

センサネットワークシステムにおける マルチホップ通信を考慮した最適ネットワーク構築

前田 雅志 滑川 徹 (慶應義塾大学)

An Optimal Network Configuration of Sensor Network Systems Considering Multi-hop Communication

*M. Maeda and T. Namerikawa (Keio University)

Abstract— This paper deals with a network configuration problem considering estimation error, communication error and multi-hop communication in a sensor networked feedback system. Wireless sensor networks contain a lot of decentralized disposed sensor nodes that are connected wirelessly each other and consolidates informations. We propose a network configuration algorithm considering limited communication range and using the proposed estimation algorithm that each node has only self-location information without a priori information. Then we rewrite the algorithm considering generalized limits of the communication range. Finally, the effectiveness of the proposed methods is verified by the experiments.

1 はじめに

ユビキタスネットワークと呼ばれるあらゆる通信環境においても利用できる社会の実現に向け研究がすすめられている。現実的には障害物であったり他の信号による影響により厳しいものとなっているが、近年その基礎技術として小型の無線装置が内蔵された複数のセンサノードを相互に無線結合し構築されるセンサネットワークが注目されている。各センサノードは観測機能だけでなく演算機能も有しており、センサ同士がネットワークを介して情報のやり取りを行うことによって、防災や防犯、セキュリティ、医療・福祉など様々な分野で扱うことができる。こうした応用例により社会・経済活動における情報伝達技術の強化が期待されている。

しかし、無線結合されているためセンサノードは単体での長時間の動作が求められ、さらに高い計算機能を付与すればそれに伴い電力消費が大きくなってしまふ。一般的に使用する電力はバッテリーから供給する必要があるため省電力化、長寿命化を図る必要がある。そこで本論文ではネットワーク構築のアルゴリズムを提案し、システム全体の省電力化、効率化を図る。

センサネットワークシステムでは多くの先行研究が存在する。文献 [1-2] では観測、通信を行うのに最適なセンサノードを選択し、その他をスリープ状態にするスケジューリング問題を用いたネットワーク構築を行なっている。

また、文献 [3] ではセンサノード間で潜在的にランダムな遅延や情報の欠落、データ破損が生じる場合について考えている。ここではセンサが直列につながれているか並列でつながれているかも議論され、各場合の誤差共分散行列を最小化する。そして、文献 [4-5] ではネットワークのスケジュール問題より、通信エネルギーの総和からネットワークの寿命について考えられている。マルチホップ通信を考慮した問題としては文献 [6-13] が挙げられ、文献 [6] でフュージョンセンタに情報がネットワークを介して集約され、フィードバック制御系を構成している。そしてシステムとして共通の状態推定値を出力し、その推定誤差共分散行列に関するリカッチ方程式が正定な解を唯一解を持つ事を示している。

また、文献 [10] では通信エネルギーを最小化する初期ネットワーク構築アルゴリズムを提案し、その後自身が情報を送信するだけの端に存在するセンサノードへの経路を、全体のネットワークの部分ネットワークであると考え、それにより最適なネットワークを導き出し、誤差共分散の値を小さくするために特定のノードをフュージョンセンタに接続する作業を行っている。

さらに文献 [12] では大規模システムの場合の通信エネルギーを考慮した静的なネットワーク及び動的なネットワークの構築アルゴリズムを提案しているが、ここまで各ノード間やフュージョンセンタまでの距離を考慮しておらず、現実的な問題への応用として通信半径が有限である場合について考える事が出来ない。また、フュージョンセンタと各センサノードはあらかじめ他のノードの位置情報を持っており、その情報を元にネットワークを構築している。さらに、推定誤差を小さくするためにマルチホップ通信を用いてネットワークを再構築しているのだが、その際最大通信半径を考慮しておらず、全てのセンサノードは任意のセンサノード、またはフュージョンセンタに接続する事ができる。

そこで本論文では、文献 [12] で提案されたアルゴリズムに着目し、より現実的な通信制約条件の下でのネットワーク構築問題を扱う。未知の場所においてセンシングをする際に、センサノードをランダムに配置した場合、ノード感の位置関係の把握が困難であり、現実的な大規模システムにおいてはネットワークを構成する段階ではセンサノードは他の位置情報を持っておらず、通信半径は内蔵するバッテリーに対応し有限な値しか取れないため、事前情報を持たずに偏在する有限な通信半径を持つセンサノードが初期のネットワークを構築するためのアルゴリズムを提案し、その後ある限定した通信半径において、文献 [12] で提案されていたアルゴリズムに比べよりエネルギー効率のよいアルゴリズムを提案する。

また、各センサノードが1ステップ時間で送信できる情報量が等しいという条件下における推定アルゴリズムを用いて、推定値の誤差共分散行列の対角要素の和である分散の大小関係が、ネットワークの深さ \bar{h} の大小関係と一致する事を証明する。最後に通信半径の関係式を一般化したアルゴリズムを提案する。

2 問題設定

2.1 制御対象とセンサのモデル、ネットワーク構造

本論文では、1台のフュージョンセンタ S_0 に対し N 台のセンサノード $S_i, (i = 1, 2, \dots, N)$ で構成される (ネットワーク T として結合されているセンサネットワーク) システムについて考える。この時、制御対象は (1) 式、センサの観測モデルを (2) 式として表わす。

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

$$y_k^i = C_i x_k + v_k^i \quad (2)$$

$$u_k = K \hat{x}_{k|k}^i \quad (3)$$

ここで, $x_k \in \mathbb{R}^n, u_k \in \mathbb{R}^m, y_k^i \in \mathbb{R}^{q_i}$ はそれぞれ状態, フュージョンセンタから与えられる制御入力, センサノード S_i の観測出力であり, $w_k \in \mathbb{R}^n, v_k^i \in \mathbb{R}^{q_i}$ はそれぞれシステム雑音, センサノード S_i の観測出力 y_k^i に含まれる観測雑音である.

また, $K \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 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.

以上の (1) ~ (3) 式のモデルに次の仮定 1~3 を置く.

仮定 1

$w_k, v_k = \left[(v_k^1)^T (v_k^2)^T \cdots (v_k^N)^T \right]^T \in \mathbb{R}, (q = \sum_i^N q_i)$ は以下を満たす平均 θ のガウス性白色雑音である.

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

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

ただし, $R_i = \text{block diag}\{R_1, R_2, \dots, R_N\} \in \mathbb{R}^{q \times q}$ であり, $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}, R_i \in \mathbb{R}^{q_i \times q_i}$ はそれぞれ既知の準正定行列, 既知の正定行列である.

仮定 2

$(A, Q^{\frac{1}{2}})$ は可到達である.

仮定 3

(C, A) は可検出である. ただし C は以下で定義される.

$$C = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_N]^T \quad (6)$$

加えて, 本論文で扱うセンサノードとその通信制約に関して次の仮定 4~6 を置く.

仮定 4

各センサノードは最大半径 r_{max} と初期の通信半径 $r (= \frac{1}{2}r_{max})$ が決まっており, その通信半径は変更可能である.

仮定 5

センサノードはお互いの位置が分からない.

仮定 6

センサノード S_i は 1 ステップで他のセンサノード 1 台のみに情報 $z_k^i \in \mathbb{R}^r$ を送信できる. さらにその際センサノード S_i はエネルギー $E_i \in \mathbb{R}_+$ を消費する. ただし, 受信する情報 z_k^i の数には制限がなく, ノード間の通信における遅延時間はステップ時間以下である. また, センサノード間の通信エネルギーについて定義 1 を設ける.

定義 1

ネットワーク構築する際に, センサノードは自身を中心とし円状に情報を発信する. また, 接続先が決まったらノード間の距離に通信半径を変更する. この時, 通信エネルギーは以下の式で与えられる.

$$E_{ij}^t = \varepsilon d_{ij}^2, \quad E_{ij}^r = \varepsilon' \quad (7)$$

$$E_{ij} = E_{ij}^t + E_{ij}^r \quad (8)$$

ここで, E_{ij}^t はノード i, j 間の送信エネルギーを表わし, E_{ij}^r はノード i, j 間の受信エネルギーを表わしている. $\varepsilon, \varepsilon'$ は d_{ij} に依存する正の定数である. 受信エネルギーはノード間の距離に依存せず, 一定の値をとる.

以上のモデルで表現されるシステムについてネットワーク構築の問題を考える. 文献 [12] では $P_\infty^h \leq \gamma$ の条件を満たす深さ h を決定するアルゴリズムを提案している. しかし実際にこのアルゴリズムを使用するにあたりプリム法を用いているが, それは各センサノードが他のセンサノードの位置が分かる事を前提とした強い制約条件を必要とするため, 今回は別の手

法で深さ h の最適なネットワーク構造を作ることにする.

以下ではまず初期のネットワークを更新するアルゴリズムを提案する.

初期ネットワークアルゴリズム

Step 1

N 台のセンサノードをランダムに配置, フュージョンセンタ自身を $GID = 0$ に設定する.

Step 2

フュージョンセンタの通信半径内に入っているセンサノードに自分の座標と $GID = 1$ を設定する.

Step 3

次に $GID = 1$ に設定されているセンサノードが通信半径内に入っているセンサノードに自分の座標と $GID = 2$ を設定する.

Step 4

Step 2, 3 を繰り返し通信半径内に GID を持たないセンサノードがなくなったら通信半径 r における深さ h を最小とするネットワーク T での通信エネルギーを最小とするネットワークが完成する.

最初に設定されたセンサノード, つまり自分との距離が一番近いセンサノードに接続する. また, GID は自分が設定されている値以上の値に更新されることはない.

ここで GID はグループ ID を表わしており, 深さが h のセンサノード S_i が存在するグループを $GID(S_i)$ と表わす.

2.2 推定問題の設定

センサネットワークシステムでは (1) 式で表現される対象の状態を, 雑音を含む観測出力から推定する必要がある. ここで, より推定の精度を高くするためには通信遅延は小さいほうが望ましいが, 前述のように情報伝達に生じる遅延と通信エネルギーにはトレードオフの関係があるため, 推定精度を維持しようとする通信エネルギーが増加してしまう. そこで, (1), (2) 式のシステム, センサノードから構成されるセンサネットワークシステムに対して次の最適化問題 1, 2 を定義する.

問題 1

ネットワーク構造 T が与えられている時, 以下の J が最小となる最適予測推定値 \hat{x}_k^- を求めよ.

$$J = E\{(x_k - \hat{x}_k^-)^T (x_k - \hat{x}_k^-)\} = \text{tr} P_k^- \quad (9)$$

問題 2

設計パラメータ $\gamma > 0$ が与えられた時, 仮定 5, $J \leq \gamma$ と以下を満たすネットワーク構造 T^* を求めよ.

$$T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}_s} E_{all} \quad (10)$$

問題 1 において評価関数 J は推定精度の指標となり, これを最小にする事が目的である. また, 問題 2 において許容可能な推定精度の基準を設計パラメータ γ により与え, その中でシステム全体の消費エネルギーを最小化するためのネットワーク構造を選択する. ここで, \hat{x}_k^- は前の時刻 $k-1$ において推定された時刻 k の推定値であり, P_k^- も同様の推定誤差共分散の値である. また, \mathcal{T}_s は構築可能な全てのネットワーク構造を表わす.

2.3 情報の融合

情報融合アルゴリズムを実現するためには各センサノードから得られるデータのサイズが等しくなければならない. そこで次元の異なる観測出力 y_k^i について次元を統一することで各センサノードが送信する情報量を等しくし情報融合できるようにする. 本論文ではセンサノード S_i が情報を送信するノードを $\text{Par}(S_i)$ と表現する. また有向木 T における S_i の深さを h_i , フュージョンセンタ S_0 から最も離れたセンサノードの深さを \bar{h} とそれぞれ定義する.

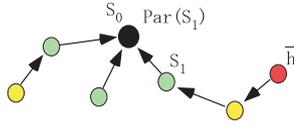


Fig. 1: Example

センサノードが受け取る信号

まずセンサノード S_i が $\text{Par}(S_i)$ に送信する情報 z_k^i を以下とする.

$$z_k^i = C_i^T R_i^{-1} y_{k-\bar{h}-h_i}^i + \sum_{j \in N_i} z_{k-1}^j \quad (11)$$

ここでは 1 ステップ前 ($k-1$) に受信した情報を加算して送信する情報を $r=n$ 次元に均一化している.

一方フュージョンセンタでは 1 ステップ前の情報ではなく現時刻 k で受信した情報の加算を行う.

フュージョンセンタが受け取る信号

$$z_k = \sum_{j \in N_0} z_k^j = \sum_{j=1}^N C_j^T R_j^{-1} y_{k-\bar{h}-1}^j \quad (12)$$

z_k に含まれる観測出力の時刻は最も離れたセンサノードの深さ \bar{h} に依存する. \bar{h} が大きくなるほど z_k に含まれる観測出力の時刻は古くなっていく. 別の言い方をすれば中継ノードを 1 台介するごとに h_i が大きくなり情報 z_k^i の観測出力が 1 ステップ遅れることになる.

2.4 状態予測アルゴリズム

前節ではフュージョンセンタが時刻 k で情報 z_k を得ることを示した. z_k は過去の観測出力 $y_{k-\bar{h}+1}^i$ の情報を含んでいる. 本節では情報 z_k を用いて制御対象の状態 x_k を推定するアルゴリズムについて考える. この時 (1), (2) 式のセンサネットワークを介したフィードバック制御系における状態推定について文献 [12] より以下の定理 1 が得られる.

定理 1

(1), (2) 式のシステムとネットワーク構造が仮定 3~6 を満たすとする. この時, 問題 1 に対する解として予測推定値 \hat{x}_k^- が以下の推定アルゴリズムにより与えられる.

$$\hat{x}_k^- = A^{\bar{h}-1} \hat{x}_{k-\bar{h}+1}^- + \bar{B}_{\bar{h}} \bar{u}_{k-\bar{h}+1} \quad (13)$$

$$\hat{x}_{k-\bar{h}+1}^- = \hat{x}_{k-\bar{h}+1}^- + P_{k-\bar{h}+1}^- (z_k - C^T R^{-1} C \hat{x}_{k-\bar{h}+1}^-) \quad (14)$$

$$P_k^- = A^{\bar{h}-1} P_{k-\bar{h}+1}^- (A^{\bar{h}-1})^T + G_{\bar{h}} \bar{Q} G_{\bar{h}}^T \quad (15)$$

$$P_{k-\bar{h}+1}^- = \left\{ (P_{k-\bar{h}+1}^-)^{-1} + C^T R^{-1} C^T \right\}^{-1} \quad (16)$$

ただし, $\bar{B}_{\bar{h}}, G_{\bar{h}}, \bar{Q} \in \mathbb{R}^{n(\bar{h}-1) \times n(\bar{h}-1)}$ は以下である.

$$\bar{B}_{\bar{h}} = [B \ AB \ \dots \ A^{\bar{h}-2} B] \quad (17)$$

$$G_{\bar{h}} = [I_n \ A \ \dots \ A^{\bar{h}-2}] \quad (18)$$

$$\bar{Q} = \text{block diag}\{Q, Q, \dots, Q\} \quad (19)$$

証明 1 文献 [12] 参照.

2.5 予測推定誤差の分散とネットワーク構造の関係

本節では定理 1 より得られる予測推定誤差の分散 $\text{tr} P_k^-$ とネットワーク構造の関係について考える. まず仮定 4, 5 より, $k \rightarrow \infty$ の時 (15) 式の代数リカッチ方程式は以下を満たす正定な唯一解 $P_{\infty}^{\bar{h}}$ を持つ.

$$P_{\infty}^{\bar{h}} = A^{\bar{h}-1} \left\{ (P_{\infty}^{\bar{h}})^{-1} + C^T R^{-1} C \right\}^{-1} (A^{\bar{h}-1})^T + G_{\bar{h}} \bar{Q} G_{\bar{h}}^T \quad (20)$$

(17) 式より推定誤差共分散行列 $P_{\infty}^{\bar{h}}$ はネットワーク構造 T の深さ \bar{h} に依存することがわかる. この時以下の定理 2 が成立する.

定理 2

$\bar{h} = \alpha, \beta, (\alpha > \beta)$ に対する (19) 式の解をそれぞれ $P_{\infty}^{\alpha}, P_{\infty}^{\beta}$ とする. この時, $P_{\infty}^{\alpha}, P_{\infty}^{\beta}$ は以下の関係を満たす.

$$\text{tr} P_{\infty}^{\alpha} \geq \text{tr} P_{\infty}^{\beta} \quad (21)$$

証明 2 まず $\bar{h} = \alpha, \beta$ に以下を満たす初期値 $P_0 > 0$ を与える.

$$P_0 = A(P_0^{-1} + C^T R^{-1} C)^{-1} A^T + Q \quad (22)$$

また, 初期値を与えるときに以下の条件も成り立つとする.

$$x_0 = x_0^-, \quad P_0 = P_0^- \quad (23)$$

$$\iff P_0^- = A((P_0^-)^{-1} + C^T R^{-1} C)^{-1} A^T + Q \quad (24)$$

なおここで任意の $P_0 > 0$ に対する解 P_K が $P_0 = 0$ に対する解 P_K^* と一致し初期値に依存しないことは

$$P_0 \geq P_0^* = 0 \quad (25)$$

$$P_K \geq P_K^* \quad (26)$$

であることと, 仮定 5 の下で (C, A) が可検出であるときリカッチ方程式の解が漸近安定となるために, 推定誤差共分散行列 $\hat{P}_K \geq P_K$ となることから

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P_K^* \leq \lim_{k \rightarrow \infty} P_K \leq \lim_{k \rightarrow \infty} \hat{P}_K = P \quad (27)$$

以上の結果より示される. よって (19) 式の解は初期値に依存しない.

また,

$$P_{\alpha-1}^- = A^{\alpha-1} \left\{ (P_0^-)^{-1} + C^T R^{-1} C \right\}^{-1} (A^{\alpha-1})^T + G_{\alpha} \bar{Q} G_{\alpha}^T \quad (28)$$

ここで下記の逆行列の補題を用いる.

$$(A + C^T B^{-1} C)^{-1} = A^{-1} - A^{-1} C^T (C A^{-1} C^T + B^{-1})^{-1} C A^{-1} \quad (29)$$

$$P_{\alpha-1}^- = A^{\alpha-1} \left\{ P_0^- - P_0^- C^T (C P_0^- C^T + R)^{-1} C P_0^- \right\} (A^{\alpha-1})^T + G_{\alpha} \bar{Q} G_{\alpha}^T \quad (30)$$

(27) 式に $P_0^- = A \{ (P_0^-)^{-1} + C^T R^{-1} C \}^{-1} A^T + Q$ を代入する.

$$P_{\alpha-1}^- = A^{\alpha} \left\{ P_0^{-1} + C^T R^{-1} C \right\}^{-1} (A^{\alpha})^T - A^{\alpha-1} P_0^- C^T (C P_0^- C^T + R)^{-1} C P_0^- (A^{\alpha-1})^T + G_{\alpha} \bar{Q} G_{\alpha}^T + A^{\alpha-1} Q (A^{\alpha-1})^T \quad (31)$$

(27) ~ (28) までの操作を繰り返すと最終的に

$$P_{\alpha-1}^- = \sum_{j=1}^{\infty} A^j Q (A^j)^T - \sum_{i=\alpha-1}^{\infty} A^i P_0^- C^T (C P_0^- C^T + R)^{-1} C P_0^- (A^i)^T \quad (32)$$

よって

$$P_{\alpha-1}^- - P_{\beta-1}^- = \sum_{i=\beta-1}^{\alpha-2} A^i P_0^- C^T (C P_0^- C^T + R)^{-1} C P_0^- (A^i)^T \quad (33)$$

この (32) 式を変形すると (20) 式が得られる. そして同時に $k \rightarrow \infty$ で $P_{\infty}^{\alpha} \geq P_{\infty}^{\beta}$ の関係が成り立つことが示された. これにより定理 2 が証明された.

定理 2 より, \bar{h} が小さいほうがより予測推定誤差の分散が小さくなるのがわかる. \bar{h} は有向木 T の高さであり, これはつまりセンサノード S_i からフュージョンセンタ S_0 間に存在する中継ノードが少なければ推定誤差の分散が小さくなることを意味する. しかし, 一般に通信距離の増加は通信エネルギーの増加を招く. よって予測推定誤差の分散と通信エネルギーの間にはトレードオフの関係が存在する.

3 ネットワーク再構築

本章ではネットワークの最大の深さを \bar{h} として決定した際に, これに合わせてネットワークの再構築を行うためのアルゴリズムを提案する. 以下の操作を行うことでネットワークの再構築を行う.

Step 5

最大の深さ \bar{h} が決まったら, センサノードを

$$\begin{aligned}\mathcal{V}_1 &= \{S_j | GID(S_j) > \bar{h} + 2\} \\ \mathcal{V}_2 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} + 2\} \\ \mathcal{V}_3 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} + 1\} \\ \mathcal{V}_4 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h}\} \\ \mathcal{V}_5 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} - 1\} \\ \mathcal{V}_6 &= \{S_j | GID(S_j) < \bar{h} - 1\}\end{aligned}$$

という 6 つのグループに分ける.

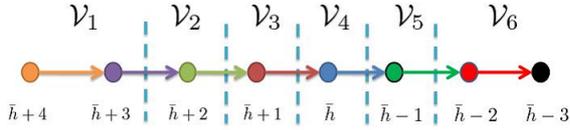


Fig. 2: GID Setting in Step 5

Step 6

$GID(S_i) = \bar{h} + 2$ のセンサノードが存在するとき, 通信半径を r_{max} とし, 一番近い $GID(S_j) < \bar{h} + 1$ のセンサノードに接続する. $GID(S_j) < \bar{h}$ と接続するときは自身の GID を $GID(S_i) = GID(S_j) + 1$ とすればよい. $GID(S_j) = \bar{h}$ と接続したときは, $GID(S_j)$ のセンサノードの通信半径を r_{max} とし, 一番近い \mathcal{V}_6 内の $GID(S_k) < \bar{h} - 1$ のセンサノードに接続する. この時, $GID(S_j)$ は $GID(S_j) = GID(S_k) + 1$, 自身は $GID(S_i) = GID(S_j) + 1$ に更新する.

Step 7

$GID(S_i) = \bar{h} + 1$ のセンサノードが存在するとき, $GID(S_i)$ のセンサノードの通信半径を r_{max} とし一番近い $\mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6$ 内の $GID(S_j) < \bar{h}$ のセンサノードに接続する. その後, 自身の GID を $GID(S_i) = GID(S_j) + 1$ と更新する.

Step 8

\mathcal{V}_1 内のセンサノード $GID(S_i)$ のセンサノード通信半径を r_{max} とし, 一番近い $\mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6$ 内の $GID(S_j) < \bar{h}$ のセンサノードが存在する場合, 接続する.

以上の操作を Network Configuration Algorithm 1 としてまとめると次のようになる.

Network Configuration Algorithm 1

1: $GID(S_i) = h$ のセンサノード S_i から半径 $r = \frac{1}{2}r_{max}$ 内のセンサノード S_j に以下の値を設定し接続する.

$$GID(S_j) = h + 1$$

2: 初期のネットワーク T_0 が完成後, 以下の式を満たす深さ \bar{h} を計算する.

$$J = trP_{\infty}^{\bar{h}} \leq \gamma$$

3: 深さ \bar{h} の広域木を構築するために 6 つのグループに分ける.

$$\begin{aligned}\mathcal{V}_1 &= \{S_j | GID(S_j) > \bar{h} + 2\}, \\ \mathcal{V}_2 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} + 2\}, \\ \mathcal{V}_3 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} + 1\}, \\ \mathcal{V}_4 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h}\}, \\ \mathcal{V}_5 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} - 1\}, \\ \mathcal{V}_6 &= \{S_j | GID(S_j) < \bar{h} - 1\}.\end{aligned}$$

4: $Par(S_i), (S_i \in \mathcal{V}_2)$ を更新する.

if \mathcal{V}_2 が空集合でない時

$$Par(S_i) := \arg \min_{S_j \in \mathcal{V}_4, \mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6} e(S_i, S_j)$$

$$E_{ij}^t := e(S_i, S_j)$$

if $Par(S_i) \in \mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6$

$$GID(S_i) := GID(S_j) + 1$$

end if

if $Par(S_i) \in \mathcal{V}_4$

$$Par(S_j) := \arg \min_{S_k \in \mathcal{V}_6} e(S_j, S_k)$$

$$E_{jk}^t := e(S_j, S_k)$$

$$GID(S_j) := GID(S_k) + 1$$

$$GID(S_i) := GID(S_j) + 1$$

end if

end if

end if

5: $Par(S_i), (S_i \in \mathcal{V}_3)$ を更新する.

if \mathcal{V}_3 が空集合でない時

$$Par(S_i) := \arg \min_{S_j \in \mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6} e(S_i, S_j)$$

$$E_{ij}^t := e(S_i, S_j)$$

$$GID(S_i) := GID(S_j) + 1$$

end if

6: $Par(S_i), (S_i \in \mathcal{V}_1)$ を更新する.

if センサ半径 r_{max} 内に $GID(S_j) < \bar{h}$ のセンサノードがあった場合

$$Par(S_i) := \arg \min_{S_j \in \mathcal{V}_5, \mathcal{V}_6} e(S_i, S_j)$$

$$E_{ij}^t := e(S_i, S_j)$$

$$GID(S_i) := GID(S_j) + 1$$

end if

7: return T

また,

$$[m] = n \iff n \leq m < n + 1 \quad (34)$$

という式を満たす n を定義する.

これにより, $m > 2$ の時でも成り立つようなアルゴリズムに一般化する. ここで, $m < 2$ について考えないのは, マルチホップできない状況が発生してしまうからである. グループの分け方は $\mathcal{V}_1, \dots, \mathcal{V}_6$ の 6 つと変わらないが, 分ける条件式が変化する.

以下に初期の通信半径を一般化した Network Configuration Algorithm 2 を示す.

Network Configuration Algorithm 2

1: $GID(S_i) = h$ のセンサノード S_i から半径 $r = \frac{1}{m}r_{max}$ 内のセンサノード S_j に以下の値を設定し接続する。

$$GID(S_j) = h + 1$$

2: 初期のネットワーク T_0 が完成後, 以下の式を満たす深さ \bar{h} を計算する。

$$J = \text{tr}P_\infty^{\bar{h}} \leq \gamma$$

3: 深さ \bar{h} の広域木を構築するために 6 つのグループに分ける。

$$\begin{aligned} \mathcal{V}_1 &= \{S_j | \bar{h} + n < GID(S_j)\}, \\ \mathcal{V}_2 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} + n\}, \\ \mathcal{V}_3 &= \{S_j | \bar{h} < GID(S_j) \leq \bar{h} + n - 1\}, \\ \mathcal{V}_4 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h}\}, \\ \mathcal{V}_5 &= \{S_j | GID(S_j) = \bar{h} - 1\}, \\ \mathcal{V}_6 &= \{S_j | GID(S_j) < \bar{h} - 1\}. \end{aligned}$$

4: }
5: } Network Configuration Algorithm 1 と同様
6: }

7: return T

この Network Configuration Algorithm 2 について以下の定理が成立する。

定理 3

Network Configuration Algorithm 2 において半径 r を

$$r = \frac{1}{k}r_{max} \quad k \geq 2 \quad (35)$$

と一般化した Network Configuration Algorithm 2 において最適なネットワークを得る。(証明略)

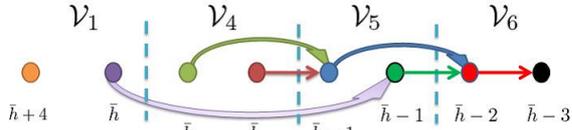


Fig. 3: GID Setting in Step8

4 マルチホップ通信用カルマンフィルタ

本章では仮定 6 の条件の下で推定精度の向上を図るために, 自身より 1 つ深い位置に存在するセンサノードの情報を用いて推定を行う。まず, 2 つのセンサ i と j は $d_{ij} < r$ の時通信可能となり

$$A_{ji}^\eta = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq r \\ 0 & d_{ij} > r \end{cases} \quad (36)$$

という値を示す。この観測行列 A_{ji}^η を用いることで

$$\hat{x}_{k+1|k}^{jh} = A \hat{x}_{k|k}^{jh} \quad (37)$$

$$\hat{x}_k^{jh} = \hat{x}_{k|k-1}^0 + K_k^{jh} \{y_k^j - C_k^{jh} \hat{x}_{k|k-1}^0\} \quad (38)$$

$$\begin{aligned} K_k^{jh} &= P_{k|k-1}^0 C_k^{jhT} \{C_k^{jh} P_{k|k-1}^0 C_k^{jhT} + R^{jh}\}^{-1} \\ &= P_k^{jh} C_k^{jhT} (R^{jh})^{-1} \end{aligned} \quad (39)$$

$$P_k^{jh} = \{(P_{k|k-1}^0)^{-1} + C_k^{jhT} (R^{jh})^{-1} C_k^{jh}\}^{-1} \quad (40)$$

$$P_{k|k}^{jh} = [(P_{k|k-1}^0)^{-1} + H_k^{jhT} A_{ji}^\eta (R_k^{jh})^{-1} H_k^{jh}]^{-1} \quad (41)$$

という項が求められる。また, この時の H_k^{jh}, R_k はそれぞれ以下で与えられる。

$$H_k^{jh} := \begin{bmatrix} C_k^{jh} \\ C_k^{0h+1} \\ C_k^{1h+1} \\ \vdots \\ C_k^{nh+1} \end{bmatrix} \quad (42)$$

$$R_k := \begin{bmatrix} A_{jj}^\eta R_k^{jh} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A_{j0}^\eta R_k^{0h+1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & A_{jn}^\eta R_k^{nh+1} \end{bmatrix} \quad (43)$$

以上より, 状態推定値とカルマンゲインは以下の式で与えられる。

$$\hat{x}_{k|k}^{jh} = \hat{x}_{k|k-1}^0 + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}) \quad (44)$$

$$K_k := P_{k|k}^{jh} H_k^{jhT} A^\eta (R_k^{jh})^{-1} \quad (45)$$

$$y_k := \begin{bmatrix} y_k^{jh} \\ y_k^{0h+1} \\ \vdots \\ y_k^{nh+1} \end{bmatrix}, \hat{x}_{k|k-1} := \begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k-1}^{jh} \\ \hat{x}_{k|k-1}^{0h+1} \\ \vdots \\ \hat{x}_{k|k-1}^{nh+1} \end{bmatrix} \quad (46)$$

深さの項目についても考えることにより, 自分の観測値に加えて接続されている 1 つ深さの深いセンサノードの情報を用いることで推定精度の向上を図り, より誤差を抑えた情報をフュージョンセンタに集める事を可能とする。

5 シミュレーションと実機による検証

本章では, 提案手法の有効性について検証した結果を示す。実機による検証は Fig.4 の環境で行った。今回の検証では平

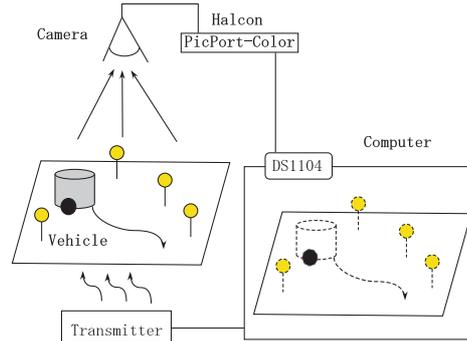


Fig. 4: Experimental System

面上を移動する対象物の状態を周囲に展開したセンサを用いて観測・推定を行い, 得られた状態推定値を制御入力としてプラントにフィードバックする。これにより任意の目標値まで誘導させるというセンサネットワークを用いたナビゲーションシステムの実験を行った。

制御対象には仮想ビークル構造を導入した独立 2 輪駆動ビークルを観測をターゲットとして用いる。2 次元平面上においてビークルの絶対位置, 速度を上空に設置されているカメラにより取得した画像データより重心における位置情報と姿勢角が計算される。カメラより送られてきた画像情報の処

理には画像処理ソフトの HALCON を使用する。

ここで制御対象となるピークルの初期位置を $x_0 = [1.5 \ 0.7]^T$ と設定し、通信半径を $r_{max} = 1.6$ としてまずネットワークを構築している。Fig.5は従来法のプリム法を用いて、Fig.6は通信半径を制限した提案手法を用いて構築したネットワークである。送信エネルギーはそれぞれ $5.0053\varepsilon + 12\varepsilon'$ と $4.0731\varepsilon + 12\varepsilon'$ となり、 \bar{h} のセンサノードをマルチホップ化させることにより、システム全体のエネルギーを小さくする事が出来た。Fig.7~8は m の値を変化させた時でのネットワークを比較している。

シミュレーション結果と比較すると、Fig.9, 10はそれぞれピークルの軌跡を表わしており、共に原点に収束しているのが分かる。

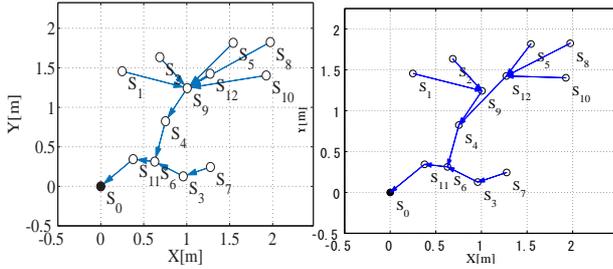


Fig. 5: Prim($\bar{h} = 5$) Fig. 6: Proposed($\bar{h} = 5$)

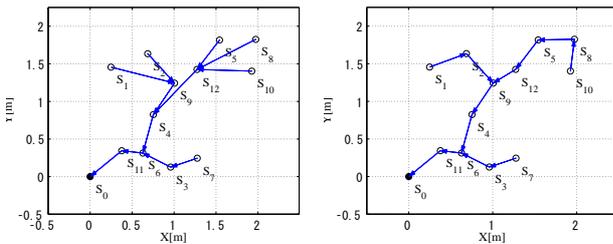


Fig. 7: $m = 2(\bar{h} = 5)$ Fig. 8: $m = 3(\bar{h} = 5)$

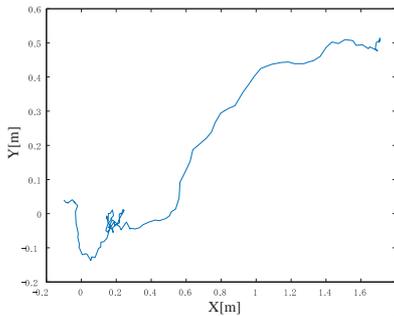


Fig. 9: Vehicle Trajectory(Sim)

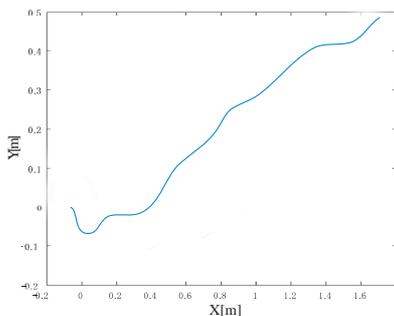


Fig. 10: Vehicle Trajectory(Exp)

6 おわりに

本論文ではまず、マルチホップ通信により情報を伝達するセンサネットワークシステムの定式化を行った。次に、各センサノードが事前情報を持たず自己位置情報のみ分かる状態で偏在するセンサネットワークにおいて、最大通信半径が有限の値であり、最大通信半径の半以下に設定した初期通信半径を用いた初期ネットワーク構築の方法を提案した。そしてマルチホップ通信を用いて通信エネルギーの消費と推定誤差を同時に限定的な条件下で最適化するネットワークシステムを提案した。次に、このような送信する情報量に制限のあるセンサネットワークにおける推定アルゴリズムを用いて、推定値の推定誤差共分散行列が正定な唯一解を持つことを示し、その対角要素の和である分散の大小関係が深さ \bar{h} の大小関係と一致する事を従来方法と別の方法で証明した。そして、深さ \bar{h} を基準として6つのグループに分け、 \bar{h} のセンサノードをマルチホップ化することによるネットワーク構築アルゴリズムを提案し、限定的な条件下での準最適性を証明した。その後初期の通信半径の式を一般化した場合のネットワーク構築アルゴリズムを提案し、最適性を示した。これにより複雑なネットワークの再構築を6つのグループに分けるという形で表現することができるようになった。最後に、提案したアルゴリズムの有効性をシミュレーション、実機検証により示した。

参考文献

- 1) M.J. Miller, N.H. Vaidya, "A mac protocol to reduce sensor network energy consumption using a wakeup radio", *IEEE Trans. Mobile Comput.*, 2005, 4, (3), pp. 228-242
- 2) N.A. Vasanthi, S. Annadurai, "Sleep schedule for fast and efficient control of parameters in wireless sensor-actor networks", *First Int. Conf. on Communication System Software and Middleware*, January 2006,
- 3) V. Gupta, A. F. Dana, J. P. Hespanha, R. M. Murray and B. Hassibi, "Data Transmission Over Networks for Estimation and Control", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 54, No. 8, August 2009, pp.1807-1819.
- 4) Chen Y., Zhao Q., Krishnamurthy V., Djonin D., "Transmission scheduling for optimizing sensor network lifetime: A stochastic shortest path approach", *IEEE Trans. Signal Process.*, 2007, 55, (5), pp. 2294-2309
- 5) Lai C.-C., Ting C.-K., Ko R.-S., "An effective genetic algorithm to improve wireless sensor network lifetime for large-scale surveillance applications", *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, September 2007, pp. 3531-3538
- 6) 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 Conference on Decision & Control*, 2007, pp. 5478-5485.
- 7) Z. Lin and Mihaela van der Schaar, "Autonomic and Distributed Joint Routing and Power Control for Delay-Sensitive Applications in Multi-Hop Wireless Networks", *IEEE Transactions on wireless Communications*, Vol. 10, No. 1, January 2011, pp.102-113.
- 8) Faruque, Javed ; Helmy, Ahmed " TABS: Link Loss Tolerant Data Routing Protocol for Multi-hop Wireless Sensor Networks," *IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing*, pp.11-18.
- 9) Y. Song, C. Zhang, Y. Fang and Z. Niu, "Energy-Conserving Scheduling in Multi-hop Wireless Networks with Time-Varying Channels," *IEEE Communications Society*, March, 2010, pp.14-19.
- 10) L. Shi, A. Capponi, K.H. Johansson, R.M. Murray, "Resource optimisation in a wireless sensor network with guaranteed estimator performance", *IET Control Theory Appl.*, 2010, Vol. 4, Iss. 5, pp. 710-723.
- 11) D. Kominami, M. Sugano, M. Murata, T. Hatauchi and J. Machida, "Energy Saving in Intermittent Receiver-driven Multi-Hop Wireless Sensor Networks", *2010 IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing*, pp.296-303.
- 12) T. Takeda and T. Namerikawa, "Sensor Network Scheduling Algorithm Considering Estimation Error Variance and Communication Energy", *2010 IEEE International Conference on Control Applications Part of 2010 IEEE Multi-Conference on Systems and Control Yokohama, Japan*, September 8-10, 2010