

直方体空間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

北之馬 貴正¹ 新居 英志¹ 安達 直世² 滝沢 泰久²

概要: Wireless Sensor Network (WSN) は, 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必須の技術である. WSN を利用したアプリケーションとして工場や倉庫におけるモニタリングがあり, 物理情報の取得位置としてセンサノードの位置は重要な情報であることから, WSN を構成するセンサノードの位置推定を行う研究が数多く行われている. また, このような利用アプリケーションにおいては 2 次元の位置情報だけでは不十分であり, 3 次元の位置推定が必要となる. そこで我々は 3 次元での位置推定が可能な集約型自己組織化ノード位置推定方式 (3 次元集約型 SOL) を提案している. 3 次元集約型 SOL は測距デバイスを必要とせず, かつ極少数のアンカーノードで位置推定が可能であるが, 一般的なセンシング空間である高さ方向の空間が狭い直方体空間において, 位置推定精度が低下する問題がある. 上記問題を解決するため, 本稿では 3 次元集約型 SOL における直方体空間での精度低下を抑制する空間仮想拡張方式を提案し, シミュレーション評価を用いてその有用性を示す.

1. はじめに

Wireless Sensor Network (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の技術である. WSN を利用したアプリケーションとして工場や倉庫におけるモニタリングなどがあり, 物理情報の取得位置としてセンサノードの位置は重要な情報であることから WSN を構成するセンサノードの位置推定を行う研究が数多く行われている. またこのような利用アプリケーションにおいては, 2 次元の位置情報だけでは不十分であり, 3 次元の位置推定が必要となる.

人手による作業を必要とせず自律的に位置情報を取得できる無線ノード位置推定方式において, 現在, 利用もしくは研究されている方式は, ノード間測距デバイスの使用の観点から 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. また, いずれの方式においても 3 次元の位置推定に対応するのは GPS のみであるが, GPS は Range-Based 方式であり, 電力消費やコスト面においてセンサノードに不適である. すなわち, センサノードに適した 3 次元位置推定方式は現存しない.

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 [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, さらに 3 次元空間に対応する 3 次元集約型 SOL [6] を提案している. 3 次元集約型 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, アンカーノード 4 点のみで 3 次元の絶対位置推定が可能なためアンカーノードへの依存度が極めて低い. 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. ため, 低消費電力が望まれる WSN において特に有効な位置推定であると言える.

この 3 次元集約型 SOL は立方体の評価空間において他方式よりも高精度な位置推定が可能であることが確認され

¹ 関西大学 理工学研究科
Graduate School of Engineering, Kansai University

² 関西大学 環境都市工学部
Faculty of Environmental and Urban Engineering, Kansai University

ている。しかし、工場や倉庫におけるモニタリングなどの適用空間は水平方向に比べて高さ方向の空間が狭い直方体空間が想定されるが、このような直方体空間において3次元集約型 SOL の位置推定精度が劣化することを確認した。これは高さ方向のホップ数が他の方向と比べて減少し、高さ方向へのトポロジ情報の不足が原因であると考えられる。

本稿では、上記問題を解決する直方体に適応可能な3次元集約型 SOL の拡張方式を提案する。また、その精度評価から有用性を示す。

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、センサノードにノード間通信機能の他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 [7], Cricket [8], Ubisense [9] や Iterative Multilateration [10] などがある。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、センサノードに測距デバイスを追加する必要があり、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、GPS 以外の方式は現状では3次元に対応しない。

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 [11], APIT 方式 [12] や DV-Hop 方式 [13] [14] などがある。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、複数個のアンカーノードの組み合わせから作成可能な全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

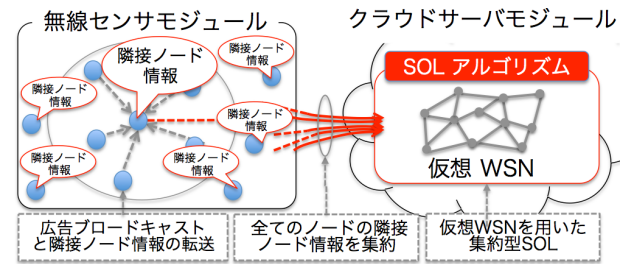


図1 集約型 SOL の構成

向上には多量なアンカーノードが必要な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 RangeFree 位置推定方式の場合、3次元に対応出来ている方式は現状では存在しない。

3. 3次元集約型 SOL

我々が提案した3次元集約型 SOL [6] 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 WSN を想定し、図1に示すように、3次元集約型 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。従って、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）は全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全てのノードに実施し、個々のノード毎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。従って、位置修正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ー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修正

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、修正段階の進行に伴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。従って、SOL アルゴリズムによる位置修正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 の位置修正は次のように行う。

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

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

ただし、 τ_N は位置修正に用いる多次近傍ノードを切り替える修正回数の閾値、 $\alpha_i(t)$ はノード i の t 回目修正における学習係数である。

各ノードにおいて Step.2 を繰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 トポロジ矛盾判定

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、同一のトポロジにおいても、位置推定誤差は変動するため、以下のトポロジ矛盾判定を行い矛盾の少ないジオメトリを推定する。

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。従って、 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 k においても同様の判定を行う。以上のように、全ての共通 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。 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。

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

このトポロジ矛盾判定で得られる値を領域判定値と定義する。領域判定値は推定されたジオメトリのトポロジ矛盾率を示すため、値が 0 に近づくとトポロジ矛盾の極めて少ないジオメトリを推定できていることを表す。領域判定値と位置推定誤差には、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。従って、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。

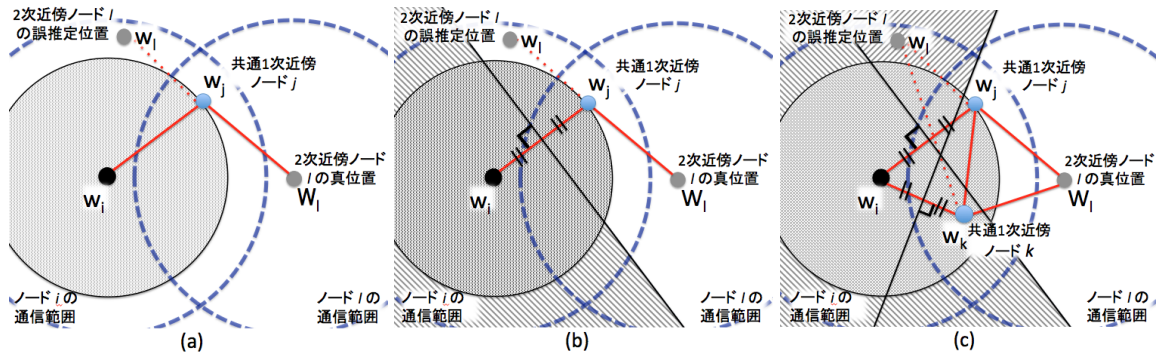


図 2 推定ノードのトポロジ矛盾領域

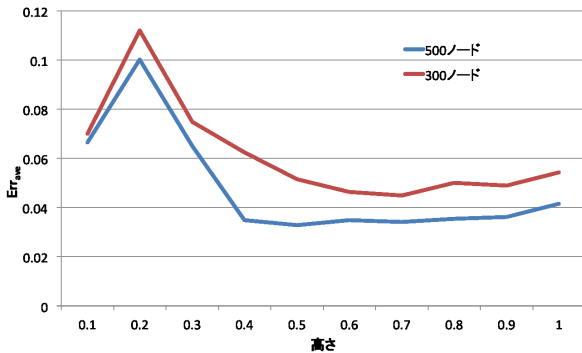


図 3 既存方式を直方体空間に適用した場合の高さと精度の関係

3.4 絶対座標変換

SOL で推定した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 $W_A = (X_A, Y_A, Z_A)$ は推定位置 $w_A = (x_A, y_A, z_A)$ を用いて以下のように表される。

$$\begin{aligned} X_A &= ax_A + by_A + cz_A + t_x \\ Y_A &= dx_A + ey_A + fz_A + t_y \\ Z_A &= gx_A + hy_A + iz_A + t_z \end{aligned} \quad (5)$$

4つのアンカーノードから構成される連立方程式(5)から12個の係数 $a, b, c, t_x, d, e, f, t_y, g, h, i, t_z$ 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 $w_i = (x_i, y_i, z_i)$ から絶対座標 $\hat{w}_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$ へ変換される。

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ \hat{z}_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c & t_x \\ d & e & f & t_y \\ g & h & i & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (6)$$

4. 反転写像による仮想ノードの利用

既存の3次元集約型 SOL は立方体空間では高い位置推定精度を得られるが、図3に示すように正方形で構成する他方向を基準とした高さ方向の比が0.4を下回ると大きく精度劣化することが確認できる。

精度劣化の原因としては、直方体空間は立方体空間と比較して、高さ方向の空間が狭く、集約型 SOL が構成する仮想 WSN のトポロジにおいて高さ方向のトポロジ情報が

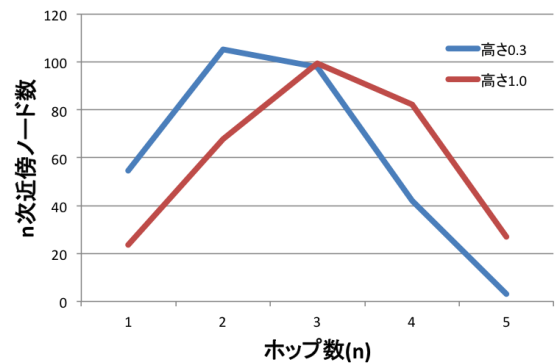


図 4 立方体と直方体空間におけるノード間ホップ数の分布 (300ノード)

不足するためと考えられる。図4の高さ0.3と1.0の n 次近傍ノード数におけるホップ数を比較すると、高さ0.3はノード間ホップ数が少なく、高さ1.0はノード間ホップ数が増える傾向にある。これは、高さ方向の空間が狭くなり、ノード間距離が短くなるためである。従って、集約型 SOL は、位置推定に用いるマルチホップのノードが減少する直方体空間では立方体空間よりも精度が下がる傾向になると考えられる。以上より、立方体空間と比較して直方体空間が精度劣化する原因は、集約型 SOL が構成する仮想 WSN のトポロジにおいて高さ方向のトポロジ情報が不足するためと考えられる。

以上の問題を解決するため、仮想的に空間とノード数を拡張して高さ方向の空間を広げる反転写像方式(図5)を提案する。

- 高さ0の平面を反転写像の基準となる境界として定め、この境界面上にアンカーノードを設置する。
- 上記境界を基準として、実空間のトポロジを反転写像した仮想トポロジを生成する。仮想ノードの仮位置 $w'_i = (x'_i, y'_i, z'_i)$ は、実空間にランダムに配置された実ノードの仮位置 $w_i = (x_i, y_i, z_i)$ を用いて次のように表される。

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ z'_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}. \quad (7)$$

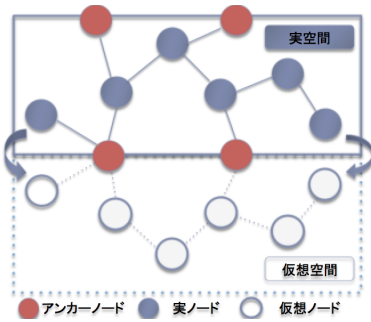


図 5 反転写像による空間の拡張

表 1 シミュレーション諸元

| | |
|---------|-----------------------|
| 評価空間 | 1.0 × 0.1 ~ 0.5 × 1.0 |
| 通信半径 | 0.3 |
| 位置修正回数 | 800 |
| 評価トポロジ数 | 15 |
| ノード数 | 100 ~ 300 |

- 境界面上に設置されたアンカーノードを用いて実空間のトポロジと反転写像した空間の仮想トポロジを結合する。
- 上記の反転写像で得られた仮想ノードを位置推定対象ノードに加えることで高さ方向へのノード数を倍増させた仮想 WSN トポロジに集約型 SOL を適用する。

以上により、高さ方向へのトポロジ情報を増やし、直方体空間における 3次元集約型 SOL の精度改善を図る。

5. 評価

5.1 評価方法

図 3 から高さ比 0.1~0.5 で大きく精度劣化しているため、評価空間の高さは 0.1~0.5 とする。

- 既存の 3次元集約型 SOL
- 反転写像を用いた 3次元集約型 SOL

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ネットワークの形状とオリジナルのネットワークの形状の相似性を、次の式により評価する。

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

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

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。

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。

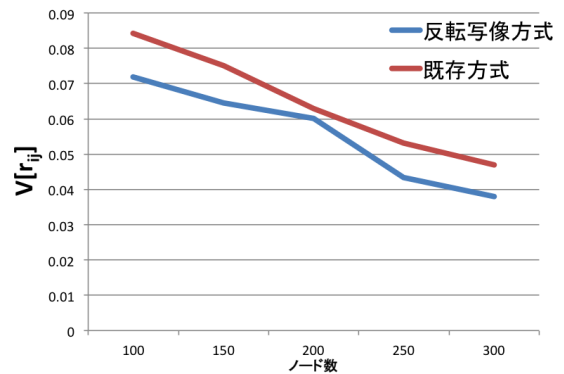


図 6 ジオメトリ相似性

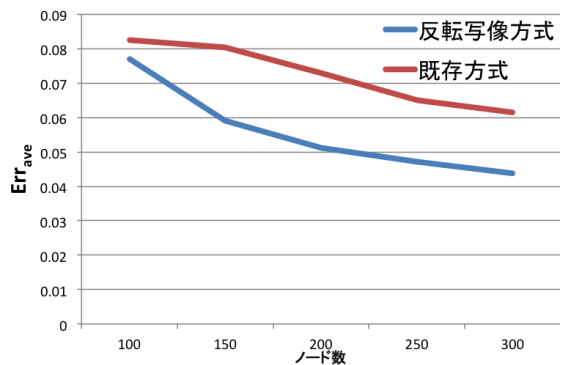


図 7 位置推定誤差

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

W_i はノード i の真位置, w_i は推定位置を示す。

5.2 評価結果

最後に、図 10 に直方体空間における既存方式と反転写像方式によるノード間ホップ数の分布を示す。全てのノード間ホップ数において反転写像方式の方が n 次近傍ノードが多く、多様なマルチホップノードを位置推定に利用できるため位置推定精度が改善したと考えられる。

まず、評価空間の高さ 0.3 における各評価からノード数に対する傾向を示す。図 6 と図 7 はそれぞれ各ノード数における相対位置評価と絶対位置評価を表す。既存方式と反転写像方式を比較すると $V[r_{ij}]$ と Err_{ave} 共に全てのノード数において反転写像方式が優位性を示す結果となった。特に絶対位置評価において、反転写像方式のノード数 100 は既存方式のノード数 200 に、反転写像方式のノード数 150 は既存方式のノード数 300 に近い位置推定誤差となることから、反転写像方式により 2 倍のノード数を用いた位置推定精度と同様の精度を得ることが可能となる。また、ノード数が増えるほど ERR_{ave} の改善率が上昇する。これは反転写像方式により推定ノード数を倍増させるため、実ノード数が多いほど仮想ノードの増加数が多いことに起因する。

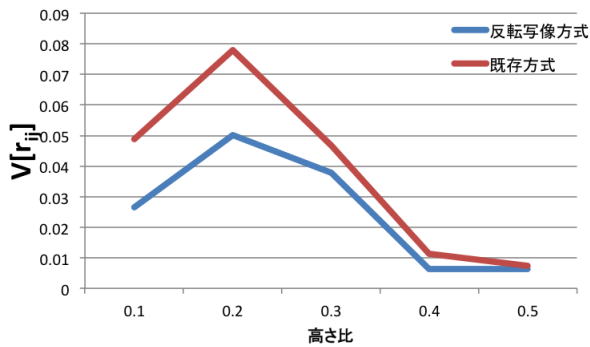


図 8 高さ比毎の精度比較 (ノード数 300)

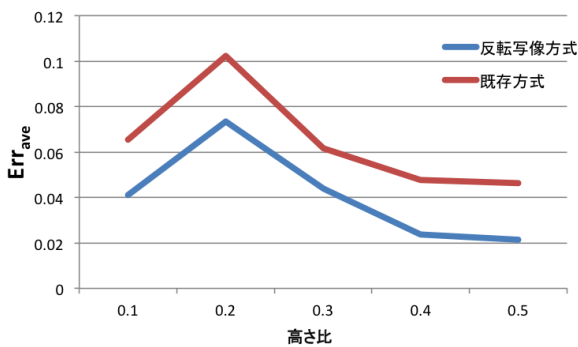


図 9 高さ比毎の精度比較 (ノード数 300)

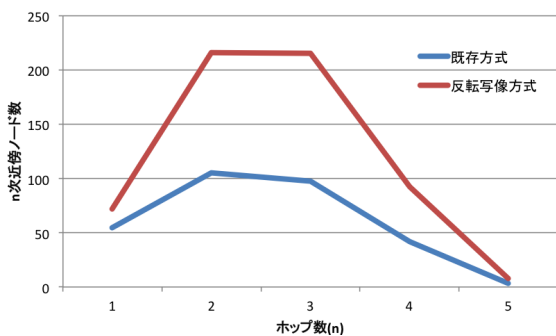


図 10 ノード間ホップ数の分布 (300 ノード)

次に、ノード数 300 における評価空間の高さに対する傾向を示す。図 8 と図 9 にそれぞれノード数 300 の各高さ比における相対位置評価と絶対位置評価を表す。各評価における既存方式と反転写像方式の値の推移傾向は同様となるが、既存方式と比較して反転写像方式は大きく精度改善することが見てとれる。

以上より、反転写像方式は直方体空間において有効であると考えられる。

6. まとめ

本稿は、直方体空間における反転写像方式を用いた 3 次元集約型 SOL を提案した。また、シミュレーション評価から、直方体空間においても位置推定精度の劣化を大幅に抑制することを示した。今後は 3 次元集約型 SOL の直方体空間における障害物混在環境での精度評価および実環境

での精度評価を検討する。

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, Wu., Talwar, S., Johnsson, K., Himayat, N. and Johnson, KD.: 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] 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).
- [5] Kitanouma, T.; Adachi, N. and Takizawa, Y.: Cloud-based self-organizing localization with virtual network topology for wireless sensor networks and its implementation, *Proc. IEEE PIMRC 2016*, pp.1–7 (2016).
- [6] 毛利友紀, 北之馬貴正, 安達直世, 滝沢泰久: 3次元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, 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol.2015-DPS-165, No.19, pp.1–8 (2016).
- [7] 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).
- [8] Priyantha, N., Miu, A., Balakrishnan, H. and Teller, s.: The cricket compass for context-aware mobile applications, *Proc. MOBICOM 2001* (2001).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] 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).
- [12] He, C., Huang, C., M.Blum, B., A.Stankovic, J. and F.Abdelzaher, T.: Range-free localization and its impact on large scale sensor networks, *ACM TECS*, Vol.4, No.4, pp.877–906 (2005).
- [13] Niculescu, D. and Nath, B.: DV-based positioning in ad hoc networks, *Telecommun.Syst*, Vol.22, No.1-4, pp.267–280 (2003).
- [14] Zhou, Z., Xiao, M., Liu, L., Chen, Y. and Lv, J.: An Improved DV-HOP Localization Algorithm, *Proc. ISISE 2009*, pp.598–602 (2009).