

# 無線センサネットワークにおける仮想トポロジを用いた 集約型自己組織化ノード位置推定方式とその実装評価

北之馬 貴正<sup>1</sup> 新居 英志<sup>1</sup> 安達 直世<sup>2</sup> 滝沢 泰久<sup>2</sup>

受付日 2016年5月23日, 採録日 2016年11月1日

**概要:** Internet of Things や Machine to Machine など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, 無線センサネットワーク (WSN) は必須技術であり, そのセンサノードの位置は重要な情報である. そこで我々は, WSN において各ノードから集約した隣接ノード情報を基にクラウド環境で位置推定を行う集約型自己組織化ノード位置推定方式 (集約型 SOL) を提案している. 集約型 SOL は, シミュレーション評価において測距デバイスを用いず極少数のアンカーノードから高精度な位置推定が可能であることが確認されている. しかし, 集約型 SOL が有効に機能するためには WSN がマルチホップトポロジを構成する必要がある. 本論文では, 位置推定対象 WSN のトポロジ制約を排除するため, 仮想トポロジを用いた集約型 SOL を提案しその実装手法を示す. また, 障害物を含む実環境での評価事実験からその有用性を示す.

**キーワード:** 位置推定, 無線センサネットワーク, 自己組織化マップ, 実装

## Cloud-based Self-organizing Localization with Virtual Network Topology for Wireless Sensor Networks and Its Verification Experiments

TAKAMASA KITANOUMA<sup>1</sup> EIJI NII<sup>1</sup> NAOTOSHI ADACHI<sup>2</sup> YASUHISA TAKIZAWA<sup>2</sup>

Received: May 23, 2016, Accepted: November 1, 2016

**Abstract:** Wireless sensor networks (WSNs) are an essential technology for the Internet of Things (IoT) and Machine-to-Machine (M2M), and node locations on them are indispensable for IoT and M2M applications. Therefore, we proposed a Cloud-based Self-Organizing localization (Cloud-SOL), which is composed of a WSN and a cloud computing environment with which the WSN connects. The Cloud-SOL aggregates the WSN's neighbor node list to the cloud computing environment and can estimate precise node locations using the WSN's aggregated topology information. However, it requires multi-hop topology with a high hop count for the WSNs. In this paper, we propose a virtual network topology for Cloud-SOL and show its implementation. Furthermore, its effectiveness is shown by verification experiments in an actual space with obstacle. The virtual network topology dynamically and ideally configures the WSN topology in cloud computing environment to the Cloud-SOL and it eliminates the dependence of actual WSN topology from Cloud-SOL.

**Keywords:** localization, sensor networks, self-organizing maps, implementation

### 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] など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, その無線センサノードの位置はデータの取得位置として重要な情報である. WSN において代表的で重要な適用・応用領域と

<sup>1</sup> 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

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

して、広範囲に大量のセンシングデバイスを配置する工場自動化、環境モニタリング、構造物ヘルスマニタリングなどが考えられている。これらのモニタリングシステムは無線センサノードの移動がない定点センシングであり、その無線センサノード間の電波伝搬環境は見通し内 (Line-Of-Sight: LOS) と障害物による見通し外 (Non-Line-Of-Sight: NLOS) が混在する環境 (LOS/NLOS 混在環境) となる。

人手による作業を必要とせず自動的に位置情報を取得できる無線ノード位置推定方式は、付加的なノード間測距デバイスの有無から、Range-Based 方式と Range-Free 方式に大別できる。前者は高精度な位置推定が可能であるが、付加的なデバイスを必要とするためコストが高くなり、WSN におけるノードの位置推定 (WSN ノード位置推定) には適さない。一方、後者は、付加的な測距デバイスを必要とせず、ネットワークのトポロジを用いて位置推定するため、一般的な無線センサノードで容易に利用できることから、WSN ノード位置推定に適している。しかし、その位置推定精度は低く、精度向上には相当数のアンカノード数を必要とする。LOS/NLOS 混在環境では、前述の傾向がさらに強まり、いずれにおいても現実的に適用可能な方式になっていない。

定点センシングにおいて、上記の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 [3] (Self-Organizing Localization: SOL) をクラウド環境上で適用する集約型 SOL [4], [5] を提案した。集約型 SOL は、各ノードが隣接ノード情報を取得し、その情報をクラウド環境上に集約して構成した仮想 WSN に SOL を適用して位置推定を行う。近傍トポロジ情報のみで相対位置推定が可能であり、アンカノード 3 点で絶対位置推定が可能のためアンカノードへの依存度がきわめて低い。また、クラウド環境ではマルチホップの近傍ノード情報が利用できるため高精度な位置推定が可能である。さらに各ノードは隣接ノード情報を収集しクラウド環境へ転送するだけでよい。また、ノードの電力消費を抑制できる。集約型 SOL はシミュレーション評価において、LOS/NLOS 混在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く、測距デバイスを用いず近傍トポロジ情報のみから高い位置推定が可能であり、その有効性が確認されている。

WSN は多様なアプリケーションへの応用が検討されているが、工場自動化アプリケーションは代表的で重要な適用・応用領域と考えられる。工場自動化における WSN は、通信遅延、信頼性、消費電力を考慮して、高密度でかつスター型トポロジの WSN とする適用ケースが一般的である [6], [7], [8]。すなわち、このような適用領域ではマルチホップ構成の WSN は期待できない。しかし、集約型 SOL を含む多くの無線センサノードの位置推定方式は WSN がマルチホップのトポロジ構成であることを前提とする。本論文は、この前提を排除し、WSN のトポロジに依存しな

い仮想トポロジを用いた集約型 SOL を提案し、その実装手法を示す。さらに LOS 環境と NLOS 混在環境におけるその実機評価実験から有用性を示す。

## 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、無線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 (測距デバイス) を必要とする。ノード間距離の測距には、Time Difference Of Arrival (TDOA), Time Of Arrival (TOA) 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 [10], Cricket [11], Ubisense [12] や Iterative Multilateration [13] 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、無線センサノードに付加的な測距デバイスを用いる必要があり、無線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、無線センサノードとアンカノード間が電波的に LOS であることが必要であり、LOS/NLOS 混在環境では位置推定精度が劣化する。

### 2.2 Range-Free

Range-Free 位置推定方式は、付加的な測距デバイスを用いず、ネットワークのトポロジを用いて位置推定するため、一般的な無線センサノードで容易に利用ができ、多数の無線センサノードにより構成される WSN ノード位置推定に適している。WSN ノード位置推定方式として、アンカノードとの直接通信を前提とする Centroid 方式 [14] や APIT 方式 [15] などと、アンカノードとの直接通信を前提とせずマルチホップトポロジを利用した DV-Hop 方式 [16], [17], 多次元尺度構成法 (Multidimensional Scaling: MDS) を用いた方式 [18], [19] や Rendered Path (REP) 方式 [20] などがある。

#### 2.2.1 アンカノードとの直接通信を前提とする方式

Centroid 方式は、通信可能な複数のアンカノードの位置情報を位置推定するノードが取得し、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、複数個のアンカ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位置を推定する方式である。

Centroid と APIT の位置推定精度はアンカノード数に依存して改善を図れるが、その絶対精度は低い。さらに、各ノードは3つ以上のアンカノードと LOS であることが必要であるため、位置推定には相当数のアンカノードを必要とする。

### 2.2.2 マルチホップトポロジを利用する方式

DV-Hop 方式は、3つ以上のアンカノードからのホップ数とアンカ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、アンカノードとの距離を見積もることにより位置を推定する方式である。DV-Hop 方式は、アンカノードから推定ノードまでの最短パスが障害物により迂回し、実距離より推定距離が長くなる場合、その精度は著しく低下する。精度維持には、すべてのノードにおいて3つのアンカノードと LOS であることが必要であり、そのためには相当数のアンカノードが必要となる。MDS を用いた方式は多変量データの次元圧縮法を応用した位置推定であり、マルチホップトポロジにおける相対的な重心の制約問題を解くことにより位置推定を行う方式である。制約条件に用いる位置推定ノード間のマルチホップパスが LOS であることを前提とするため、位置推定ノード間の最短パスが障害物により迂回し、LOS/NLOS 混在環境では推定位置精度が劣化する。したがって、MDS も DV-Hop と同様に、LOS/NLOS 混在環境でその精度を維持するには相当数のアンカノードを必要とする。REP 方式は障害物がある環境、すなわち、LOS/NLOS 混在環境を想定する。REP 方式は障害物などにより最短パスが迂回する空間に仮想的なマルチホップパスを構成することで最短パスの迂回を低減させ、その仮想的な最短パスとアンカ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位置を推定する方式である。REP 方式もマルチホップ構成の WSN を前提とするが、膨大な数のノードにより構成される WSN を必要とする。これらのマルチホップトポロジを用いる位置推定方式は3つのアンカノードで位置推定可能であるが、精度は不十分であり、精度向上には相当数のアンカノードを必要とする。LOS/NLOS 混在環境では、この傾向がさらに強まる。いずれにおいても、アンカノード数に依存して、精度向上を図れるが、絶対精度は十分でなく、現実的方式になっていない。さらに、これらの方式は WSN がマルチホップトポロジであることを前提とするため、スター型トポロジの WSN に適用困難である。

### 2.2.3 WSN ノード位置推定におけるシステム構成

前述した WSN ノード位置推定は、位置推定処理を WSN で実施する分散型、もしくは、位置推定処理をサーバで実施する集約型のシステム構成となる。Centroid, APIT, DV-Hop, REP は分散型のシステム構成であり [21], MDS は集約型のシステム構成である [21]。分散型は位置推定処理を WSN のノードにおける協調処理で行うため、トポロジ変動に強いという特徴を持つ。しかし、位置推定処理に

おける通信や計算処理をノードで行うため、ノードへの負荷が高くなる。集約型はノードからトポロジ情報をサーバへ集約してサーバで位置推定処理を行うため、サーバ資源を用いて高度な処理が可能であり、位置推定の高精度化を図ることができる。しかし、トポロジの変動に弱いという欠点を持つ。工場自動化、環境モニタリング、構造物ヘルスマニタリングなどの多くのモニタリングシステムは定点センシングであり、また適用される無線センサノードはバッテリー駆動が想定されることから、このようなシステムにおける WSN ノード位置推定は集約型のシステム構成が適切と考えられる。

## 3. 集約型 SOL

我々が提案した集約型 SOL [4], [5] を概説する。

### 3.1 集約型 SOL の構成

WSN は多数のセンサノードと1つのシンクノードから構成される。このような構成の定点センシングの WSN を想定し、図 1 に示すように、集約型 SOL は無線センサモジュールとクラウドサーバモジュールで構成する。無線センサモジュールでは、隣接ノード情報の取得とそのクラウドサーバモジュールへの転送を行う。クラウドサーバモジュールでは、集約された隣接ノード情報から構成した仮想 WSN に SOL を適用することで位置推定を行う。

#### 3.1.1 無線センサモジュール

無線センサモジュールが動作する各ノードは自身の隣接ノードへの広告として自己 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隣接ノードは隣接ノード ID を取得する。各ノードは取得した隣接ノード ID のリストをシンクノードであるクラウド環境へ送信する。したがって、各ノードは広告ブロードキャストと隣接ノード ID リストをシンクノードへ送信するのみである。

#### 3.1.2 クラウドサーバモジュール

クラウドサーバモジュールはセンサモジュールにより集約された隣接ノード ID のリストを基に仮想 WSN を構成する。仮想 WSN はすべてのノードの隣接ノード情報を集

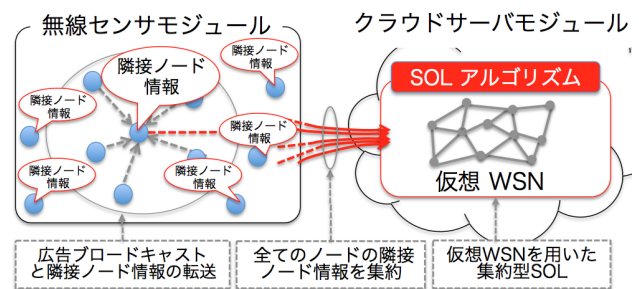


図 1 集約型 SOL の構成

Fig. 1 Composition of Cloud-SOL.

約するため完全な近傍トポロジ情報を有する．一方、そのノード位置とノード間リンクで構成されるネットワーク全体の形状（ジオメトリ）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 を適用する．

### 3.2 仮想 WSN の構成

クラウドサーバモジュールは以下の仮想 WSN 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．

### 3.3 SOL アルゴリズム

SOL アルゴリズムは多次近傍ノードによる位置修正を繰り返すことでジオメトリを再現する．ただし、各ノードの近傍ノード数の偏りが大きい場合、SOL アルゴリズムは位置推定精度の劣化の主要因となるトポロジ矛盾を起こす場合がある．したがって、位置更新終了後に推定ジオメトリのトポロジ矛盾を確認する．また、位置修正の繰返しによる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ノードの真位置と推定位置を用いて絶対位置へ変換しジオメトリの絶対位置を得る．

#### 3.3.1 多次近傍ノードによる位置更新

位置修正の初期段階は広い範囲の多次近傍ノードを用いて大域的なジオメトリを形成し、修正段階の進行にともない位置修正に使用する多次近傍ノードのホップ数を減少させて局所的かつ詳細なジオメトリを形成し収束させる．したがって、SOL アルゴリズムによる位置更新は以下のステップにより構成される．

[Step.1] 各ノードの推定位置をランダムに生成する．以降、ノード  $i$  の修正  $t$  回目の推定位置を  $w_i(t)$  とする．

[Step.2] ノード  $i$  に対して  $N$  ホップとなるノード群からランダムにノード 1 つを選択し、これをノード  $n$  とする．

ノード  $n$  を用いたノード  $i$  の修正ベクトル  $V_i^{\{N\}}(t)$  において、ノード間距離をホップ数  $N$  とし、次のように定義する．

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

修正ベクトル  $V_i^{\{N\}}(t)$  を用い、ノード  $i$  の位置更新は次のように行う．

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{N\}}(t)) & (t < \tau_N) \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{N-1\}}(t)) & (\tau_N \leq t < \tau_{N-1}) \\ \vdots & \\ w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_i^{\{1\}}(t) + V_i^{\{2\}}(t)) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

$$\alpha_i(t) = \eta \alpha_i(t-1) \quad (0 < \eta < 1). \quad (3)$$

ただし、 $\tau_N$  は位置更新に用いる多次近傍ノードを切り替える更新回数の閾値、 $\alpha_i(t)$  はノード  $i$  の  $t$  回目更新における学習係数である．

各ノードにおいて Step.2 を繰り返して位置修正を行い、ノード全体でネットワークジオメトリを再現する．

#### 3.3.2 推定トポロジ矛盾判定

図 2(a) にトポロジ矛盾の場合を示す．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、 $w_l$  はトポロジ矛盾となる位置である．図 2(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、トポロジ矛盾の検知領域を拡大するため、図 2(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、すべての共通 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、誤推定の検知の可能性を高める．この実施結果を領域判定値と定義し、式 (4) を満たさない場合、トポロジ矛盾と判定し、SOL アルゴリズムの再試行を行う． $A$  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、 $\beta$  は判定閾値である．

$$\frac{a}{A} \leq \beta. \quad (4)$$

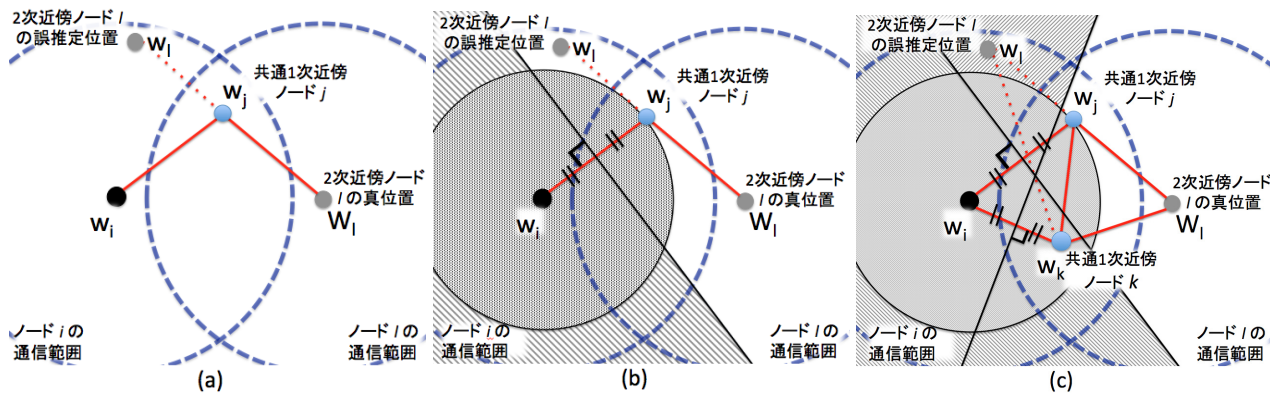


図 2 推定ノードのトポロジ矛盾領域  
Fig. 2 Contradictory area to actual geometry.

3.3.3 絶対座標変換

アンカノードの真位置  $W_A = (X_A, Y_A)$  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。

$$\begin{aligned} X_A &= ax_A + by_A + t_x \\ Y_A &= cx_A + dy_A + t_y \end{aligned} \tag{5}$$

3つのアンカノードから構成される連立方程式(5)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。

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}. \tag{6}$$

4. 集約型 SOL における仮想トポロジ

SOL アルゴリズムはマルチホップとなるトポロジ構成を持つ WSN で有効に機能する。しかし、実際の WSN は SOL アルゴリズムに適したトポロジを構成するとは限らない。仮想トポロジはクラウド環境の仮想 WSN を SOL アルゴリズムに最適化して再構成し、実際の WSN トポロジに依存することなく、高精度な位置推定を可能とする。

4.1 位置推定誤差と無線通信距離

SOL アルゴリズムに対して最適な仮想トポロジを構成するにあたり、位置推定誤差の無線通信距離への依存性をシミュレーションにて評価する。シミュレーション環境は  $1 \times 1$  平面領域にランダムにノードを配置し、無線通信距離は  $1 \times 1$  の空間に正規化した値として設定した。図 3 にシミュレーションでの正規化空間における各無線通信距離に対する位置推定誤差の 50 トポロジの分布とその平均を示す。いずれのノード数においても位置推定誤差の平均値は無線通信距離に対しておおむね下に凸となる。図 3 の左側の位置推定精度の急激な劣化は、無線通信距離が短くなり、ホップ数は増加するが 1 次近傍ノード数が極端に不足

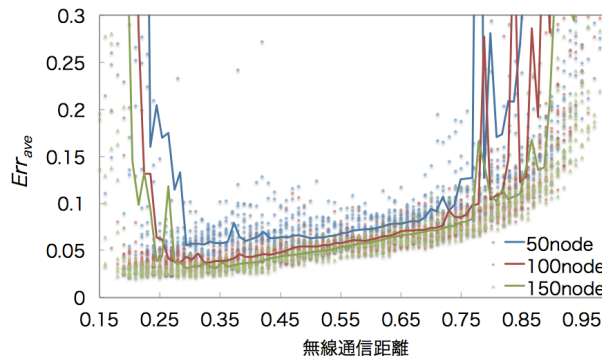


図 3 位置推定誤差と無線通信距離の相関関係  
Fig. 3 Dependence of  $Err_{ave}$  on wireless communication range.

するためである。図 3 の右側の位置推定精度の急激な劣化は、無線通信距離が長くなり、1 次近傍ノード数は増加するがホップ数が少なくなり、集約型 SOL には適さないトポロジ構成となるためである。図 3 の中央部分は無線通信距離が短くなるに従い、位置推定精度が改善する。この部分では、無線通信距離が短くなることで、適切な 1 次近傍ノード数を維持しつつ、ホップ数を増やし、集約型 SOL に適したトポロジを構成する。このように、位置推定誤差は無線通信距離に対して下に凸で極小点を持ち、SOL アルゴリズムには最適な無線通信距離、すなわち誤差を最小とする無線通信距離により構成されるトポロジが存在する。

4.2 仮想無線通信距離による仮想トポロジの構成

無線通信距離を制御することにより、SOL に最適なトポロジを構成して高精度な位置推定が可能である。WSN において無線通信距離からトポロジ制御する方式が多く提案されているが、それらは WSN の省電力や容量拡大を目的としていること [22]、およびその制御による無線センサノードの処理負荷増加を考慮して、これら方式を用いない。我々は、クラウドサーバモジュールにおける仮想 WSN に対して仮想無線通信距離を設定することにより、無線センサノードにおいて送信電力制御を実施せずに、SOL に最適

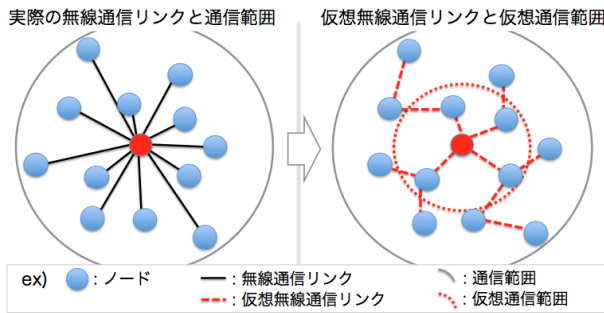


図 4 仮想トポロジ構成例

Fig. 4 Configuration of virtual network topology.

化したトポロジを構成する。仮想無線通信距離は無線センサノードが隣接ノード情報を取得する際に計測された無線リンク品質から設定する。すなわち、隣接ノード間の無線リンク品質において受信可能閾値を設定することにより、仮想的に無線通信距離を変更し、実際の WSN のトポロジを SOL に最適化した仮想トポロジへ再構成する (図 4)。

## 5. 仮想トポロジ実装手法

### 5.1 実装システム構成

集約型 SOL の実装システムは WSN のデファクトスタンダードである ZigBee [23] に準拠して構成する。無線センサモジュールが動作する無線センサノードのハードウェアは CPU として Arduino [24]、無線デバイスとして ZigBee 準拠の XBee [25] を使用し、センサデバイスは搭載しない。XBee では、クラウドモジュールが仮想無線通信距離を動的設定および変更を可能とするため、無線リンク品質として IEEE802.15.4 (ZigBee の MAC 仕様) における Link Quality Indicator (LQI) を取得する。クラウドモジュールの実行環境はシンクノードとする。シンクノードには PC を用い USB により XBee と接続し、無線センサノードモジュールからの隣接ノード情報を受信取得する。この受信データを用いて仮想 SOL アルゴリズムを実行する。

### 5.2 LQI を用いた仮想トポロジ実装

仮想トポロジ実装において、無線リンク品質は ZigBee の MAC レイヤ仕様の IEEE802.15.4 でサポートしている LQI を用いる。LQI は絶対距離を求めるには適さないが近傍の範囲として用いることは可能と考える。

#### 5.2.1 位置推定誤差と領域判定値

集約型 SOL においてノードの真位置は不明であるので、位置推定誤差は算出できない。そのため、位置推定誤差の代わりに領域判定値を用いる。3.3.2 項の推定トポロジ矛盾判定で得られる領域判定値は、推定した位置関係が各ノードの通信範囲が同一半径かつ真円を前提としたトポロジ制約をどれだけ満たすかを判定し、その矛盾率を示す。したがって、各ノードの通信範囲が同一半径かつ真円で構成されるトポロジであると矛盾率が低くなるため、位置推定精

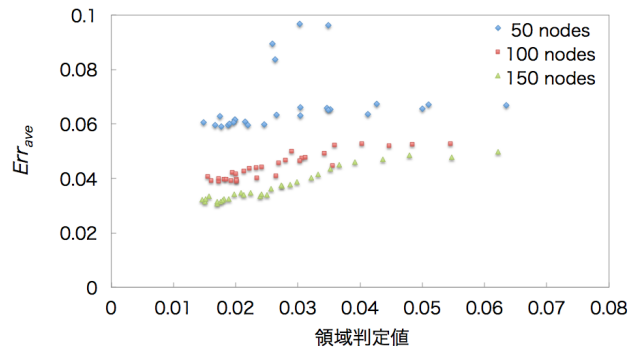


図 5 位置推定誤差と領域判定値の相関関係

Fig. 5 Dependence of  $Err_{ave}$  on judgment value.

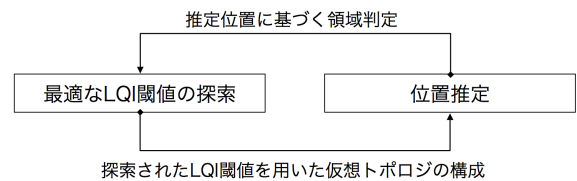


図 6 LQI 閾値探索と位置推定の循環

Fig. 6 Closed loop between search and estimation.

度が高くなる。また、この値が 0 に近づくとトポロジ矛盾のきわめて少ないジオメトリを推定できていることを表す。図 5 に通信距離 0.15~0.5 における 50 トポロジ平均の精度と領域判定値の関係を示す。図 5 が示すとおり、領域判定値が低下すれば位置推定誤差が小さくなるという一定の相関関係がある。したがって、SOL アルゴリズムにおいて位置精度誤差を最小とする無線通信距離を領域判定値を最小化する無線通信距離として求める。

#### 5.2.2 LQI 探索と仮想トポロジの構成

領域判定値を最小化する無線通信距離を探索するため、受信可能な LQI の閾値 (LQI 閾値) の設定により仮想的に無線通信距離を変える。しかし、最適な LQI 閾値は電波環境やノード配置などに依存し、トポロジごとに異なる。さらに、SOL アルゴリズムは位置修正に用いる近傍ノードをランダムに選択するため、同一の LQI 閾値により構成される同一のトポロジにおいても、領域判定値は変動する。前述のように領域判定値は LQI 閾値において全体傾向として下に凸と想定できるが、上記の変動から、領域判定値を最小化する LQI 閾値探索空間には多数の局所解が存在する。そのため、LQI 閾値探索と SOL アルゴリズムによる位置推定を連動させる。すなわち、仮想トポロジを用いて集約型 SOL が位置推定し、その結果である領域判定値から LQI 閾値を更新して仮想トポロジを再構成し、集約型 SOL が再位置推定する。以上のように、集約型 SOL による位置推定と領域判定値を最小化する LQI 閾値探索の循環を繰り返し、同一のトポロジに対する位置推定でも推定結果が異なる集約型 SOL において、領域判定値を最小化することによりノード位置推定精度を高精度化する (図 6)。

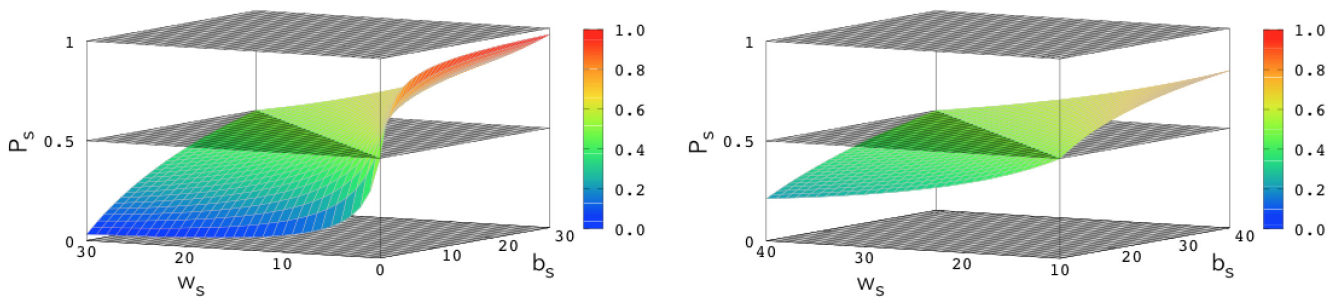


図 7 確率分布関数

Fig. 7 Probability distribution of  $P_s$ .

前述のように領域判定値はトポロジ、電波伝搬環境および SOL アルゴリズムにおける位置更新対象ノードにより変動するため、最急降下による LQI 閾値探索は局所解に至る可能性が高い。したがって、図 6 における循環において、最適な LQI 閾値の探索は、SOL アルゴリズムからの領域判定値を入力とし、入力された領域判定値において最小値（最小領域判定値）を記憶するとともに、その領域判定値の推移（前回領域判定値と比較して上がる/下がる）に基づく確率から LQI 閾値の探索方向（LQI 閾値を上げる/下げる）を選定する。この選定 LQI 閾値に基づき構成される仮想トポロジを出力する。確率による領域判定値の推移に応じた探索は次のような探索方針とする。

- 領域判定値が前回領域判定値と比較して上がる/下がるのいずれかの傾向へ偏る場合は、それに応じて LQI 閾値の探索を指向性（上げる方向/下げる方向）の強い探索とする。すなわち、領域判定値の変動を乗り越えて下に凸の底方向へ移動探索を行う。
- 最小領域判定値が更新され、領域判定値の変動方向に偏りが無い場合、下に凸の近傍に至ったと想定し、この近傍にとどまり繰り返し探索を行う。ただし、最小領域判定値が更新された場合でも、領域判定値の変動方向が偏る場合は、下に凸の近傍に至っていないとして、指向性の強い移動探索へ移行する。すなわち、局所解からの脱出を可能とする。

LQI 閾値の変更単位は、仮想トポロジのトポロジ構成が変わる LQI 最小変化量とし、探索速度と精度を高めるために以下の仮想トポロジ構成となる範囲に探索を制限する。

- LQI 閾値探索の下限値は、各ノードにおいて 1 次近傍ノード数が 2 以上となる最小の LQI 閾値とする。
- LQI 閾値探索の上限値は、各ノードにおいて 1 次近傍ノード数が 2 次以上の近傍ノード数を上まわらない最大の LQI 閾値とする。

LQI 探索と集約型 SOL による位置推定の循環終了条件は、次のように考える。

- 領域判定値の最小値更新率が高い場合、探索過程であり探索を継続する必要がある。
- 領域判定値の最小値更新率が低い場合、最小解を発見

した可能性が高い。

したがって、探索と位置推定の循環終了条件は、領域判定値の最小値更新率が十分に低い場合とし、記憶する最小領域判定値における推定結果をノードの推定位置とする。

以上の方針に基づき、LQI 閾値探索を次のように定義する。定義の表記において、SOL アルゴリズムの実行回数を  $s$ 、 $s$  回目の SOL アルゴリズムの結果から得られた領域判定値を  $\gamma_s$ 、記憶している最小領域判定値を  $\gamma_{best}$ 、初期化時または再初期化時から  $s$  回目までの探索において、LQI 閾値を前回探索より高くして領域判定値が改善されるケース（高くして良くなるケースと低くして悪くなるケース）数を  $b_s$ 、同様に、LQI 閾値を前回探索より高くして領域判定値が悪化するケース（高くして悪くなるケースと低くして良くなるケース）数を  $w_s$ 、 $s$  回目までの最小領域判定値の更新回数の総和を  $q_s$ 、 $s$  回目の最小値更新率を  $Q_s = q_s/s$  とする。

[Step.1] LQI 閾値探索の下限値から開始し、その仮想トポロジを SOL アルゴリズムへ適用する。

[Step.2] 初回探索 ( $s = 1$ ) または  $\gamma_s$  が  $\gamma_{best}$  を下回る場合、 $\gamma_s$  を  $\gamma_{best}$  に更新し、 $b_s$  と  $w_s$  を 0 にして  $P_s$  を初期化する。

[Step.3]  $b_s$  と  $w_s$  を用いて  $s$  回目の LQI 閾値の探索方向を確率的に変更する。LQI 閾値を高くする確率は以下に示す  $P_s$  とし、LQI 閾値を低くする確率は  $1 - P_s$  とする。

$$P_s = \frac{b_s + 1}{b_s + w_s + 2} \quad (7)$$

図 7 は  $b_s$  と  $w_s$  における  $P_s$  の分布を示す。再初期化時から  $s$  回目の探索における領域判定値改善方向の比  $b_s/w_s$  によって  $P_s$  を用いた探索の挙動が変化する。 $b_s/w_s$  が 1 から遠い場合、 $P_s$  は 1/2 から遠く、LQI 閾値を上げるまたは下げるいずれかの方向へ指向性が強い移動探索となる。すなわち、領域判定値が小さくなる傾向が強い LQI 閾値の方向へ探索を実施する。一方、 $b_s/w_s$  が 1 に近い場合、領域判定値の改善方向が明確ではなく  $P_s$  は 1/2 に近い。そのため、その時点での LQI 閾値の近傍におけるランダムな繰り返し探索となる。すなわち、最適な LQI 閾値の近傍に至っ

ていると考えられる. Step.2において,  $\gamma_{best}$  の更新された場合, 最適な LQI 閾値の近傍に至ったと仮定し, その仮定の判定を  $P_s$  を初期化して行う. すなわち, 仮定が正しい場合は  $P_s$  は 1/2 に近い値にとどまり, その近傍で繰り返し探索を行う. 一方, 仮定が正しくない場合は  $P_s$  は 1/2 から遠い値に移行し, 指向性の強い探索となる.

[Step.4] 変更された LQI 閾値による仮想無線通信距離から仮想トポロジを再構成し, SOL アルゴリズムに適用する. その結果により  $b_s$  または  $w_s$  に 1 を加算する.

[Step.5] Step.2 から Step.4 を繰り返し, 領域判定値が最小化する LQI 閾値を探索する. 探索終了条件は  $Q_s < \epsilon$  とし, Step.6 へ移る.

[Step.6] 領域判定値  $\gamma_{best}$  における推定結果をノードの推定位置とする.

### 5.2.3 ノード間無線リンク品質指数の取得

仮想無線通信距離は LQI に基づいて設定されるため, 隣接ノード ID と隣接ノード間の正確な LQI を必要とする. したがって, 隣接ノード間でのブロードキャストの競合による電波干渉を排除し確実な隣接ノード ID 取得と正確な LQI 取得を行うため, シンクノードによるセンサノードのブロードキャスト送信スケジューリング制御を行う. 図 8 に位置推定ノード A とその後の位置推定ノード B に対してのスケジューリング制御例を示す. 各ノードに対してのスケジューリング動作は以下を繰り返し行う.

- シンクノードが保持する WSN ノードリストから 1 つのセンサノードを選択し, その選択ノードへブロードキャスト送信許可の指示メッセージを送信する.

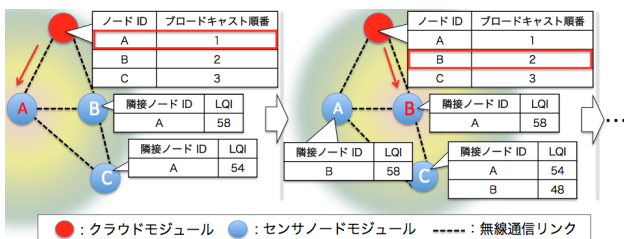


図 8 ノード間無線リンク品質指数の取得

Fig. 8 Scheduling for acquisition of inter-node LQI.

- そのメッセージを受信したセンサノードは隣接ノードへの自身の広告として自己 ID をデータとするブロードキャストを行う.
- 広告ブロードキャストにより各ノードは隣接ノード ID の取得と同時に, 広告ブロードキャスト受信時の LQI を取得する.

すべてのセンサノードによる広告ブロードキャスト終了後, 各センサノードは取得した隣接ノード ID と LQI を隣接ノード情報としてシンクノードへ転送する.

## 6. 評価

### 6.1 評価実験

評価実験は 図 9 のように, 電波伝搬の影響により取得される LQI の条件が異なる 3 カ所で行った. 1 カ所目は電波伝搬の影響が少ない屋外 LOS (Line-of-Sight, 見通し内) 環境, 2 カ所目は天井や壁などによるマルチパスフェージングの影響を受ける屋内 LOS 環境, 3 カ所目は屋内 LOS 環境の影響に加え, 障害物によって一部のノード間が間接波の LQI となる屋内 NLOS (Non-LOS, 見通し外) 混在環境である. LOS 環境においては意図した障害物を配置しない 5.0m × 5.0m の平面をネットワーク空間として定義し, NLOS 混在環境においてはコンクリート柱を内包し C 字型のフィールドとなる 5.0m × 5.0m の平面領域をネットワーク空間として定義する. これらの空間にノードをランダムに配置する. 想定するセンサネットワークおよびセンサノードの条件は, ネットワークにアンカノード 3 点, ノードは付加的な測距デバイスを用いないとする. この条件で位置推定可能かつシミュレーションベースではなく実装レベルの方式として DV-Hop を比較対象とする. マルチホップトポロジが必須である DV-Hop, 仮想トポロジを用いない集約型 SOL と提案方式である仮想トポロジを用いる集約型 SOL を比較し, 提案方式は位置推定を行う WSN のトポロジに依存しないことを示す.

実装においてセンサノードには

- Arduino UNO (CPU ATmega328 Clock 16 MHz, Flash Memory 32 KB, SRAM 2 KB)
- XBee Series 2 Wire Antenna (ZigBee Mesh),



図 9 実験風景

Fig. 9 Experiment environments.



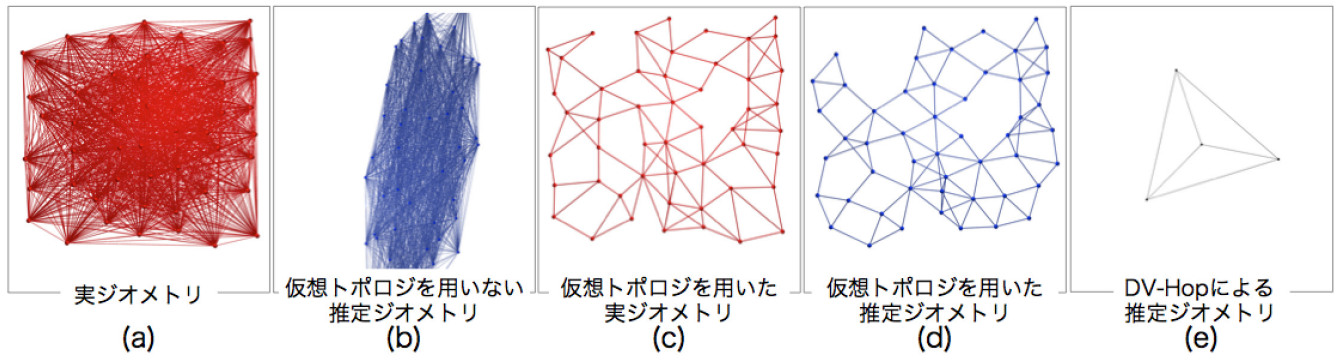


図 10 屋外 LOS 環境における推定ジオメトリ

Fig. 10 Estimated geometry examples in outdoor LOS environment.

シンクノード・クラウド環境には

- MacBook Pro (CPU Clock 2.8 GHz, RAM 16 GB, MacOSX 10.11)
- XBee Series 2 Wire Antenna (ZigBee Mesh)

を用いる。

### 6.2 評価方式

推定位置精度の評価として相対位置評価と絶対位置評価を行い、推定コストの評価として探索繰返し回数評価と推定時間評価を行う。

相対位置評価はノードの推定位置により構成される推定ネットワークの形状とオリジナルネットワーク形状の合同性を次式により評価する。 $d_{ij}$  は推定ネットワークにおけるノード  $i$  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,  $|N|$  はノード数を示す。

$$r_{ij} = \frac{d_{ij}}{D_{ij}}, \quad \bar{r} = \frac{1}{|N|C_2} \sum_{i=1}^{|N|-1} \sum_{j=i+1}^{|N|} r_{ij} \quad (8)$$

$$V[r_{ij}] = \frac{1}{|N|C_2} \sum_{i=1}^{|N|-1} \sum_{j=i+1}^{|N|} (1 - r_{ij}/\bar{r})^2 \quad (9)$$

$\bar{r}$  が 1 に,  $V[r_{ij}]$  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合同となる。すなわち,  $\bar{r}$  が 1,  $V[r_{ij}]$  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 (10) のように求める。 $W_i$  はノード  $i$  の真位置,  $w_i$  は推定位置を示す。

$$Err_{ave} = \frac{1}{|N|} \sum_{i=1}^N |W_i - w_i| \quad (10)$$

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。

探索繰返し回数評価は, 複数の実験環境で探索の繰返し

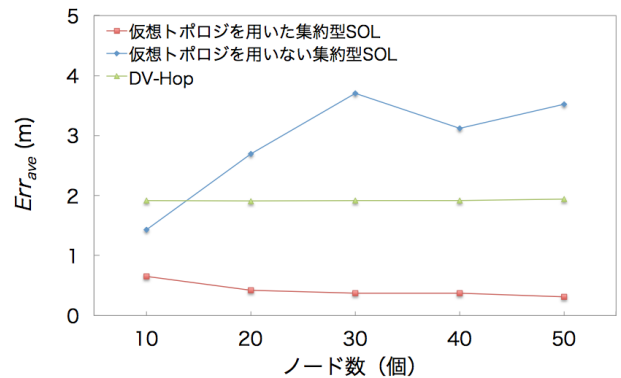


図 11 屋外 LOS 環境における絶対位置評価

Fig. 11 Precision of node location in outdoor LOS environment.

回数を比較することにより探索の有用性を示す。推定時間評価は, 探索による SOL アルゴリズムを繰り返すことによる位置推定のコストを示す。

### 6.3 評価結果

#### 6.3.1 推定位置評価

まず, 屋外 LOS 環境における DV-Hop, 仮想トポロジを用いない集約型 SOL, 仮想トポロジを用いた集約型 SOL を比較する。図 10 は屋外 LOS 環境においての仮想トポロジの使用有無における集約型 SOL の実ジオメトリと推定ジオメトリ, DV-Hop の推定ジオメトリを示す。実ジオメトリの点はノードの真位置を示し, 推定ジオメトリの点はノードの推定位置を表す。また, 仮想トポロジを用いないトポロジのノード間の線は無線通信リンクを表し, 仮想トポロジを用いたトポロジのノード間の線は仮想無線通信リンクを表す。実トポロジは完全グラフに近いトポロジである。そのため, 比較対象である DV-Hop は三辺測量では解が得られず, 多数のノードがアンカノード 3 点の重心に推定される (図 10(e))。図 11 は屋外 LOS 環境における仮想トポロジを用いた集約型 SOL, 仮想トポロジを用いない集約型 SOL, DV-Hop の絶対位置推定評価を示す。また, 図 12 は屋外 LOS 環境における仮想トポロジを用いた集

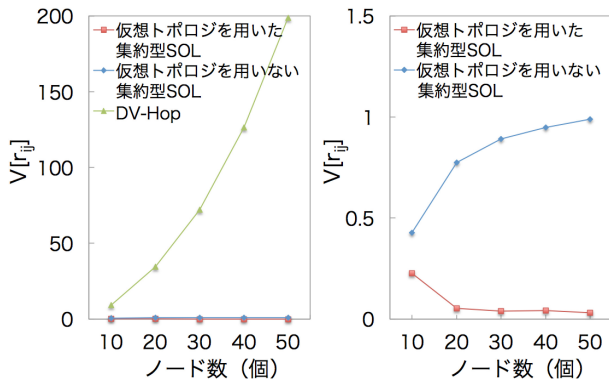


図 12 屋外 LOS 環境における相対位置評価 (左: 全体, 右: 拡大)  
**Fig. 12** Congruence of network geometry in outdoor LOS environment (right: enlarged view of left).

約型 SOL, 仮想トポロジを用いない集約型 SOL, DV-Hop の相対位置推定評価を示す. 平均誤差はノード数にかかわらず, 約 1.9m (図 11) であるが,  $V[r_{ij}]$  はノード数が増加するに従い 0 を大きく上回る (図 12 左). すなわち, DV-Hop の推定ネットワーク形状はオリジナルネットワーク形状とまったく異なり, 平均誤差が示した値よりその位置の有用性は著しく低い.

仮想トポロジを用いない集約型 SOL は DV-Hop のようにノードが重なって推定されることはないが, その推定トポロジは実トポロジの位置関係と異なるため  $V[r_{ij}]$  は大きく (図 12 右), 真位置からも大きくずれている (図 10(b)). 仮想トポロジを用いない場合, トポロジ構成はマルチホップ構成を含まないため, ネットワークジオメトリにおいてホップによるジオメトリの解像度が低く, SOL アルゴリズムはジオメトリの特徴を再現できない. したがって, ジオメトリは大きく変形し, 大きな位置誤差となる (図 11). 一方, 仮想トポロジを用いた場合, ホップ数によるジオメトリの解像度が上がるためその特徴が明確になる. 仮想トポロジを用いた集約型 SOL は, 図 10(c) の示すような細分化されたトポロジ構成が入力されるため,  $V[r_{ij}]$  はノード数が増えるに従い 0 へ近づき (図 12 右), 図 10(d) が示すように推定ジオメトリの合同性が高くオリジナルネットワーク形状とほぼ同じとなるネットワーク形状を推定している. さらに, 平均誤差もノード数の増加に従い, 実位置にはほぼ一致する高精度な位置推定が可能となる (図 11).

次に, 屋外 LOS 環境, 屋内 LOS 環境, 屋内 NLOS 混在環境における仮想トポロジを用いた集約型 SOL を比較する. 図 13 に仮想トポロジを用いた集約型 SOL の屋外 LOS 環境, 屋内 LOS 環境, 屋内 NLOS 混在環境における相対位置評価を示す. また, 図 14 に仮想トポロジを用いた集約型 SOL の屋外 LOS 環境, 屋内 LOS 環境, 屋内 NLOS 混在環境における絶対位置評価を示す. 環境の違いを比較すると, ノード数が少ない場合において, 屋内環境の  $V[r_{ij}]$ ,  $Err_{ave}$  はともに屋外環境に劣る. これは屋内環

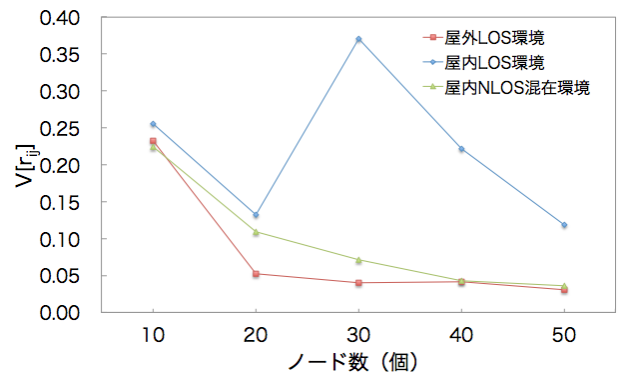


図 13 仮想トポロジを用いた集約型 SOL の相対位置評価  
**Fig. 13** Congruence of network geometry with virtual network topology.

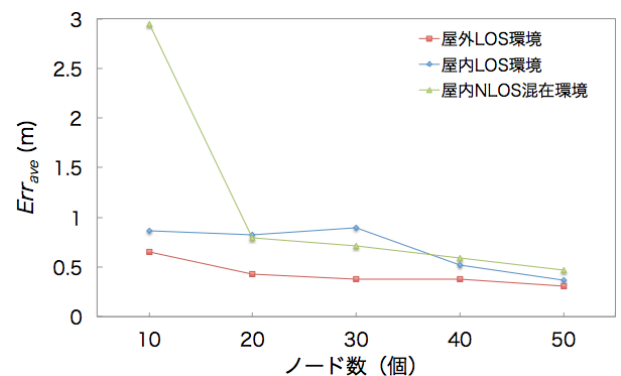


図 14 仮想トポロジを用いた集約型 SOL の絶対位置評価  
**Fig. 14** Precision of node location with virtual network topology.

境は, マルチパスフェージングの影響により LQI が変動するためであると考えられる. しかし, ノード数の増加に従い, 屋内 LOS 環境と屋内 NLOS 混在環境の各  $V[r_{ij}]$  と  $Err_{ave}$  は改善され, 屋外の値に近づく. すなわち, 隣接ノード数の増加に従い, 多様な仮想トポロジ構成が可能になると, より近傍のマルチパスフェージングの影響を比較的受けにくい近傍ノードを隣接ノードとするトポロジを構成し, これにより電波伝播の影響を排除し, かつそれらのトポロジ構成から SOL アルゴリズムに適したマルチホップトポロジ構成を発見する. したがって, 位置推定領域のノード密度にばらつきがあるような C 字型のフィールドでも最良の領域判定値を見つけることが可能なため, 推定位置精度が高精度化する (図 15(d), 図 16(d)).

### 6.3.2 推定コスト評価

#### LQI 閾値探索回数評価

図 17 は仮想トポロジを用いた集約型 SOL の LQI 閾値探索回数を示す. ノード数が増えると, 探索回数が増加する傾向が見られる. ノード数が増えることで多様な仮想トポロジ構成が可能となり, それに従い LQI 閾値の変動単位が細分化されるため LQI 閾値の探索移動量が小さくなる. これにより, 最適な LQI 閾値までの移動回数が増加

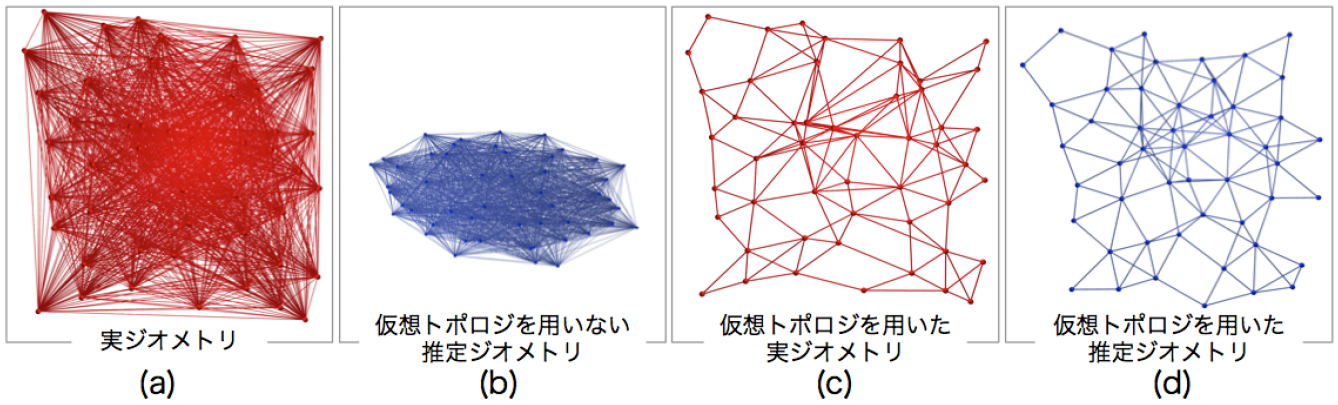


図 15 屋内 LOS 環境における推定ジオメトリ

Fig. 15 Estimated geometry examples in indoor LOS environment.

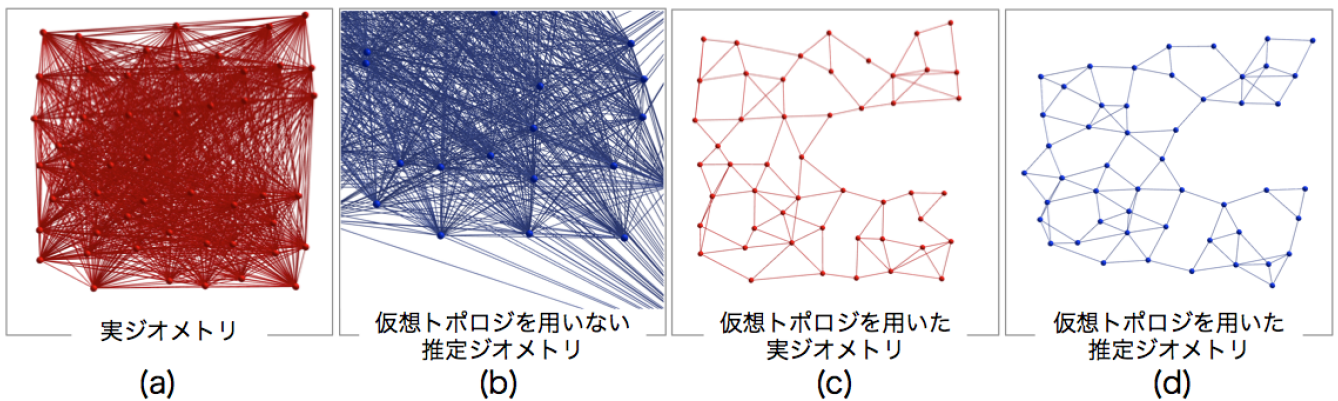


図 16 屋内 NLOS 混在環境における推定ジオメトリ

Fig. 16 Estimated geometry examples in indoor LOS/NLOS mixture environment.

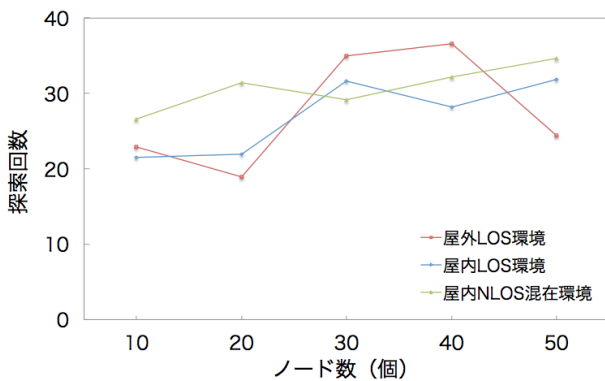


図 17 LQI 閾値探索回数

Fig. 17 Number of searches for LQI threshold.

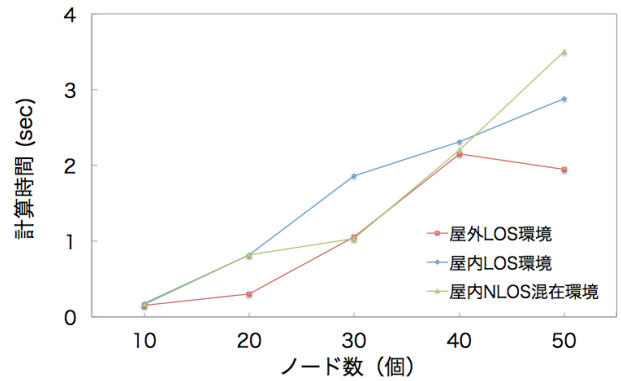


図 18 位置推定計算時間評価

Fig. 18 Location estimation time.

し、最小値の更新回数が多くなると考えられる。しかし、その増加量は少なく負荷は軽微である。これは、指向性の強い探索により、領域判定値の変動を乗り越えて少ない回数で最小解の近傍へ接近するためと考えられる。したがって、ノード数の増加を考慮しても、領域判定値の推移に基づく確率を用いた LQI 閾値探索は有効に機能していると考えられる。

位置推定計算時間評価

図 18 は仮想トポロジを用いた集約型 SOL の位置推定時

間を示す。ノード数が 10 個のとき、SOL アルゴリズムの推定処理時間が少ないことに加え探索範囲の制限により探索範囲が非常に狭く 0.2 秒程度である。ノード数の増加に従い、位置推定処理時間は線形的な増加にとどまり、ノード数が 50 個のとき 3 秒前後である。ノード数に対して線形的に増加するのは、SOL アルゴリズムの処理がノード数に対して線形的に増加するためである。また、クラウド環境として使用した PC は一般的なノート PC であるにもかかわらず、短時間で位置推定を終えていることから、提案方

式はノード数が増加しても十分に実用的な時間内で位置推定が可能であるといえる。

## 7. まとめ

本論文では、定点センシングにおける多様な WSN トポロジに集約型 SOL を適用可能とするため、WSN のトポロジに依存しない仮想トポロジを用いた集約型 SOL を提案し、その実装手法を示した。さらにその実機評価実験から次の有用性を確認した。

- ノード数増加に伴い電波伝播の影響を排除できる。
- ノード数増加に伴い高精度な位置推定ができる。
- 実トポロジに非依存のため、定点センシングにおける多様な WSN に適用可能である。
- ノード数が増加しても実用的な時間内で位置推定が可能である。

## 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] Kitanouma, T., Takashima, Y., Adachi, N. and Takizawa, Y.: Cloud-based Self-Organizing Localization for wireless sensor networks in mixture environments of LOS and NLOS, *Proc. IEEE IWCMC 2015*, pp.1230-1235 (2015).
- [5] 北之馬貴正, 高島優斗, 安達直世, 滝沢泰久: 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, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, No.2, pp.494-505 (2016).
- [6] Buda, A., Schuermann, V. and Wallet, F.J.: Wireless Technologies in Factory Automation, *Factory Automation*, Silvestre-Blanes, J. (Ed.), In Tech, pp.29-50 (2010).
- [7] Zhuang, Q.L., Zhang, D.H. and Wong, M.M.: Wireless Sensor Networks for Networked Manufacturing Systems, *Factory Automation*, Silvestre-Blanes, J. (Ed.), In Tech, pp.139-160 (2010).
- [8] Korber, H.J., Wattar, H. and Scholl, G.: Modular Wireless Real-Time Sensor/Actuator Network for Factory Automation Applications, *IEEE Trans. Industrial Informatics*, Vol.3, No.2, pp.111-119 (2007).
- [9] Hofmann-Wellenhof, B., Lichtenegger, H. and Collins, J.: Global Positioning System, *Theory and Practice*, 4th ed. (1997).
- [10] Harter, A., Hopper, A., Steggle, P., Ward, A. and Webster, P.: The anatomy of a context-aware mobile applications, *Proc. ACM/IEEE MobiCom 99*, Vol.8, pp.187-197 (1999).
- [11] Priyantha, N., Miu, A., Balakrishnan, H. and Teller, S.: The cricket compass for context-aware mobile applications, *Proc. MOBICOM 2001* (2001).
- [12] Wozniak, M., Odziemczyk, W. and Nagorski, K.: Investigation of Practical and Theoretical Accuracy of Wireless Indoor Positioning System Ubisense, *Reports on Geodesy and Geoinformatics*, Vol.95, No.1, pp.36-48 (2013).
- [13] 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).
- [14] 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).
- [15] He, C., Huang, C., Blum, B.M., Stankovic, J.A. and Abdelzaher, T.F.: Range-free localization and its impact on large scale sensor networks, *ACM TECS*, Vol.4, No.4, pp.877-906 (2005).
- [16] Niculescu, D. and Nath, B.: DV-based positioning in ad hoc networks, *Telecommun. Syst.*, Vol.22, No.1-4, pp.267-280, (2003).
- [17] Zhou, Z., Xiao, M., Liu, L., Chen, Y. and Lv, J.: An Improved DV-HOP Localization Algorithm, *Proc. ISISE 2009*, pp.598-602 (2009).
- [18] Shang, Y., Ruml, W. and Zhang, Y.: Localization from mere connectivity, *Proc. ACM Mobihoc 2003*, pp.201-212 (2003).
- [19] Shang, Y. and Ruml, W.: Improved MDS-based localization, *Proc. INFOCOM 2004*, Vol.4, pp.2640-2651 (2004).
- [20] Li, M. and Liu, Y.: Rendered Path: Range-Free Localization in Anisotropic Sensor Networks With Holes, *IEEE/ACM Trans. Networking*, Vol.18, No.1, pp.320-332 (2010).
- [21] Ammari, M.H.: *The Art of Wireless Sensor Networks Volume1: Fundamentals*, Springer, ISBN 978-3-642-4008-7 (2014).
- [22] Li, M., Li, Z. and Vasilakos, V.A.: A Survey on Topology Control in Wireless Sensor Networks: Taxonomy, Comparative Study, and Open Issues, *Proc. IEEE*, Vol.101, No.12, pp.2538-2557 (2013).
- [23] available from <http://www.zigbee.org/>.
- [24] available from <https://www.arduino.cc/>.
- [25] available from <http://www.digi.com/lp/xbee>.



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, 2016 年関西大学大学院博士課程前期課程修了。現在, 関西大学大学院博士課程後期課程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。



新居 英志 (学生会員)

2015 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, 関西大学大学院博士課程前期課程において無線センサネットワークにおけるセキュリティ等の研究に従事。



安達 直世 (正会員)

1996年立命館大学理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。同年より同大学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芸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。