなっている。2つの結果を比較すると近傍比較型のセンサスケジューリング則のほうが比較データ数を削減できていることが確認できる。また **Fig. 8**, **Fig. 9** は近接するセンサを探索する範囲  $r$  を一定値に設定したときと評価関数の最小値の関係、 $r$  とビークルの軌跡の関係をそれぞれ示したものである。この結果から探索半径を大きく取ると評価関数の最小値が全域比較型の値に近付けられること、センサの切り替えに合わせて制御入力に変化することによりビークルの挙動も影響を受けるので必ずしも全域比較型が評価関数を最小化できるわけではないことがわかる。

#### 4.2 実機検証

つぎに制御実験による実機検証に基づいて提案したセンサスケジューリング則の有効性を確認した結果について記す。ここで制御対象であるビークルの初期位置を  $x_0 = [1.4 \ 0.7 \ 0 \ 0]^T$  と再設定した。また通信半径の最大値についてはシミュレーションと同様に  $r_{max} = 1.5$  としている。まず **Fig. 10**, **Fig. 11** に全域型と近傍比較型のそれぞれの戦略を用いた場合の評価関数の最小値と各ケースにおけるビークルの軌跡を示す。**Fig. 11** を見ると単に  $r_{max}$  のみを定めて近傍比較型戦略を用いた場合 ( $0 < r \leq 1.5$ )、ビークルが原点まで移動しておらず全域比較型より収束性が劣化している。

これは探索半径  $r$  を決定する際に前時刻で用いたセンサ  $i_k$  とプラント  $\hat{x}_{k+1}$  の相対距離  $l_k$  を基準にしていることが原因だと考えられる。この手法だと  $r$  は常に最小に抑えられるが、同時に近傍に存在するセンサを発見できなくなる可能性も高

くなるからである。この問題は今回のようにセンサの配置がある程度最適化されている系では常に近接センサを捕捉できるように  $r$  に閾値を設けてやることで回避できる。そこで  $r$  の下限に 1.0 という閾値を設けて常に近傍のセンサを捕捉できるように設定した状態で再度検証を行なった結果を **Fig. 10**, **Fig. 11** に同時に記載する。またこのときのセンサスイッチングのようすを **Fig. 12** に示した。この結果から制御対象の変化に合わせて観測に用いられるセンサが動的に切り替わっていること、近傍比較型戦略を用いた場合でも  $r$  に閾値を設けたことにより観測性能の大幅な劣化を起こすことなく、同時に閾値がない場合と比較して制御性能も向上していることがわかる。

#### 5. おわりに

本稿では、性能の異なる 2 種類のセンサを併用し、時間遅延要素を含む観測データとカルマンフィルタによるプラントの状態推定値から評価関数に基づいてセンサの切り替えを行なうセンサスケジューリング則を提案した。まず、観測雑音プラント-センサノード間の距離に依存する状態依存関数を付加した観測モデルを定義した。そして離散時間システムに対してセンサ選択により観測の精度、並びに通信コストの和で定義された評価関数を最小化する問題としてセンサスケジューリング問題を定式化した。つぎにネットワーク規模に応じた戦略比較の計算効率向上のため、前の時刻で用いたセンサに近接するセンサの中からつぎの時刻で用いるセンサを選択するという近傍集合比較型センサスケジューリングアルゴリズムを提案した。最後にシミュレーションと制御実験によって提案手法の有効性を検証した。

その結果、まず提案した近傍集合比較型のセンサスケジュー

リング戦略に則り、空間分布した異種混合センサノードの集合の中からセンサを動的に切り替えることに成功した。また近接するセンサを探索する範囲を変化させることで評価関数の最小値が変化することを確認し、近接センサが見つからない場合には必ずしも最適な制御性能を発揮できないことがわかった。以上より実システムにおいて本手法が最大限効力を発揮するのは近接したセンサとの相対距離を把握できるという意味でセンサの配置がある程度最適化されている場合であるという結論が得られた。

今後の課題として、実システムにおける耐故障性や観測精度の向上を図るため、1ステップ間に使えるセンサの数を増やして複数台のセンサが同時に稼働するようなシステムの構築、センサの観測特性に合わせたより厳密な状態依存関数の定式化などが挙げられる。

#### 参 考 文 献

- 1) 安藤, 田村, 戸部, 南: センサネットワーク技術, 東京電機大学出版局 (2007)
- 2) 飯野, 畑中, 藤田: センサネットワークと制御理論, 計測と制御, **47-8**, 649/656 (2008)
- 3) 徳田英幸: センサネットワーク総論, 計測と制御, **46-2**, 71/76 (2007)
- 4) 荒井, 岩谷, 橋本: ロボット誘導のためのセンサネットワークにおける最適センサスケジューリング, SICE 第7回制御部門大会, 83-3-3 (2007)
- 5) 武田, 滑川: 拡張カルマンフィルタを用いたセンサスケジューリング則とその実験的検証, 電子情報通信学会技術研究報告, **108-54**, 13/16 (2008)
- 6) S. Arai, Y. Iwatani and K. Hashimoto: Fast Sensor Scheduling for Spatially Distributed Heterogeneous Sensors, *Proc. of American Control Conference*, 2785/2790 (2009)
- 7) H. Sandberg, M. Rabi, M. Skoglund and K.H. Johanson: Estimation over Heterogenous Sensor Networks, *Proc. of IEEE Conference on Decision and Control*, 4898/4903 (2008)
- 8) E. Iwasa and K. Uchida: Model Predictive Sensor Scheduling, *SICE Journal of Control, Measurement and System Integration*, **2-3**, 139/145 (2009)
- 9) 片山 徹: 新版応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (2000)
- 10) L. Shi, K.H. Johansson and R.M. Murray: Change Sensor Topology When Needed: How to Efficient Use system Resource in Control and Estimation over Wireless Network, *Proc. of IEEE Conference on Decision & Control*, 5478/5485 (2007)
- 11) 平岡, 荒井, 林: 代数的トポロジーとセンサーネットワーク, 電子情報通信学会技術研究報告, **108-474**, 51/56 (2009)
- 12) T. Takeda and T. Namerikawa: Sensor Network Scheduling Algorithm Considering Estimation Error Variance and Communication Energy, *Proc. of IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, 434/439 (2010)

#### [著 者 紹 介]

##### 小 杉 和 也



2010年慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科卒業。同年同大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻に入学、現在に至る。センサネットワークを用いた状態推定、誘導問題に関する研究に従事。

##### 滑 川 徹 (正会員)



1994年金沢大学大学院自然科学研究科システム科学専攻博士課程中退。同年金沢大学工学部電気・情報工学科助手。同講師を経て2002年長岡技術科学大学機械系助教授。2006年金沢大学大学院自然科学研究科電子情報科学専攻助教授を経て2007年同大学理工研究域電子情報学系准教授。2009年より慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科准教授となり現在に至る。ロボスト制御理論、分散協調制御理論とそのネットワークロボティクス、電力ネットワークへの応用に関する研究に従事。博士(工学)。システム制御情報学会、IEEEなどの会員。