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1)~3). 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¹⁾. 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2).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^{4)~8)}. 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 ムでの検証が可能な形にしている.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 の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.

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k \tag{1}$$

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

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

$$i = 1, \dots, L$$
(2)

LQ センサ

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

$$i = L + 1, \dots, N$$
(3)

 $y_k^{Hi}, y_k^{Li} \in \mathbb{R}^m$ 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.



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, τ 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 τ 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

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

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 ω_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.

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

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

$$V = diag\{V^{1}, \cdots, V^{i}, \cdots, V^{N}\} > 0 \ , \ W \ge 0 \ (6)$$

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.

$$u_k = K \hat{\bar{x}}^i_{k|k} \tag{7}$$

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 $\hat{x}^{i}_{k|k}$ 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⁹⁾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.

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

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

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

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

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

$$\bar{C}_{k}^{i} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & C_{k}^{i} \end{bmatrix} i \in 1, \dots, L \\ \begin{bmatrix} C_{k}^{i} & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} i \in L+1, \dots, N \end{cases}$$
(12)

$$\bar{D}_{k}^{i} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 0 \ \dots \ 0 \ D^{i}(x_{k-d}) \end{bmatrix} i \in 1, \dots, L \\ \begin{bmatrix} D^{i}(x_{k}) \ 0 \ \dots \ 0 \end{bmatrix} i \in L+1, \dots, N \end{cases}$$
(13)

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

(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. するともし時刻 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.

$$P_{k+1|k}^{i} = \bar{A}P_{k|k}^{i}\bar{A}^{T} + \bar{I}W_{k}\bar{I}^{T}$$

$$P_{k|k}^{i} = P_{k|k-1}^{i} - K_{k}^{i}\bar{C}_{k}^{i}P_{k|k-1}^{i}$$
(15)

カルマンゲイン K_k^i は次式のように求まる.

$$K_{k}^{i} = P_{k|k-1}^{i} \bar{C}_{k}^{iT} \{ \bar{C}_{k}^{i} P_{k|k-1}^{i} \bar{C}_{k}^{iT} + \bar{D}_{k}^{i} V_{k}^{i} \bar{D}_{k}^{iT} \}^{-1}$$
(16)

$$\hat{\bar{x}}_{k+1|k}^{i} = \bar{A}\hat{\bar{x}}_{k|k}^{i} + \bar{B}u_{k}
\hat{\bar{x}}_{k|k}^{i} = \hat{\bar{x}}_{k|k-1}^{i} + K_{k}^{i}\{\bar{y}_{k}^{i} - \bar{C}_{k}^{i}\hat{\bar{x}}_{k|k-1}^{i}\}$$
(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.

$$P_{k|k}^{i} = E[(\bar{x}_{k} - \hat{\bar{x}}_{k}^{i})(\bar{x}_{k} - \hat{\bar{x}}_{k}^{i})^{T}]$$

$$= :\begin{bmatrix} P_{k}^{0,0} & \dots & P_{k}^{0,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{k}^{d,0} & \dots & P_{k}^{d,d} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n(d+1) \times n(d+1)} \quad (18)$$

(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

$$\bar{C}_{k}(\beta_{k}) = \sum_{i=1}^{N} \beta_{k}^{i} \bar{C}_{k}^{i}, \ \bar{D}_{k}(\beta_{k}) = \sum_{i=1}^{N} \beta_{k}^{i} \bar{D}_{k}^{i}, (19)$$

$$v_{k}(\beta_{k}) = \sum_{i=1}^{N} \beta_{k}^{i} v_{k}^{i}$$

と表現でき, 共分散行列は

$$V(\beta_{k}) = \sum_{i=1}^{N} (\beta_{k}^{i})^{2} V_{k}^{i} = \sum_{i=1}^{N} (\beta_{k}^{i}) V_{k}^{i},$$

$$\bar{D}(\beta_{k}) V(\beta_{k}) \bar{D}(\beta_{k})^{T} = \sum_{i=1}^{N} (\beta_{k}^{i})^{6} \bar{D}_{k}^{i} V_{k}^{i} \bar{D}_{k}^{iT} \qquad (20)$$

$$= \sum_{i=1}^{N} (\beta_{k}^{i}) \bar{D}_{k}^{i} V_{k}^{i} \bar{D}_{k}^{iT}$$

となる. したがって (15) 式は以下のように表わされる.

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

$$f_{k}(P_{k|k-1},\beta_{k}) = \bar{A}(P_{k|k-1}^{-1} + \bar{C}_{k}(\beta_{k})^{T}(\bar{D}(\beta_{k})V_{k}(\beta_{k})\bar{D}(\beta_{k})^{T})^{-1} \bar{C}_{k}(\beta_{k}))^{-1}\bar{A}^{T} + \bar{I}W\bar{I}^{T}$$
(22)

(21) 式は今ある時刻 k でスケジューリング戦略 β_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 x₀ と推 定誤差共分散行列の初期値 P₀ > 0 が与えられたとする.こ のとき

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

を最適化するセンサ戦略 β_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.

ー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^(注 1). 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 β_k^i を用いて

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

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、 β_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 $S_k^{Hi}, S_k^{Li} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ によって区別するとした場合に

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

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.

$$\lambda(\beta_k) := D^T(\beta_k) S_k(\beta_k) D(\beta_k) \tag{26}$$

なお今回は λ 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 λ が β_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 めた形の評価関数を以下のように表わす.

$$F_{k}^{i}(P_{k|k-1})$$

$$= F_{k}(P_{k|k-1}, \beta_{k})$$

$$:= trf_{k}(P_{k|k-1}, \beta_{k}) + tr\lambda(\beta_{k})$$

$$= trP_{k+1|k} + trD^{T}(\beta_{k})S_{k}(\beta_{k})D(\beta_{k})$$
(27)

この (27) 式の評価関数では $\bar{D}(\beta_k) := D^T(\beta_k)S(\beta_k)D(\beta_k)$ 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.

$$F_k(P_{k|k-1}^1, \beta_k^1) \le F_k(P_{k|k-1}^2, \beta_k^2)$$
(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 $\overline{D}(\beta_k)$ について単調非減 少であることを示せる.

$$F_{k}(P_{k|k-1}^{2},\beta_{k}^{2}) - F_{k}(P_{k|k-1}^{1},\beta_{k}^{1})$$

$$= tr\{A[(I - K_{k}^{2}\bar{C})P_{k|k-1}^{2}(I - K_{k}^{2}\bar{C})^{T} + K_{k}^{2}\bar{D}(\beta_{k}^{2})V\bar{D}(\beta_{k}^{2})^{T}K_{k}^{2T} - (I - K_{k}^{1}\bar{C})P_{k|k-1}^{1}(I - K_{k}^{1}\bar{C})^{T} - K_{k}^{1}\bar{D}(\beta_{k}^{1})V\bar{D}(\beta_{k}^{1})^{T}K_{k}^{1T}]A^{T} + D(\beta_{k}^{2})^{T}SD(\beta_{k}^{2}) - D(\beta_{k}^{1})^{T}SD(\beta_{k}^{1})\}$$

$$\geq tr\{A[(I - K_{k}^{2}\bar{C})(P_{k|k-1}^{2} - P_{k|k-1}^{1})(I - K_{k}^{2}\bar{C})^{T} + (K_{k}^{2} - K_{k}^{1})(\bar{D}(\beta_{k}^{1})V\bar{D}(\beta_{k}^{1})^{T} + \bar{C}P_{k|k-1}^{1}\bar{C}^{T}) \times (K_{k}^{2} - K_{k}^{1})^{T}]A^{T} + D(\beta_{k}^{2})^{T}SD(\beta_{k}^{2}) - D(\beta_{k}^{1})^{T}SD(\beta_{k}^{1})\}$$

$$\geq 0 \qquad (29)$$

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

332

⁽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 $2 \sim 6$ 程度の正数となる ¹⁰).

評価関数を最適化せよ.

$$J_s = \min_{\beta_k} [trf_k(P_{k|k-1}, \beta_k) + tr\lambda(\beta_k)]$$
(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^{1),11)}. 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 Adjacence 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 \bar{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ぎ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うのが欠点である.

またセンサの通信範囲 rk 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 についてつぎが成り立つものとする.

$$l_k < r_k \le r_{max}$$

$$l_k < r_s < r_{max}$$
(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N,各ノードを $j \in N$,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ぎ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 $r_k \ge \sqrt{(\hat{x}_k - \mathcal{X}_i)^2 + (\hat{y}_k - \mathcal{Y}_i)^2}$ then
j[lpha]=i
$\alpha = \alpha + 1$
4: $\mathcal{N} = \{j[1], j[2], \dots, \}$
5: $min = j[1]$
6: for $l = j[2]$ to length[\mathcal{N}]
7: do if $F_k^{j[min]} > F_k^{j[l]}$ then
min = j[l]
8:k = k + 1
9:return 1

ここで $X_k^i = (\chi_k^i, \mathcal{Y}_k^i)$ 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捜索範囲外に 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 捜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.しかし捜索半径 rk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rk はできるだけ小さ くとることが望ましい.そこで時変カルマンフィルタを利用 したつぎ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rk を一時的 に大きくする.

捜索半径 r_k に関するスイッチング則

$$r_{k} = \begin{cases} \delta_{1}l_{k} & F_{k-1} - F_{k-2} \leq 0\\ \delta_{2}l_{k} & F_{k-1} - F_{k-2} > 0 \end{cases}$$
(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.

$$F_{k}^{*}(P_{k|k-1}) = \bar{A}(P_{k|k-1}^{-1} + \bar{C}_{k}(\beta_{k-1})^{T}(\bar{D}(\beta_{k-1})V_{k}(\beta_{k-1})\bar{D}(\beta_{k-1})^{T})^{-1} \times \bar{C}_{k}(\beta_{k-1}))^{-1}\bar{A}^{T} + \bar{I}W\bar{I}^{T} + D(\beta_{k-1})^{T}S_{k}D(\beta_{k-1})$$
(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タである 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 ¹²⁾. 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は以下のようになる.

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

$$V_{hq} = diag\{0.8, 1.4, 0.0045, 0.0045\}$$

$$V_{lq} = diag\{16, 28, 0.09, 0.09\}$$
(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.

$$S_k^{Hi} = diag\{1.2, 1.2, 0, 0\}$$

$$S_k^{Li} = diag\{1.0, 1.0, 0, 0\}$$
(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.

$$D^{i}(\boldsymbol{x}_{k}) = \begin{bmatrix} \parallel x_{k} - \mathcal{X}_{k}^{i} \parallel & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \parallel y_{k} - \mathcal{Y}_{k}^{i} \parallel & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(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,制御入力の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 $P_0 = \lambda_0 \ e \ 4 \times 4$ 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





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捜 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.この結果から捜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 合わせて制御入力が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 < $r \le 1.5$), 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.

これは捜索半径 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





Relation between r & vehicle's trajectory (experiment)



(adjacence)

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 がプラント-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 近接するセンサを捜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)
- S. Arai, Y. Iwatani and K. Hashimoto: Fast Sensor Scheduling for Spatially Distributed Heterogeneous Sensors, *Proc. of American Control Conference*, 2785/2790 (2009)
- 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)
- 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)
- 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.ロバスト制御理論,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.