

NLOS混在環境における無線センサネットワークの集約型自己組織化ノード位置推定方式とその精度評価

北之馬 貴正^{1,a)} 高島 優斗¹ 安達 直世² 滝沢 泰久²

受付日 2015年5月14日, 採録日 2015年11月5日

概要: 無線センサネットワークにおいて、センシングデータの取得位置は重要な情報である。そこで我々は自己組織化マップ (SOM) を用いたセンサノード位置推定方式 (SOL: Self-Organizing Localization) を提案している。SOL は、極少数のアノードを使用し、測距デバイスを用いずに、高精度な位置推定が可能であり、障害物による見通し内 (LOS: Line-Of-Sight) と見通し外 (NLOS: Non-Line-Of-Sight) が混在する環境においても従来方式と比較して位置精度の劣化が少ない。しかし、NLOS 混在環境の位置精度は十分ではない。また、SOL はセンサノード間通信が増大するという課題がある。本論文では、NLOS 環境での位置推定精度の向上を行い、かつノード間通信数の削減を図るため、クラウドコンピューティングを前提とする集約型自己組織化ノード位置推定方式を提案し、その精度評価から有用性を示す。

キーワード: 無線センサネットワーク, 位置推定

Cloud-based Self-Organizing Localization for Wireless Sensor Networks in Mixture Environments of LOS and NLOS and Its Accuracy

TAKAMASA KITANOUMA^{1,a)} YUTO TAKASHIMA¹ NAOTOSHI ADACHI² YASUHISA TAKIZAWA²

Received: May 14, 2015, Accepted: November 5, 2015

Abstract: Wireless sensor networks (WSNs) are an essential technology for Internet of Things (IoT) and Machine-to-Machine (M2M), which attempt to accommodate physical things on the Internet. WSNs are presumably applied in environments where a diverse space contains obstacles. In radio propagation, the space is the mixture space of Line-of-Sight (LOS) and Non-Line-of-Sight (NLOS), and the WSN topology is anisotropic. We previously proposed a Self-Organizing Localization (SOL), which is a localization applied to Self-Organizing Maps. A SOL is capable of estimating accurate node location with only neighbor topology information. However, it suffers from the following two issues: misestimation occasionally occurs in the LOS/NLOS mixture space and the amount of inter-node communication increases owing to the iteration exchanges of node locations between nodes. In this paper, we propose a cloud computing-based SOL that solves the above issues, furthermore we show its accuracy.

Keywords: wireless sensor networks, localization

1. はじめに

無線センサネットワーク (WSN) は、Internet of Things [1] や、Machine to Machine [2] 等の物理情報処理をインターネットに取り込む試みにおいて、必須技術であり、そのセンサノードの位置は重要な情報である。物理情報を利用したサービスとしては、広範囲に大量のセンシングデバイス

¹ 関西大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

² 関西大学環境都市工学部
Faculty of Environmental and Urban Engineering, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

a) k593487@kansai-u.ac.jp

を散布することを想定した、環境モニタリング、構造物ヘルスマニタリング、災害対策等が考えられている。

現在、利用もしくは研究されている無線ノード位置推定方式は、ノード間測距デバイスの使用の観点から分類すると、Range-BasedとRange-Freeに大別できる。前者は測距デバイスを用いることにより高精度な位置推定が可能であるが、特別なデバイスを必要とするためコストが高くなり無線センサノードに不適である。後者は測距デバイスが不要であるが、高精度な位置推定をするためには、十分な数のアンカーノードにより構成された空間を必要とし、任意の広範囲な空間に適用することは困難である。

上記問題を解決するため、我々は自己組織化マップを用いたノード位置推定方式 (SOL: Self-Organizing Localization) を提案している [3], [4]。SOLでは測距デバイスを用いず、近傍トポロジ情報のみから、高精度な位置推定が可能であり、その有効性が確認されている。しかし、SOLは次の2つの問題がある。

- WSNは長期の計測目的に利用されるため、各ノードの消費電力は重要な要素となるが、SOLは分散型位置推定方式であり、各ノード間で繰り返し位置情報を交換するため、各ノードの通信回数が多くなりセンサノードの電力消費が大きくなる。
- 各ノードにおいて適当数の近傍ノードを必要とするが、NLOS混在環境では一部のノードにおいて十分な近傍ノード数が確保されず、精度劣化する場合がある。

本論文は、上記問題を解決するため、クラウドコンピューティングを前提とする集約型SOLを提案する。集約型SOLは、各センサノードの隣接ノード情報をクラウド環境に集約し、これにより構成される仮想WSNにSOLを適用する方式である。

2. 関連研究

2.1 Range-Based

Range-Based位置推定方式は位置推定処理にノード間の距離情報を利用するため、センサノードにノード間通信機能のほかにノード間距離を測定するデバイス (以降、測距デバイス) を必要とする。ノード間距離の測距には、TDOA (Time Difference Of Arrival), TOA (Time Of Arrival) が利用されている。TOA方式は、送信側から受信側に信号が到着するまでの時間を測定し、伝送媒体の伝送速度からノード間の距離を計算する方式である。TOA方式を利用した位置推定方式として最も一般的なものはGPSである。TDOA方式は、異なる2つの伝送媒体を用いて通信を行い、それらの到着時間の差からノード間の距離を計算する方式である。TDOA方式を利用した位置推定方式としては、Active Bat [5], Cricket [6], Ubisense [7] や Iterative Multilateration [8] がある。Range-Basedはこれらの測距デバイスで得られたノード間距離を使用し、三辺測量を用

いて位置推定を行う。しかし、TOA方式やTDOA方式を用いた位置推定技術は精度が高いが、センサノードに特別な測距デバイスを用いる必要があり、センサノードの消費電力やコストの面においてWSNでの利用は不向きであると考えられる。また、ノード間は電波的にLOSであることが必要であり、LOS/NLOSが混在環境では適用困難である。

2.2 Range-Free

RangeFree位置推定方式は、位置推定に測距デバイスを用いない方式である。Centroid方式 [9], APIT方式 [10] やDV-Hop方式 [11], [12] 等がある。Centroid方式は、通信可能な複数のアンカーノードの位置情報を位置推定を行うノードが取得し、それらの重心を利用することで自身の位置を推定する方式である。APIT方式は、複数のアンカーノードの組合せから作成可能なすべての三角形に対して、位置推定を行うノードが外側にあるか内側にあるかを判定することで自身の位置を推定する方式である。DV-Hop方式は、3つ以上のアンカーノードからのホップ数とアンカーノード間の距離から算出された1ホップの平均距離を利用して、アンカーノードとの距離を見積もることにより自身の位置を推定する方式である。これらの方式は少なくとも3つ以上のアンカーノードが必要であり、精度の向上には多量なアンカーノードが必要のため広範囲な空間への適用には十分な事前準備が必要である。そのため、適用可能な環境は限定的となる。また、Range-Free方式においても各ノードが3つのアンカーノードとLOSであることが必要であり、LOS/NLOS混在環境で用いるためには、さらに多量のアンカーノードが必要でありまた厳密に配置する必要がある。したがって、利用環境はきわめて限定的となる。

3. Self-Organizing Localization (SOL)

SOLは、次の特徴を有する。

- アンカノードへの依存性がきわめて低い。具体的には、アンカノードなしで相対位置を、3点で絶対位置を推定可能である。
- 測距デバイスを必要としない。
- WSNのノード数が増えるに従い、位置推定精度は高精度化し、従来方式の精度を凌駕する。
- 従来方式と比較して、NLOS混在環境において位置推定精度の劣化を抑制する。

3.1 位置推定のアルゴリズム

SOLは、3つのステップにより位置推定を行う。

[Step.1] 各ノードは、自己位置をランダムに生成し、これを仮自己位置とする。以降、ノード i の修正 t 回目の仮自己位置を $w_i(t)$ と表記する。各ノードはこの仮自己位置を1次近傍 (1ホップ) ノードにブロードキャスト送信する。

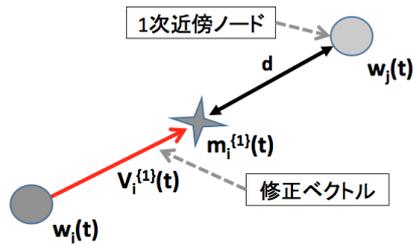


図 1 1次近傍ノードによる位置修正
Fig. 1 Modified vector by 1-hop node.

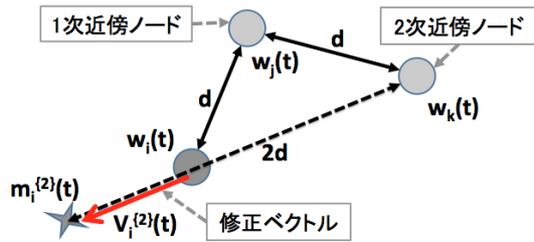


図 2 2次近傍ノードによる位置修正
Fig. 2 Modified vector by 2-hop node.

[Step.2] 1次近傍ノード j から仮位置情報 $w_j(t)$ を受信したノード i は、仮自己位置 $w_i(t)$ と1次近傍ノード j の仮位置 $w_j(t)$ の直線かつノード j から1ホップ距離 d である位置を入力ベクトル $m_i^{\{1\}}(t)$ とする。1ホップ距離 d とは、測距デバイスを用いないために用いる相対的なノード間距離である。その後、ノード i の仮自己位置と入力ベクトル $m_i^{\{1\}}(t)$ の距離 $|m_i^{\{1\}}(t) - w_i(t)|$ が最小となるような修正ベクトル $V_i^{\{1\}}(t)$ を生成することにより、ノード i の仮自己位置を入力ベクトル $m_i(t)$ に近づける (図 1)。

$$V_i^{\{1\}}(t) = \frac{d - |w_i(t) - w_j(t)|}{|w_i(t) - w_j(t)|} (w_i(t) - w_j(t)) \quad (1)$$

また、1次近傍ノード j の1次近傍ノード集合のうち、ノード i から2ホップにあたるノード (以降、2次近傍ノード) k の仮位置とホップ数 $2d = 2$ により推定される位置を入力ベクトル $m_i^{\{2\}}(t)$ とする。ここでの入力ベクトルは、ノード i と2次近傍ノード k とのホップ数 $2d$ として生成する。その後、ノード i の仮位置をこの入力ベクトル $m_i^{\{2\}}(t)$ に近づけるため、次のような修正ベクトル $V_i^{\{2\}}(t)$ を生成する (図 2)。

$$V_i^{\{2\}}(t) = \frac{d + d - |w_i(t) - w_k(t)|}{|w_i(t) - w_k(t)|} (w_i(t) - w_k(t)) \quad (2)$$

この2つの修正ベクトルを用いて次のように仮自己位置を修正する。

- ノード i の仮自己位置が1次近傍ノード j より2次近傍ノード k から遠い場合、2次近傍ノードとの相対関係に誤りがないことから1次近傍修正ベクトルのみで修正する。
- ノード i の仮自己位置が1次近傍ノード j より2次近傍ノード k に近い ($|w_i(t) - w_j(t)| \geq |w_i(t) - w_k(t)|$)

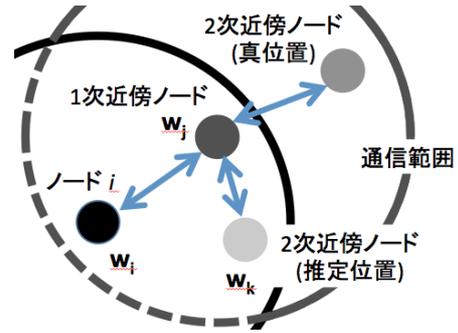


図 3 トポロジ矛盾
Fig. 3 Misestimation.

場合 (トポロジ矛盾 (図 3)), 1次近傍ノードとの相対関係に誤りがあるため、1次近傍修正ベクトルと2次近傍修正ベクトルの両方から仮自己位置 $w_i(t)$ を修正する。

以上の修正を定式化すると次のようになる。

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot V_i^{\{1\}}(t) & (|w_i(t) - w_j(t)| < |w_i(t) - w_k(t)|) \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{2\}}(t)) & (|w_i(t) - w_j(t)| \geq |w_i(t) - w_k(t)|) \end{cases} \quad (3)$$

$\alpha_i(t)$ は t 回目の修正時のノード i の学習関数であり、次のようになる。

$$\alpha_i(t) = \eta \alpha_i(t-1) \quad (0 < \eta < 1) \quad (4)$$

ただし、 η は正の減衰定数である。

[Step.3] 自身の仮自己位置 $w_i(t)$ に加えて、ランダムに1次近傍ノードの仮自己位置 $w_j(t)$ を選択し、これら2つのノードの仮自己位置を近傍ノードへブロードキャストする。

以上の Step.2 および Step.3 を繰り返し、各ノードは自己位置を推定し、ネットワークトポロジを再現する。

3.2 位置推定補正処理

SOL ではノード間は距離はホップ数を用いているため、ノード推定位置は多くの誤差を含んでいる可能性がある。また、ノード推定位置はネットワーク内での相対位置である。したがって、次のノード推定位置の補正処理を行う。

- 推定トポロジにおけるトポロジ矛盾の判定
- トポロジ矛盾を抑制するノード間修正距離による推定再試行
- 推定トポロジを絶対座標へ変換

3.2.1 推定トポロジにおけるトポロジ矛盾の判定

位置推定処理が収束状態 (学習関数 $\alpha_i(t)$ が一定の閾値以下) になった段階でトポロジの矛盾の判定を開始する。トポロジ矛盾判定は各ノードにおいて推定位置が1次近傍ノードより2次近傍ノードに近い場合 (図 3) をトポロジ

矛盾とする。この判定を複数の1次近傍ノードと2次近傍ノードで実施し、次式を満たさない場合、当該ノードの推定位置はトポロジ矛盾ありと判定する。

$$\frac{I_i^{[2]}}{N_i^{[2]}} < \lambda \quad (5)$$

$I_i^{[2]}$ は、ノード i におけるトポロジ矛盾と判定した2次近傍ノード数、 $N_i^{[2]}$ は、判定に用いた2次近傍ノード数、 λ は、トポロジ矛盾閾値である。

トポロジの矛盾が発生していると判定された場合、全ノードに対して位置推定処理の再試行を通知するメッセージを送信する。メッセージを受信した1次近傍ノードは、自身の学習関数 $\alpha_i(t)$ を初期値の1に戻し、位置推定処理を再試行する。

3.2.2 ノード間トポロジ矛盾を解消するノード間修正距離

SOL はホップ数をノード間距離として用いる。しかし、ノード間距離をホップ数1とする入力ノード間距離を均等化するトポロジ再現へ制御するため、トポロジ矛盾の要因となる。特に、実トポロジにおいて1次近傍ノードと2次近傍ノードの距離より当該ノードと1次近傍ノードの距離が小さく距離の差が大きい場合にトポロジ矛盾の可能性が高くなる。したがって、トポロジ矛盾の場合、当該ノードが上記のトポロジであると仮定し、当該ノードにおける1次近傍ノードとの距離をホップ数1より小さい値（正の実数値）に修正する（図4）。これをノード間修正距離と呼び、式(6)のように算出して位置推定処理を再試行する。 T は再試行回数であり、 d_T は再試行時のノード間修正距離（初期値 d_0 は1）である。

$$d_{T+1} = \frac{d_T}{T+1} \quad (6)$$

3.2.3 絶対座標変換

SOL の推定位置はネットワーク内における相対位置である。この相対位置をアンカーノードの真位置と推定位置を用いて絶対位置へ変換する。アンカーノードの真位置 $W_A = (X_A, Y_A)$ は推定位置 $w_A = (x_A, y_A)$ を用いて以下のように表される。

$$\begin{aligned} X_A &= ax_A + by_A + t_x \\ Y_A &= cx_A + dy_A + t_y \end{aligned} \quad (7)$$

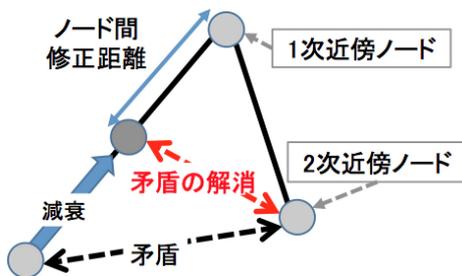


図4 ノード間トポロジ矛盾を解消するノード間修正距離
Fig. 4 Inter-node hop degree.

3つのアンカーノードから構成される連立方程式(7)から6つの係数 a, b, t_x, c, d, t_y を得ることにより、すべてのノードは以下のように推定位置 $w_i = (x_i, y_i)$ から絶対座標 $\hat{w}_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ へ変換される。

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (8)$$

4. 集約型 SOL

SOL は、各ノードが自律的に自己位置を推定する分散型位置推定方式である。しかし、各ノードが個別に推定を行うため、下記の問題が発生する。

- 繰返し処理により、ノードの通信回数が多くなることで、電力消費が大きくなる。
- NLOS 混在環境において、近傍ノード数の欠如（図5）のため、図6（図中の白点はセンサノード、青線はセンサノード間の無線リンク）に示すような推定トポロジが折れ曲がる場合（折れ曲がりトポロジ）があり、位置精度の劣化の主要因となる。

上記問題を解決するため、クラウドコンピューティングを前提とする集約型 SOL を提案する。集約型 SOL は、各センサノードからの隣接ノード情報をクラウド環境へ集約し、これにより構成する仮想 WSN へ SOL を適用した方式である。

4.1 位置推定処理によるノード間通信の削除

WSN は1つのシンクノードと多数のセンサノードから

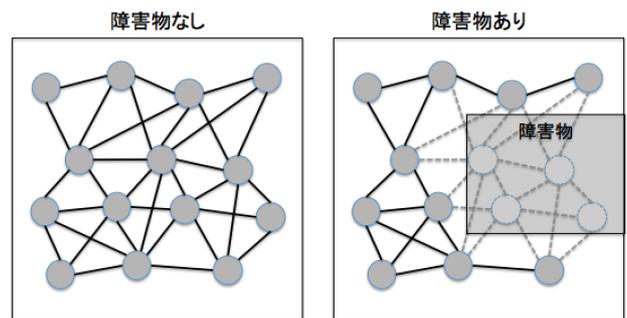


図5 近傍ノード数の欠如
Fig. 5 Shortage of number of neighbor nodes.

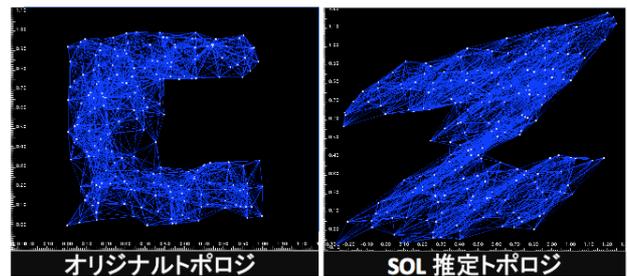


図6 折れ曲がりトポロジ
Fig. 6 Bent estimated topology.

構成される。各センサノードは自身の隣接ノードへ広告として自身の ID をデータとするブロードキャストを行う。この広告ブロードキャストにより各ノードは隣接ノード ID を取得する。各センサノードは取得した隣接ノード ID を隣接ノード情報としてシンクノードへ転送し、シンクノードはこれらの情報をクラウド環境へ転送する。集約型 SOL はその転送された隣接ノード情報により構成する仮想 WSN へ SOL を適用することで、それぞれのノードは、SOL を実行する必要がなくなり、各センサノードの通信は広告ブロードキャストと隣接ノード情報のシンクノードへの転送のみとなる。したがって、SOL の位置推定処理はクラウド環境で構成される仮想 WSN で実施されるため、各センサノードは SOL の位置推定処理にともなうノード間通信はいっさい必要としない。

4.2 SOL のクラウド環境への適用

仮想 WSN はすべてのノードの隣接ノード情報を集約するため、完全なトポロジ情報を有する。一方、そのトポロジのジオメトリ（形状）はまったくのランダムである。集約型 SOL は、この完全なトポロジ情報を持つ WSN に SOL を適用し、推定トポロジの折れ曲がりを防ぐため以下の処理を行う。

- 多次近傍ノードによる位置修正
- 共通 1 次近傍群領域判定によるトポロジ矛盾検知

4.2.1 仮想 WSN の構成

各センサノードは次のように近傍ノード情報を収集し、クラウド環境で仮想的なネットワーク（仮想 WSN）を作成する。

- 自己ノード ID をデータとしてブロードキャスト（広告ブロードキャスト）送信する。
- 各センサノードは受信した広告ブロードキャストから隣接ノードの ID を取得し、取得したノード ID リストを隣接ノード情報としてシンクノードに転送する。
- シンクノードはこれをクラウド環境へ転送する。

以上により、クラウド環境はすべてノードの隣接ノード情報を取得し、保持する。集約型 SOL は上記の取得された隣接ノードを用いてクラウド上で次のように近傍トポロジを構成する。

- ノード i の隣接ノード情報に含まれるノードをノード i の 1 次近傍ノードとする。
- 上記 1 次近傍ノード j の隣接ノード情報に含まれるノードで、ノード i およびノード i の隣接ノード情報に含まれないノードをノード i のノード j を中継する 2 次近傍ノードとする。
- 同様に、 n 次近傍ノード x の隣接ノード情報に含まれて、 $(n-1)$ 次までの近傍ノード群の隣接ノード情報に含まれないノードをノード i のノード x を中継する $(n+1)$ 次近傍ノードとする。

- 上記処理を再帰的に繰り返し、ノード i の近傍トポロジを拡大し、ネットワーク全体を通してノード i の多次近傍ノードを設定する。

以上の処理をクラウド上ですべてのノードに実施し、個々のノードごとに多次近傍ノードを設定し、これを仮想 WSN とする。

4.2.2 多次近傍ノードによる位置更新

SOL ではノード間通信負荷の制約から位置更新に用いる近傍ノード情報は 2 次近傍ノードまでとしている。そのため、NLOS 混在環境では位置更新のための近傍ノード数の欠如が発生する（図 5）。一方、集約型 SOL は、4.2.1 項で述べたように、各ノードごとに多次近傍ノード情報を保持する。この多次近傍ノード情報を用いることにより、位置更新に用いる近傍ノードの範囲を大幅に拡大して NLOS 混在環境における近傍ノード数の欠如を回避する。多次近傍ノード情報は、ホップ数に応じてノード間距離が増加するように構成されている。すなわち、選択されるノードは、ノード i から n 次近傍ノード以下であり、かつノード i からの $(n-1)$ 次近傍ノードのいずれのノードよりもノード i から遠方に位置する条件を満たす。したがって、一定距離 $d \times$ ホップ数 n により位置更新を行う。多ホップによる n 次近傍修正ベクトルは式 (9) から求める。 $w_n(t)$ は n 次近傍ノードの仮自己位置である。さらに、位置修正の初期段階は広い範囲の近傍ノードを用いて大域的なトポロジを形成し、修正段階の進行にともない、位置修正に使用する近傍ノードのホップ数を減少させて、局所的かつ詳細なトポロジを形成し、収束させる。したがって、次式 (10) のように仮自己位置情報の更新を行う。 τ_N はホップ数 N における更新終了の閾値であり、 τ_{N-1} はホップ数 N における更新開始の閾値を示す。更新回数を最大ホップから 3 ホップまでを均等に、2 ホップは局所的な位置推定を行うため他のホップ数における更新回数の 2 倍の割合とし、最大ホップ数から降順に更新開始および終了の閾値を設定する。

$$V_i^{\{n\}}(t) = \frac{nd - |w_i(t) - w_n(t)|}{|w_i(t) - w_n(t)|} (w_i(t) - w_n(t)) \quad (9)$$

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{n\}}(t)) & (t < \tau_n) \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{n-1\}}(t)) & (\tau_n < t < \tau_{n-1}) \\ \vdots & \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{3\}}(t)) & (\tau_4 < t < \tau_3) \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{2\}}(t)) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (10)$$

4.2.3 共通 1 次近傍群領域判定によるトポロジ矛盾検知

位置推定精度の劣化の主要因である推定トポロジの折れ

曲がりには、各ノードからの1次近傍と2次近傍の距離によるトポロジ矛盾判定(図3)で検知できない場合がある。図7(a)に検知不可である折れ曲がりの場合を示す。ノード*i*, ノード*i*の1次近傍ノード*j*, ノード*i*の2次近傍かつノード*j*の1次近傍ノード*l*のそれぞれの推定位置を*w_i*, *w_j*, *w_l*, ノード*l*の真位置*W_l*とすると、*w_l*は折れ曲がりトポロジの要因となる。この場合、*w_i*と*w_j*を基準点とする*w_l*のトポロジ矛盾判定は*w_l*のトポロジ矛盾を検知できる範囲 $|w_l - w_i| \leq |w_j - w_i|$ の外にある(トポロジ矛盾なしの条件を満たす)ため、*w_l*による折れ曲がりを検知できない。すなわち、トポロジ矛盾判定は折れ曲がりトポロジを十分に検知可能とする領域をカバーできていない。したがって、折れ曲がり推定トポロジの検知可能性を高めるためトポロジ矛盾判定の適応領域の拡大を図る。

図7(b)に示すように、基準点*w_i*と*w_j*において、線分 $\overline{w_j - w_i}$ の垂直2等分線を用いて*w_i*と*w_j*のいずれかに近い領域に空間を2分割する(線分 $\overline{w_j - w_i}$ の垂直2等分線の左側が*w_i*に近い領域、右側が*w_j*に近い領域)。ノード*l*はノード*i*の2次近傍であるので、*w_l*は*w_j*に近い領域内に位置しなければならない。したがって、*w_i*に近い領域にある($|w_l - w_i| \leq |w_l - w_j|$)場合トポロジ矛盾と判定する。さらに、折れ曲がりトポロジの検知領域を拡大するため、図7(c)に示すように、ノード*j*に加えて、ノード*i*とノード*l*の共通の1次近傍ノード*k*基準点として用いて、その推定位置*w_k*と*w_i*によりそれぞれに近い領域に2分割し、*w_i*に近い領域にある($|w_i - w_l| \leq |w_k - w_l|$)場合トポロジ矛盾と判定する。以上のように、共通1次近傍群による複数の分割空間を重ね合わせてトポロジ矛盾の検知範囲を拡大し、折れ曲がり検知の可能性を高める。

基準点となるノードとその共通1次近傍群のノードの位置に関して、それらの位置も推定位置であるため誤差を含んでいる。したがって、共通1次近傍群のノード数を過度に増やすと、重ね合わせて拡大した検知領域に誤差が累積し、大きな誤差を含む検知領域になる。このことから、共通1次近傍ノード数は2までとし、この共通1次近傍ノ

ドの組合せを複数回変えて判定を実施する。この複数実施結果において式(11)を満たさない場合、トポロジ矛盾と判定する。*A*は共通1次近傍群領域判定を行った回数、*a*はトポロジ矛盾の発生回数、 β は判定閾値である。

$$\frac{a}{A} \leq \beta. \tag{11}$$

5. シミュレーション評価

5.1 シミュレーション諸元とNLOS混在評価空間

シミュレーション諸元を表1に示す。シミュレーションを繰り返し経験的に得た集約型SOLに用いる各パラメータを表2に示す。NLOS混在環境の2次元フィールドを図9に示す。障害物の配置を4通りとし、それぞれの障害物により構成されるネットワークトポロジの形状からC型、L型、H型、O型トポロジと呼ぶ。ノード間を結ぶ直線上に障害物がある場合をNLOSとし、ノード間通信を不可とする。その他の場合はLOSとし、ノード間の通信を可能とする。また、位置推定においてはフィールド範囲は未知とする。

5.2 通信回数

図8に、SOLと集約型SOLのそれぞれの位置推定まで

表1 シミュレーション諸元
Table 1 Simulation parameters.

フィールド範囲	1.0 × 1.0
障害物	C型, L型, H型, O型(図9)
通信半径	0.2
アンカノード数	3
位置修正回数	800
評価トポロジ数	50

表2 集約型SOLパラメータ諸元
Table 2 Parameters for cloud-based SOL.

減衰定数 η	0.995
トポロジ矛盾閾値 λ	0.1
判定閾値 β	0.05

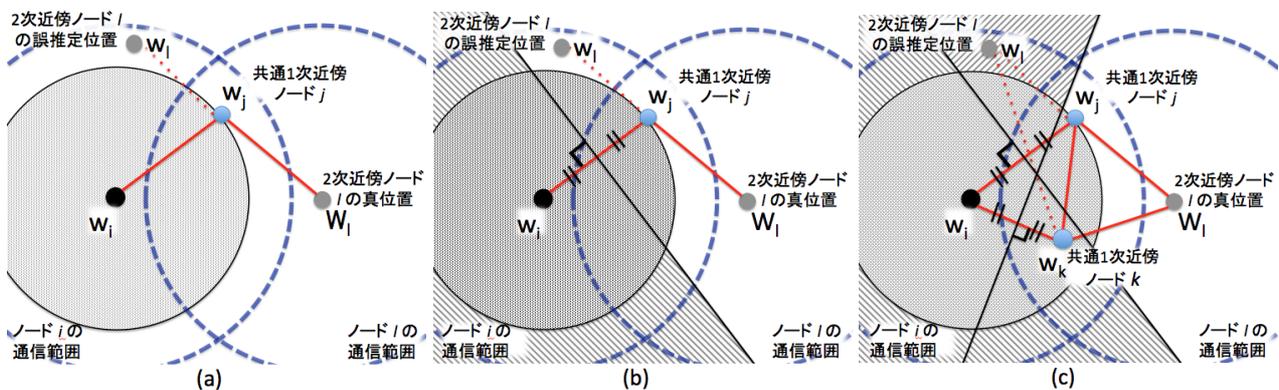


図7 推定ノードの矛盾領域
Fig. 7 Contradictory area to actual topology.

の全ノード送信回数を示す。

図 8 から分かるように、集約型 SOL は大幅に送信回数を削減する。SOL は位置更新を各ノードで実施するため、ノード間で更新仮自己位置を頻繁に交換する。そのため通信量は大きくなる。一方、集約型 SOL は位置更新をクラウド環境の仮想 WSN で実施するため、各ノードは位置更新時の仮自己位置の交換は不要であり、仮想 WSN の構成のために自身の隣接ノード情報をクラウドサーバへ転送するだけである。

5.3 相対位置評価と絶対位置評価

以下の方式での比較評価を行う。DV-Hop はアンカーノード 3 つでも推定可能な Range-Free 方式であるため比較対象とする。他の方式は各ノードが少なくとも 3 つのアンカーノードと LOS である必要があり、評価条件では適用できない。

- 集約型 SOL
- SOL
- DV-hop

評価は、相対位置評価と絶対位置評価の 2 通り行う。相対位置評価は推定されたノード位置により構成されるネットワークの形状（推定ネットワーク形状）とオリジナルネットワークの形状の相似性を、次の式により評価する。

$$r_{ij} = \frac{d_{ij}}{D_{ij}}, \quad \bar{r} = \frac{1}{|N|C_2} \sum_{i=1}^{|N|-1} \sum_{j=i+1}^{|N|} r_{ij} \quad (12)$$

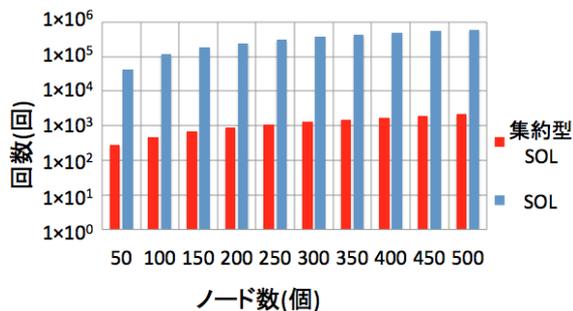


図 8 通信回数比較グラフ

Fig. 8 Dependence of transmissions on number of nodes.

$$V[r_{ij}] = \frac{1}{|N|C_2} \sum_{i=1}^{|N|-1} \sum_{j=i+1}^{|N|} (1 - r_{ij}/\bar{r})^2 \quad (13)$$

d_{ij} は推定位置におけるノード i とノード j の距離（推定距離）、 D_{ij} はオリジナルのネットワークにおけるノード i とノード j の距離、 N は位置推定ノードの集合、 $|N|$ はノード数（集合 N の要素数）を示す。 $V[r_{ij}]$ が 0 に近づけば推定ネットワーク形状はオリジナルのネットワーク形状と相似となる。すなわち、 $V[r_{ij}]$ が 0 の場合、推定ネットワーク形状はオリジナルのネットワーク形状にばらつきなく完全に一致する。

絶対位置評価は、推定された各ノードの位置と真位置のユークリッド距離の総和の平均である位置推定誤差 Err_{ave} を用いて評価する。 Err_{ave} は次の式 (14) のように求める。

$$Err_{ave} = \frac{1}{|N|} \sum_{i=1}^N |W_i - w_i| \quad (14)$$

W_i はノード i の真位置、 w_i は推定位置を示す。以上の 2 つの評価を用いて、ノード間の相対位置関係が正しくかつ個々のノード位置が絶対位置として正しく推定されて有用な位置であるかを評価する。

図 10, 図 11, 図 12, 図 13 はそれぞれ、C 型、L 型、H 型、O 型のトポロジにおける相対位置評価と絶対位置評価を示す。各図はそれぞれの評価ごとに全体スケール（左側）と詳細スケール（右側）を示す。

まず、相対評価について述べる。図 10 の C 型トポロジの相対位置評価において、集約型 SOL の $V[r_{ij}]$ は SOL の $V[r_{ij}]$ より低く、かつ 0 にきわめて近い。一方、DV-Hop の $V[r_{ij}]$ は、SOL や集約型 SOL と比較すると非常に大きい。この原因は、NLOS 混在環境においては DV-Hop では算出された 1 ホップの距離精度が低いため、多角測量の最小二乗法から解が得られず、その場合にはノード位置を 3 つのアンカーノード重心として推定するためである。すなわち、NLOS 混在環境においてアンカーノード 3 点では DV-Hop はほぼ機能しない。集約型 SOL と SOL を比較すると、SOL より集約型 SOL の $V[r_{ij}]$ はつねに低く、きわめて 0 に近い。すなわち、集約型 SOL は SOL より高精度

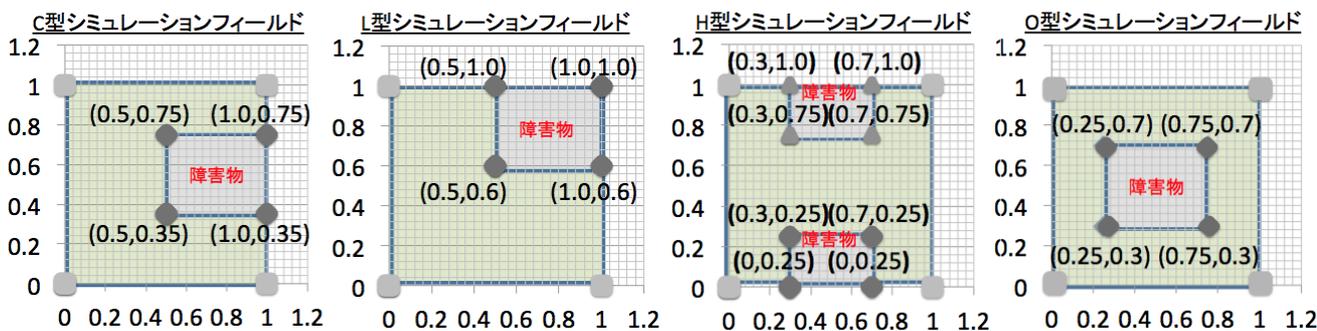


図 9 NLOS 混在環境シミュレーションフィールド

Fig. 9 Simulation field with obstacles.

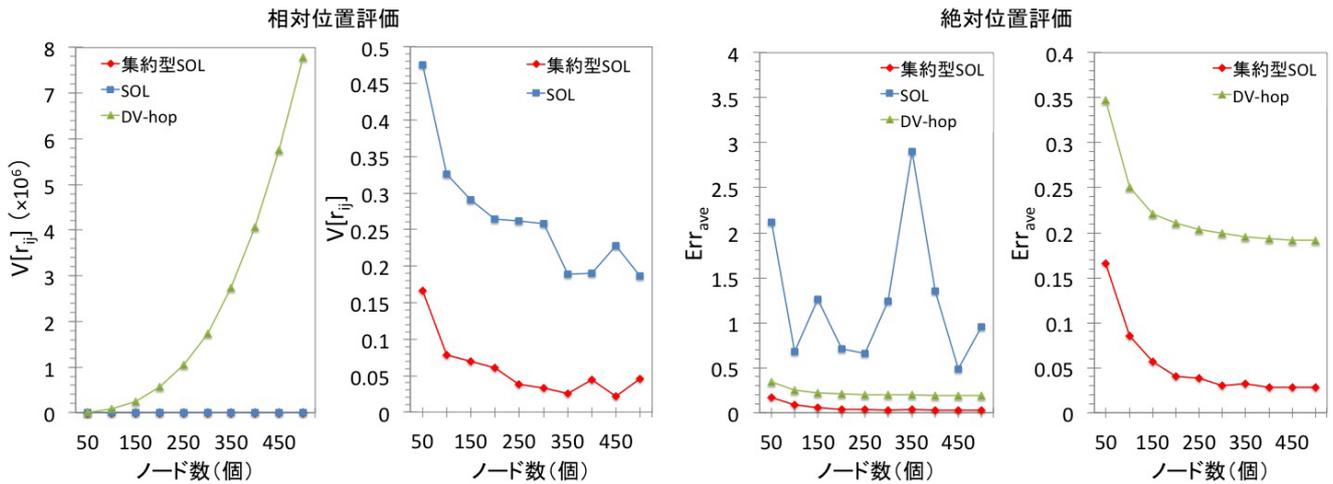


図 10 C 型フィールドにおける相対評価と絶対評価

Fig. 10 Dependence of $V[r_{ij}]$ and Err_{ave} on number of nodes with C type field.

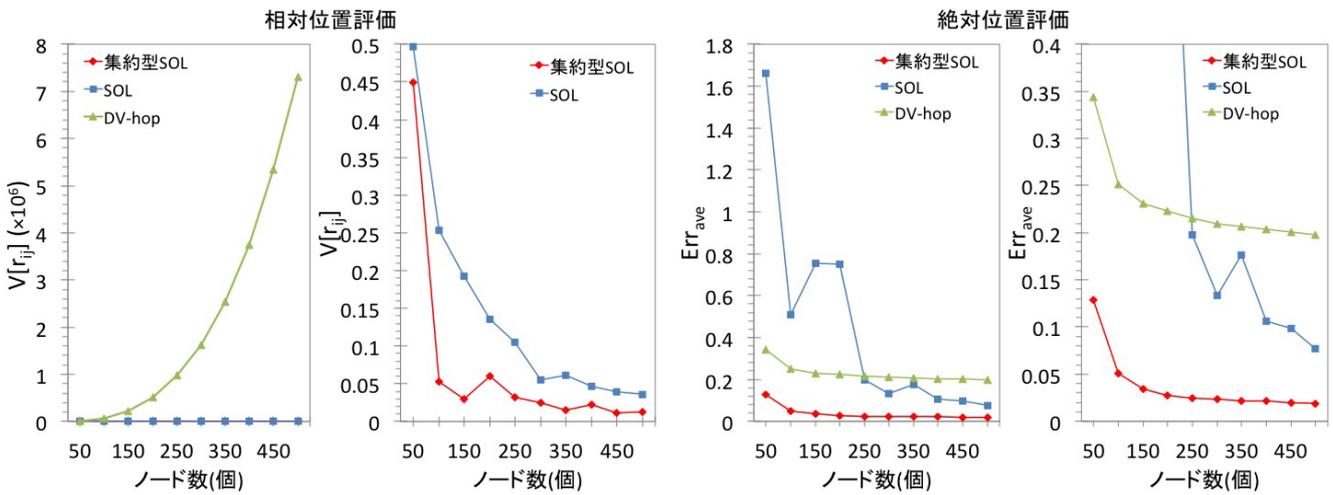


図 11 L 型フィールドにおける相対評価と絶対評価

Fig. 11 Dependence of $V[r_{ij}]$ and Err_{ave} on number of nodes with L type field.

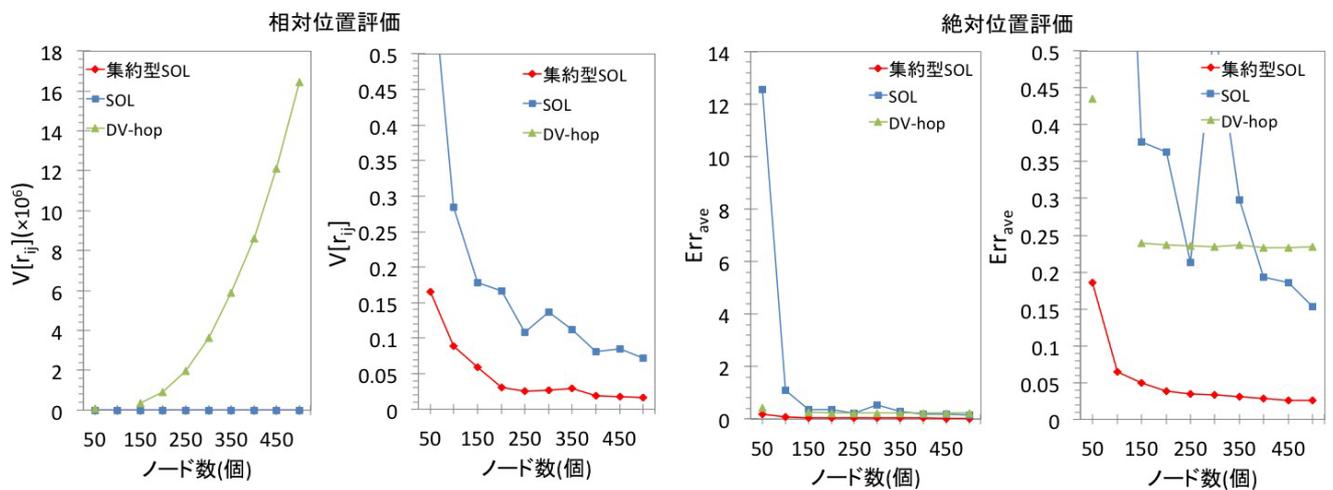


図 12 H 型フィールドにおける相対評価と絶対評価

Fig. 12 Dependence of $V[r_{ij}]$ and Err_{ave} on number of nodes with H type field.

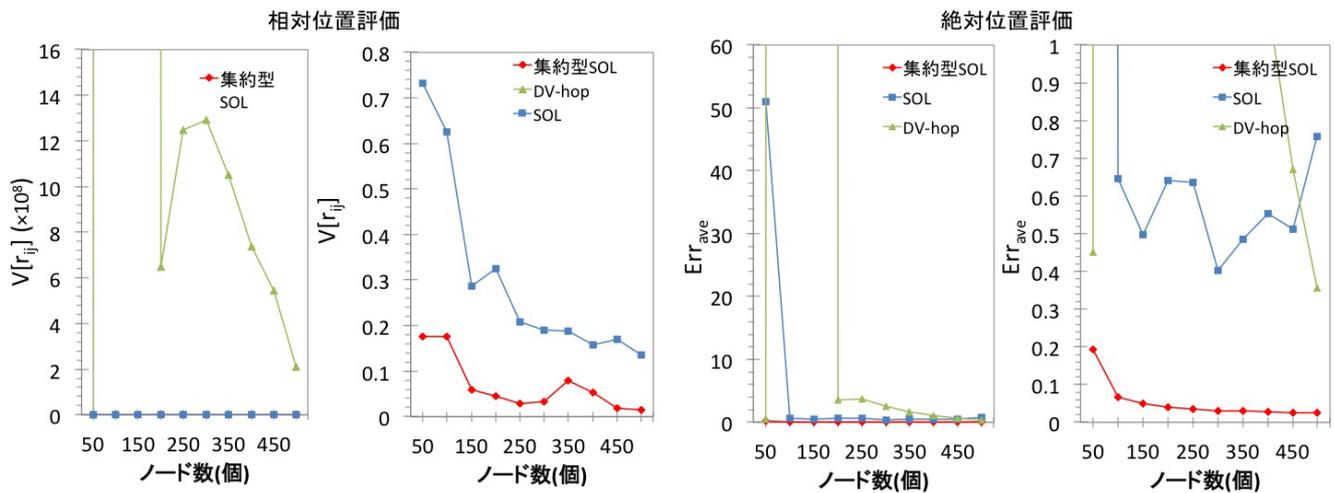


図 13 O 型フィールドにおける相対評価と絶対評価

Fig. 13 Dependence of $V[r_{ij}]$ and Err_{ave} on number of nodes with O type field.

なトポロジ形状を再現でき、そのばらつきもきわめて小さい。SOL はいくつかのケースで折れ曲がりが発生し $V[r_{ij}]$ が高くなる。図 11 の L 型トポロジの相対評価 $V[r_{ij}]$ も C 型トポロジと同等の傾向（集約型 SOL は SOL よりつねに低きわめて 0 に近く、DV-Hop はこの 2 方式と比較して非常に高い）であるが、SOL の $V[r_{ij}]$ が C 型トポロジの場合より低い値になっている。L 型トポロジは縦方向と横方向の 2 つのブロックの組合せであり、比較的少ないホップ数でも形状の識別が可能である。一方、C 型は上部と下部の横方向のブロックと左側の縦方向のブロックの 3 つのブロックの組合せであり、L 型と比較するとホップ数を重ねないとその形状が識別できない。したがって、SOL は C 型トポロジより L 型トポロジにおいて比較的折れ曲がりを抑制でき、その $V[r_{ij}]$ が低くなると考えられる。図 12 の H 型トポロジの相対評価は C 型トポロジとはほぼ同等の結果となる。H 型トポロジは左右の縦方向のブロックと中央の横方向のブロックの 3 つのブロックの組合せであることから、C 型トポロジと同等の結果になると考えられる。図 13 の O 型トポロジの相対評価も同様の傾向であるが、SOL の $V[r_{ij}]$ が他の型のトポロジ場合より高く、DV-Hop はやはり他の 2 方式と比較すると非常に高い値であるが、ノード数の増加に従い $V[r_{ij}]$ が減少する。SOL の $V[r_{ij}]$ が高くなる原因は、O 型トポロジは上下の横方向のブロックと左右の縦方向のブロックの 4 つのブロックの組合せであり、他の型のトポロジより形状を識別するにはより多くのホップ数が必要のためと考えられる。DV-Hop がノード数の増加とともに $V[r_{ij}]$ が減少するのは、多角測定の最小二乗法が収束しないケースが少なくなっているためであるが、その値は他の 2 方式と比較して圧倒的に高いことは変わらない。以上のことから、

- DV-Hop はいずれの型のトポロジにおいてもオリジナルの形状を再現できない。すなわち、ノード間の相対

的位置関係は著しく不正である、

- SOL はトポロジの型に依存して形状再現の精度が変動する。すなわち、トポロジの型に依存してノード間の相対的位置関係が不正となる場合がある、
- 集約型 SOL はトポロジの型にかかわらず、高精度に形状を再現する。すなわち、トポロジの型に依存せず高精度なノード間の相対的位置関係を推定できる、といえる。

次に、絶対位置評価について述べる。図 10 の絶対位置評価において、集約型 SOL は SOL と比較して、位置推定誤差が非常に小さく、位置推定精度が圧倒的に高い。SOL は少数のネットワークトポロジにおいて、部分的な形状は正しく推定されているが、折れ曲がりが発生し全体トポロジとして大きな誤差となる。数は少ないが誤差が非常に大きなケースがあり、これが全トポロジの平均誤差を大きく引き上げる。一方、集約型 SOL は完全に折れ曲がりトポロジを抑制し、安定して低い誤差を維持する。DV-Hop の位置推定誤差は SOL より低くなっているが、相対位置評価で述べたように DV-Hop はノード間の相対位置関係がまったく再現されておらず、位置推定誤差以上に位置情報としての有用性は非常に低い。図 11 の絶対位置評価では、SOL の位置推定誤差はノード数が増えると小さくなり安定し、DV-Hop より良くなる。これは前述したように L 型トポロジは少ないホップ数でも形状を識別できるため、SOL においても C 型トポロジより折れ曲がりを抑制できたためと考えられる。DV-Hop は C 型トポロジと同様に 0.2 から 0.25 となる。これは大部分のノードが 3 つのアンカーノードの重心位置として推定しているためである。集約型 SOL は図 10 と同様にその位置推定誤差は安定して非常に小さい。図 12 の絶対位置評価では、SOL の値は大きく変動し図 11 の L 型トポロジの場合と明らかに異なる。大きな値となる場合は折れ曲がりが多く発生しており、その原

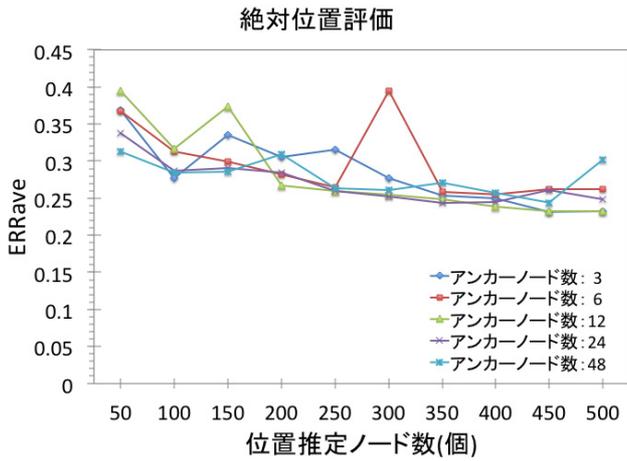


図 14 C 型フィールドにおけるアンカーノード数に応じた DV-Hop の位置推定誤差

Fig. 14 Dependence of Err_{ave} on number of nodes.

因は、相対評価で述べたように、H 型トポロジは L 型トポロジと比較するとその形状を識別するには多くのホップ数を必要とするためである。DV-Hop の位置推定誤差は前述と同様の結果となる。集約型 SOL は前述と同様に安定して非常に低い。図 13 の O 型トポロジの絶対位置評価では SOL の H 型と同様に変動する。その原因は C 型トポロジ、H 型トポロジと同じ要因による。DV-Hop の傾向が異なるが、これは多角測量における最小二乗法から解が得られるケースが増えているためである。図 14 に C 型トポロジにおけるアンカーノード数に応じた DV-Hop の位置推定誤差を示す。この図から分かるようにアンカーノード数を増やしても DV-Hop の精度は改善されない。DV-Hop では、アンカーノード間に NLOS が混在すれば、1 ホップの見積り距離の精度が劣化し、多角測量のノードとアンカーノード

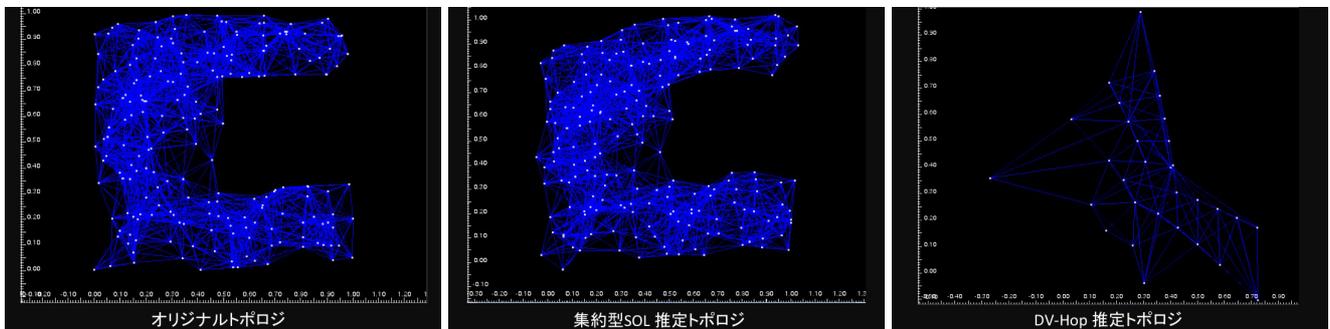


図 15 C 型フィールドでの位置推定トポロジ
Fig. 15 Estimated topologies with C type field.

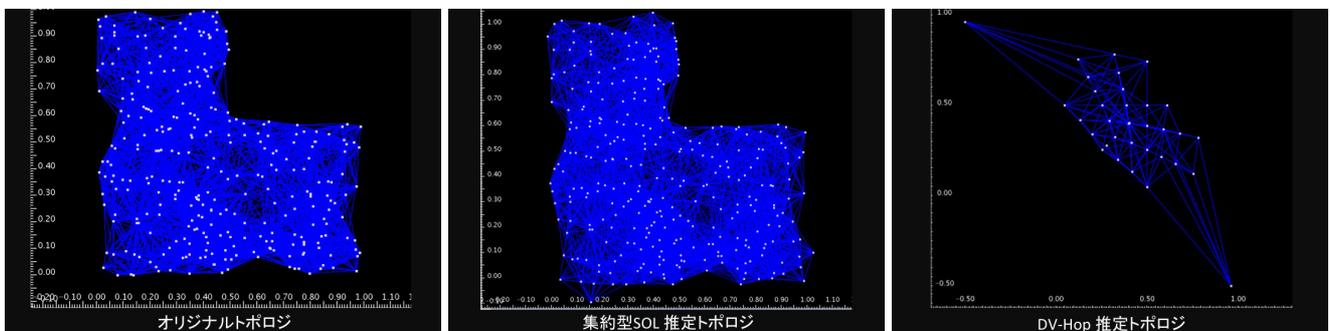


図 16 L 型フィールドでの位置推定トポロジ
Fig. 16 Estimated topologies with L type field.

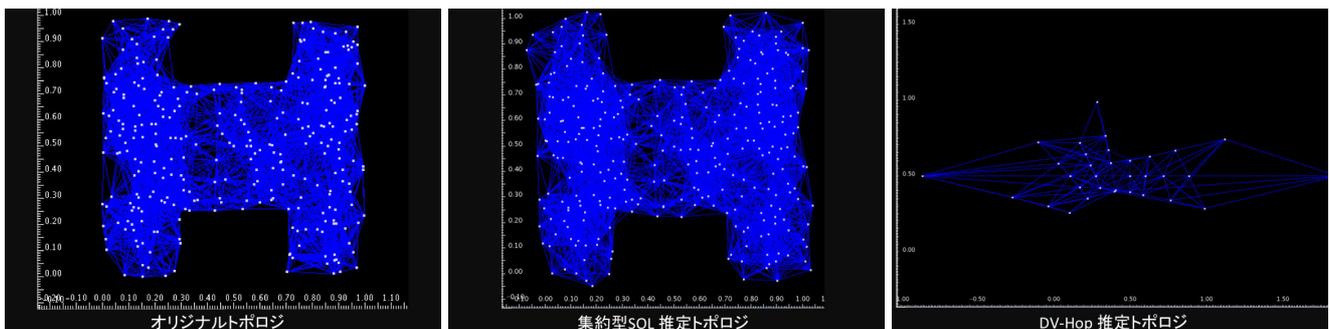


図 17 H 型フィールドでの位置推定トポロジ
Fig. 17 Estimated topologies with H type field.

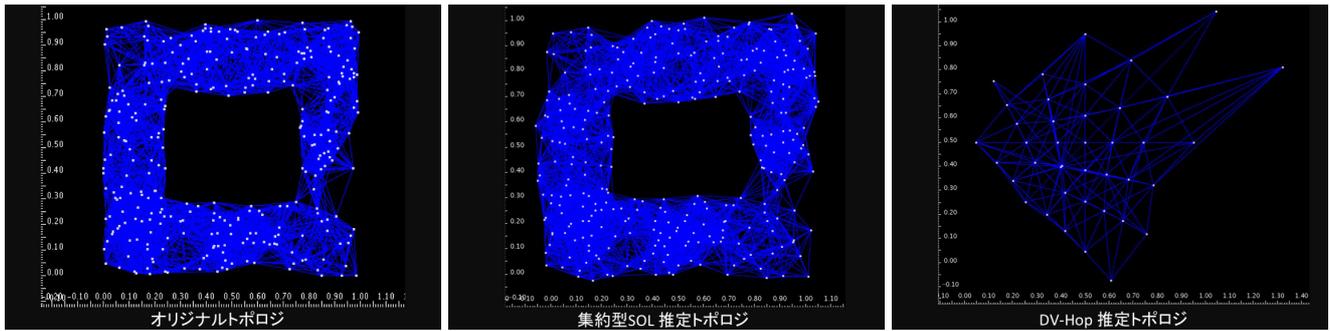


図 18 O 型フィールドでの位置推定トポロジ
 Fig. 18 Estimated topologies with O type field.

間に NLOS が混在すると、精度の低い 1 ホップ距離に基づくノードとアンカーノード間の距離の精度はさらに劣化する。この距離見積り手法は、アンカーノードを増やしてもアンカーノード間を含むすべてのノード間において NLOS となる空間を排除できないため、改善されない。すなわち、多角測量は LOS 環境の距離を想定しており、DV-Hop は障害物がある環境ではアンカーノードを増やしてもノード間の NLOS 環境を排除できないため、位置推定誤差の改善は困難となる。以上のことから、

- DV-Hop は NLOS 混在環境では有用な位置推定ができない、
- SOL はトポロジの型に依存して折れ曲がりが発生し、その位置精度が劣化する、
- 集約型 SOL はトポロジの型に依存せず、高精度な位置を推定可能である、

といえる。

図 15, 図 16, 図 17, 図 18 はそれぞれ、C 型, L 型, H 型, O 型のトポロジにおけるオリジナルトポロジと集約型 SOL と DV-Hop, それぞれの推定トポロジを示す。図 15 において、図 10 の相対位置評価が示すように、DV-Hop の推定ノード位置により構成されるネットワーク形状はオリジナルネットワークの形状と著しく異なる。一方、集約型 SOL により推定された形状はオリジナルネットワーク形状にほぼ一致する。図 16, 図 17, 図 18 の示すネットワーク形状においても同様に、DV-Hop により推定された形状は著しく異なり、集約型 SOL により推定された形状はオリジナルネットワーク形状にほぼ一致する。したがって、C 型, L 型, H 型, O 型トポロジとなる NLOS 混在環境において、集約型 SOL はネットワークトポロジの形状再現に圧倒的に優れている。

以上のことから、集約型 SOL は、SOL では折れ曲がる可能性があり、DV-Hop では推定困難である NLOS 環境においてもネットワーク全体の高精度な形状再現と高精度なノード位置推定が維持可能であるといえる。

6. まとめ

本論文は、クラウド環境を想定した集約型 SOL を提案

した。また、集約型 SOL の基本的な NLOS 環境のシミュレーション評価から次の優位性を確認した。

- NLOS 環境においても高い位置推定精度を維持可能である。
- 大幅に通信回数を削減可能である。

今後は集約型 SOL の実環境での精度評価および 3 次元環境への適用を検討する予定である。

参考文献

- [1] Kortuem, G., Kawsar, F., Fitton, D. and Sundramoorthy, V.: Smart objects as building blocks for the Internet of things, *IEEE Internet Computing*, Vol.14, No.1, pp.44–51 (2010).
- [2] Geng, W., Talwar, S., Johnsson, K., Himayat, N. and Johnson, K.D.: M2M: From mobile to embedded internet, *IEEE Communications Magazine*, Vol.49, No.4, pp.36–43 (2011).
- [3] 大野翔平, 安達直世, 滝沢泰久: 無線センサネットワークにおける自己組織化位置推定方式の提案, *情報処理学会論文誌*, Vol.53, No.7, pp.1774–1782 (2012).
- [4] Takkizawa, Y., Takashima, Y. and adachi, N.: Self-Organizing Localization for Wireless Sensor Networks Based on Neighbor Topology – Range-free localization with low dependence on anchor node, *Proc. UBIKOM 2013*, pp.102–108 (2013).
- [5] Harter, A., Hopper, A., Steggle, P., Ward, A. and Webstar, P.: The anatomy of a context-aware mobile applications, *Proc. ACM/IEEE MobiCom 99*, Vol.8, pp.187–197 (1999).
- [6] Priyantha, N., Miu, A., Balakrishnan, H. and Teller, S.: The cricket compass for context-aware mobile applications, *Proc. MOBICOM 2001* (2001).
- [7] Wozniak, M., Odziemczyk, W. and Nagorski, K.: Investigation of Practical and Theoretical Accuracy of Wireless Indoor Positionings System Ubisense, *Reports on Geodesy and Geoinformatics*, Vol.95, No.1, pp.36–48 (2013).
- [8] Savvides, A., Han, C. and Srivastava, M.: Dynamic Fine-Grained Localization in Ad-Hoc Networks of Sensors, *Proc. ACM MobiCom 2001*, pp.1–14 (2001).
- [9] Bulusu, N., Heidemann, J. and Estrin, D.: GPS-less low cost outdoor localization for very small devices, *IEEE Pers. Commun.*, Vol.7, No.5, pp.28–34 (2000).
- [10] He, C., Huang, C., M.Blum, B., A.Stankovic, J. and F.Abelzaher, T.: Range-free localization and its impact on large scale sensor networks, *ACM TECS*, Vol.4, No.4, pp.877–906 (2005).

- [11] Niculescu, D. and Nath, B.: DV-based positioning in ad hoc networks, *Telecommun. Syst.*, Vol.22, No.1-4, pp.267-280 (2003).
- [12] Zhou, Z., Xiao, M., Liu, L., Chen, Y. and Lv, J.: An Improved DV-HOP Localization Algorithm, *Proc. ISISE 2009*, pp.598-602 (2009).



北之馬 貴正 (正会員)

2014年関西大学環境都市工学部都市システム工学科卒業。現在、関西大学大学院理工学研究科において無線ネットワークにおける自己組織化等の研究に従事。



高島 優斗 (正会員)

2013年関西大学環境都市工学部都市システム工学科卒業。2015年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。



安達 直世 (正会員)

1996年立命館大学工学部電気電子工学科卒業。1998年奈良先端科学技術大学院大学博士前期課程修了。同年三洋電機(株)入社。2001年奈良先端科学技術大学院大学博士後期課程修了。同年より同大情報科学研究科助手。2006年関西大学工学部助手。2007年関西大学環境都市工学部助教。情報通信システムのモデル化と性能評価に関する研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、システム制御情報学会、土木学会各会員。



滝沢 泰久 (正会員)

1983年京都工芸繊維大学工学部機械工学科卒業。同年日本ユニシス(株)入社。1990年住友金属工業(株)入社。1998年ATR環境適応研究所出向。2002年ATR適応コミュニケーション研究所主任研究員。2008年同研究所上級主任研究員。2009年関西大学環境都市工学部准教授、ATR適応コミュニケーション研究所客員研究員。2014年関西大学環境都市工学部教授。現在、無線ネットワークにおける自己組織化等の研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、IEEE、IEEE-CS各会員。