

屋内環境におけるトポロジ多重化を用いた 集約型自己組織化位置推定方式とその実装評価

川田 千尋¹ 北之馬 貴正² 滝沢 泰久^{3,a)}

受付日 2021年5月10日, 採録日 2021年11月2日

概要: 屋内環境における集約型自己組織化位置推定方式 Self-Organizing Localization (SOL) をスマートデバイスへ適用した SmartFinder はスマートデバイス間のトポロジ情報を用いて 3 定点のみで多数のスマートデバイスの位置を推定する。SOL は自己組織化アルゴリズムを用いた屋内測位技術であり、測位設備の依存性がきわめて低い。しかし、SOL は測位対象のデバイスが少なく、デバイス間のトポロジ情報が不十分である場合は位置推定精度が低下するという課題がある。本論文では、この課題を解決するために、SOL において移動するデバイスを異なる位置の複数のデバイスとして扱い、仮想的にデバイス数を増幅させて、その移動位置におけるトポロジ情報を多重化する方式を提案する。さらに、スマートフォンを用いた実装評価から提案方式の位置推定精度の改善効果を示す。

キーワード: 屋内測位, 自己組織化, トポロジ, 測位精度

Self-organizing Localization with Topology Multiplexing and Its Implementation Evaluation in Indoor Facility

CHIHIRO KAWATA¹ TAKAMASA KITANOUMA² YASUHISA TAKIZAWA^{3,a)}

Received: May 10, 2021, Accepted: November 2, 2021

Abstract: Previously, we proposed SmartFinder with Self-Organizing Localization (SOL) as an indoor localization system with just three anchor nodes without prepared measurements. The SOL which is based on Self-Organizing algorithm can locate many mobile smart devices with high accuracy, and its dependence on infrastructure equipments for localization is extremely low. However, it has the issue that its accuracy deteriorates on a small number of smart devices. In this paper, to resolve the issue, we further propose SOL with topology multiplexing, which virtually amplifies the number of devices by handling mobile devices at different locations as topologies of different devices, and show its effectiveness for improving accuracy with implementation evaluation using smart phones.

Keywords: indoor localization, self-organization, topology, localization accuracy

1. はじめに

近年、屋内空間での人の活動状況やモノの利用状況を把握する試みにおいて、スマートデバイスの位置情報は非常

に重要である。特に最近では IoT の実社会への普及拡大にともない、物理的な位置情報が重要視されている。

現在、屋内空間で人やモノの位置を推定する方式には電波を用いる iBeacon [1] や Indoor Messaging System (IMES) [2], 各種センサを用いるフィンガープリンティング [18], カメラ画像を用いる方式 [19], [20] がある。位置推定精度は数 m から数十 cm であるが、電波を用いる手法では環境内に多数の定点ビーコンを必要とし、フィンガープリンティングでは事前にセンサ取得情報に応じた環境の物理情報マップの作成が必要である。カメラを用いる方式では、高精度な位置推定を行うには相当数のカメラと事前の

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 株式会社 Phindex Technologies
Phindex Technologies Inc., Suita, Osaka 565-0842, Japan

³ 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) takizawa@kansai-u.ac.jp

十分なデータによる位置推定機能の学習を必要とし、また見通し環境を確保する必要がある。すなわち、いずれの方式においても、位置推定のために人手による十分な設備設置や事前準備を必要とするため、頻繁にレイアウト変更がある大規模商業施設への適用、測位設備を常設することが難しい建設現場への適用は困難である。

北之馬らは、屋内の集約型自己組織化スマートデバイス位置推定方式 (Self-Organizing Localization: SOL) と SOL をスマートデバイスへ適用した SmartFinder [3], [4], [5], [6] を提案している。SOL は、SOM [8] を応用拡張して、ランダムなネットワークジオメトリから隣接トポロジ情報を用いてネットワークジオメトリを再現する。その特徴として定点 3 点のみで、多数のデバイスの位置を推定可能であり、測位設備の依存性がきわめて低い。SOL を用いた SmartFinder は、スマートデバイス間の通信を Bluetooth Low Energy (BLE) [7] とし、そのスマートデバイスの位置を誤差 2 m 程度で推定する。しかし、SOL は測位対象のデバイスが少なく、デバイス間の隣接トポロジ情報が不十分である場合は位置推定精度が低下するという課題がある。

本論文ではこの課題を解決するために、SOL におけるトポロジ多重化を提案する。トポロジ多重化は移動するスマートデバイスを異なる位置の複数のデバイスとして扱い、仮想的にデバイス数を増幅させて、その移動位置におけるトポロジ情報を多重化する方式である。さらに、スマートフォンを用いた実機評価からトポロジ多重化の位置推定精度の改善効果を示す。

2. 関連研究

現在利用または研究されている屋内利用を想定した位置推定方式の概要を表 1 に示す。これらは、電波を用いる方式、センサ情報を用いる方式、およびカメラ画像を用いる方式に大別できる。電波を用いる方式には、デバイス間の受信電波強度に基づく iBeacon, IMES, RADAR [12],

SpotON [13], 電波往復時間に基づく Impulse UWB [11], トポロジに基づく DV-Hop [15], Centroid [14], APIT [16] などがある。センサ情報を用いる方式は、デバイスの加速度センサやジャイロセンサから算出した移動方向と距離に基づく Pedestrian Dead Reckoning (PDR) [17], デバイスの地磁気センサ情報と環境の地磁気ヒートマップに基づくフィンガープリンティング [18] などがある。また、カメラ画像を用いる方式 [19], [20] は環境の画像における特徴点やマーカの座標データベースに基づいて位置推定を行う。

電波を用いる方式の精度は測位設備である定点ビーコン数と屋内環境の電波伝搬状況に強く依存する。PDR の精度はセンサ精度に依存し、さらにセンサによる推定位置の誤差補正する定点の配置数にも依存する。地磁気センサ情報を用いるフィンガープリンティングは、測位設備を必要としないが、事前に屋内環境の地磁気をセンシングしてそのヒートマップを作成する必要がある。精度はセンサ精度とヒートマップの解像度に強く依存する。カメラ画像を用いる方式は、電波を用いる方式より高精度な位置推定が可能であるが、カメラ画像による識別可能範囲は電波の到達範囲と比較すると相当狭くなるため、電波を用いる方式と同様の範囲をカバーするには相当数の定点カメラを配置する必要がある。また、特徴点やマーカなどの事前設定が必要であり、障害物への耐性がないため、カメラ配置では見通しを確保することが必須となる。

いずれの方式においても測位設備や環境マップが十分に構成されていることが必須であり、それゆえに拡張性や柔軟性に大きな課題がある。

3. SOL を用いた SmartFinder

SmartFinder は、断続的に移動を繰り返すスマートデバイスへ SOL を適用した屋内測位方式である。屋内施設において 3 定点のみで多数のモバイルスマートデバイスの位置推定を実現する。

表 1 既存屋内測位の特徴

Table 1 Feature of conventional indoor localization.

分類	方式	精度	測位設備	事前測定	耐障害物
電波を用いる方式	iBeacon	数 m	定点ビーコン	不要	△ 精度劣化
	IMES				
	RADAR				
	SpotON				
	DV-Hop				
	Centroid				
	APIT				
	Impulse UWB	十数 cm			× 見通しが必要
センサを用いる方式	PDR	1~数 m	誤差補正定点	センサ調整	△
	地磁気	数 m	不要	ヒートマップ作成	精度劣化
カメラ画像を用いる方式		数~数十 cm	定点カメラと特徴点・マーカ	特徴点計測	× 見通しが必要

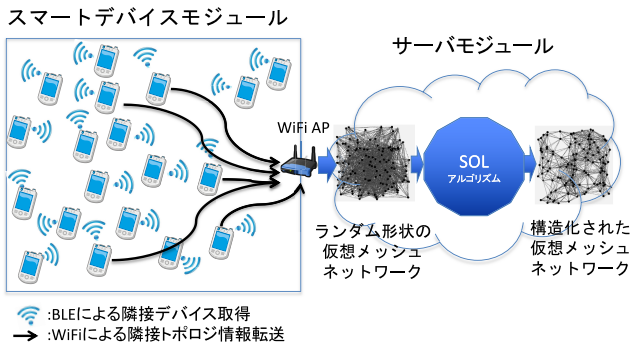


図 1 SOL を用いた SmartFinder のシステム構成
Fig. 1 Composition of SmartFinder with SOL.

3.1 SmartFinder システム構成

SmartFinder は多数のスマートデバイスモジュールとサーバモジュールから構成される (図 1)。

3.1.1 スマートデバイスモジュール

スマートデバイスモジュールは SmartFinder が測位対象とするスマートデバイスで動作する。スマートデバイスは、Wi-Fi/LTE, BLE の無線デバイス、およびモーションセンサを装備していることを想定する。スマートデバイスとしては、スマートフォン、BLE タグなどが相当する。各スマートデバイス (以降、デバイス) は周期的に BLE を用いて自身の ID 情報を広告 (アドバタイズ) する。同時に隣接デバイスからのアドバタイズを受信 (スキャン) し、隣接デバイス ID とスキャン時の RSSI を取得する。また各デバイスはモーションセンサを用い自身の移動/停止状態の判定を行う。以上の BLE スキャンにより取得した隣接デバイス ID, RSSI, センサによる自身の移動/停止をまとめて隣接トポロジ情報として Wi-Fi/LTE を用いてサーバモジュールへと転送する。

3.1.2 サーバモジュール

サーバモジュールではスマートデバイスモジュールから転送された隣接トポロジ情報における隣接デバイス ID を集約して仮想メッシュネットワークを構成する。さらに、隣接デバイス間 RSSI と仮想メッシュネットワークを SOL へ適用することで全デバイスの位置を推定する。

3.2 サーバモジュールにおける仮想メッシュネットワーク

各デバイスで取得した隣接デバイスの RSSI から、デバイス間リンク長を算出する。電波干渉やチャネルごとの伝搬特性によるデバイス間リンク長への影響を低減させるため、隣接するデバイス i とデバイス j の双方向の RSSI を一定期間において平均して、これを \bar{P}_{ij} としてデバイス間リンク長の算出に用いる。ここで、伝搬損失係数を v とすると、 \bar{P}_{ij} は距離の v 乗に反比例して減衰し、 v は理想空間では 2、シャドウイングやマルチパスフェージングの影響下ではおおむね 2 以上 4 以下となることが知られている。そのため、 v は実距離に対して単調増加傾向を期待できる

2 以上の任意の値とする。以上から、式 (1) により算出した l_{ij} をデバイス間リンク長とする。

$$l_{ij} = \bar{P}_{ij}^{-\frac{1}{v}} \quad (1)$$

また、仮想メッシュネットワークのデバイス間の複数のパスにおいて算出デバイス間リンク長の和が最小となるパス長をデバイス間相対距離とする。

3.3 SOL によるスマートデバイスの位置推定

SOL はデバイス間相対距離をもとにデバイス推定位置の修正を繰り返し行いネットワークの形状の再現を行う。

3.3.1 大域 SOL と局所 SOL

SOL は停止デバイスの位置を推定する大域 SOL と移動デバイスの位置を推定する局所 SOL から構成される。大域 SOL は仮想メッシュネットワーク全体を用いて長期間で高精度に停止デバイスの位置推定を行う。局所 SOL は移動デバイスの近傍の停止デバイスとの局所的なネットワークを用いて短期間で位置推定する。

停止デバイスは、大域 SOL 実行周期開始時にデバイスからの直近の隣接トポロジ情報において停止状態のデバイスであり、その期間は同周期で当該デバイスから周期的に転送される隣接トポロジ情報において停止状態が継続される期間である。一方、移動デバイスは大域 SOL 実行開始時またはそれ以降でデバイスからの隣接トポロジ情報において移動状態となるデバイスで、その期間は大域 SOL 現周期終了時までである。大域 SOL 実行周期は連続するため、周期をまたがって停止デバイスまたは移動デバイスとして扱う場合もある。

局所 SOL は移動デバイスの移動に対応するため短期間に位置推定するが、大域 SOL で高精度に位置推定された停止デバイスを固定点として用いることによりその位置推定精度を維持する。大域 SOL は長周期で継続的に全停止デバイスの推定位置を出力し、局所 SOL は大域 SOL と非同期に、かつ移動デバイスごとに実行して、短周期で継続的に個々の移動デバイスの推定位置を出力する。

3.3.2 大域 SOL の停止デバイス位置推定

大域 SOL における位置推定アルゴリズムは以下の手順で実施される。

[Step.1] 各デバイスの推定位置をランダムに生成する。以降、 t 回目の修正におけるデバイス i の推定位置を $w_i(t)$ とする。

[Step.2] デバイス i の位置修正に用いる近傍デバイスを 2 つ選択する。1 つはデバイス間相対距離が最大デバイス間リンク長 \bar{l} より小さいデバイス m_1 、他方はデバイス間相対距離が 2 ホップ最大距離相当とする $2\bar{l}$ より小さいデバイス m_2 を、それぞれ近傍デバイスからランダムに選択し、デバイス i の位置を次のように修正をする。

$$V_{im}(t) = \frac{d_{im} - |w_i(t) - w_m(t)|}{|w_i(t) - w_m(t)|} (w_i(t) - w_m(t)) \quad (2)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_{im_1}(t) + V_{im_2}(t)) \quad (3)$$

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

d_{im} はデバイス i と m とのデバイス間相対距離, $\alpha_i(t)$ はノード i の t 回目の修正における学習係数, η は減衰定数である.

デバイスごとに [Step.2] を繰り返し実施し停止デバイスの位置推定する. さらに繰返し処理が完了後, 3 点のアンカデバイスの絶対位置と推定位置から停止デバイスの推定位置をアフィン変換により絶対座標へと変換する.

大域 SOL は以上の位置推定処理により停止デバイス位置を出力し, これを長周期で継続的に出力する.

3.3.3 局所 SOL による移動ノード位置推定

局所 SOL は絶対座標系において次のように位置推定を行い, 位置修正回数を大幅に削減する.

[Step.1] デバイスの直近の位置推定結果を初期仮位置 $w_i(0)$ とする.

[Step.2] 近傍デバイスは 2 つの停止デバイスを選択し, その選択方法は大域 SOL と同等である. ただし, 絶対座標での位置修正であるため, 相対座標系のデバイス間の距離に関わる変数はスケール比 S に基づいて絶対座標系の値に調整される. S は次のように求める.

$$S = \frac{1}{|N|C_2} \sum_{i=1}^{|N|-1} \sum_{j=i+1}^{|N|} \frac{|\hat{w}_i - \hat{w}_j|}{|w_i - w_j|} \quad (5)$$

\hat{w}_i は絶対座標系におけるデバイス i の推定位置, w_i は相対座標系におけるデバイス i の推定位置, $|N|$ は仮想メッシュネットワークのデバイス数である. 以上により, 局所 SOL は停止デバイス s を用いて次のように移動デバイス i の位置修正を行う.

$$V_{is}(t) = \frac{d_{is} \cdot S - |\hat{w}_i(t) - \hat{w}_s|}{|\hat{w}_i(t) - \hat{w}_s|} (\hat{w}_i(t) - \hat{w}_s) \quad (6)$$

$$\hat{w}_i(t+1) = \hat{w}_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_{is_1}(t) + V_{is_2}(t)) \quad (7)$$

局所 SOL は以上の位置推定処理により移動デバイス位置を出力し, これを短周期で継続的に出力する.

4. 提案方式

SOL は測位対象のデバイス数が少なく, デバイス間のトポロジ情報が不十分である場合は位置推定精度が低下する. 一方, デバイス数の増加にともなった隣接デバイス数の増加により, SOL においてデバイス位置の隣接デバイス制約が強化されて精度が向上する [6]. また, 隣接デバイス数の増加は, デバイス間相対距離の算出において, フェージングによる影響の少ないデバイス間パスが構成可能となり, デバイス間相対距離が実距離に対して線形性の相関が

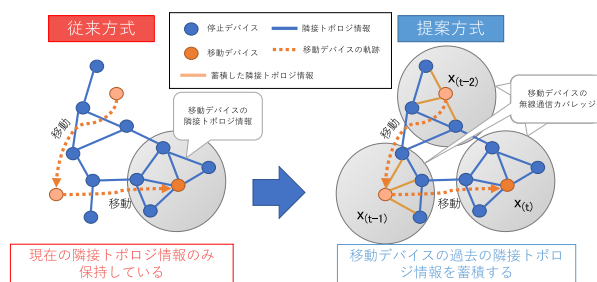


図 2 SOL におけるトポロジ多重化方式

Fig. 2 Topology multiplexing with SOL.

強まり精度が向上する [6]. 以上から, SOL の精度が向上するためにはデバイス数を増加させることが必要となる. しかし, 物理的なデバイス数は SOL では制御範囲外であるので, 仮想的にデバイス数を増幅させるトポロジ多重化を提案する. トポロジ多重化は, 移動デバイスの離散時間での多様な位置において取得したデバイス間の隣接トポロジ情報を異なるデバイスの隣接トポロジ情報として蓄積する. この仮想的に増幅された隣接トポロジ情報により SOL の精度向上を実現する.

4.1 トポロジ多重化

文献 [6] において, SOL はデバイス数の増加にともなった隣接デバイス数の増加により, デバイス間リンク数が増加することで精度が改善されると示している. そこで, 我々はデバイス密度が少ない場合でも隣接トポロジ情報を増加させ, デバイス間リンク数を増加させることで, SOL の精度を改善することができると思う. 図 2 に, 従来の SOL とトポロジ多重化を用いた SOL をそれぞれ示す. 青丸が停止デバイスをオレンジ丸が移動デバイスを表しており, オレンジ破線は移動デバイスの軌跡を表している. 図 2 左は従来の SOL が用いるトポロジ情報を示す. 従来の SOL は移動デバイス, 停止デバイスともに現在時刻 t において取得した隣接トポロジ情報を用いて位置推定を行っているため, 実デバイス数に依存した精度しか得られない. 図 2 右はトポロジ多重化を用いた SOL が用いる隣接トポロジ情報を示す. トポロジ多重化を用いた SOL は移動デバイスを離散時間において異なる位置に存在する異なるデバイスとしてその隣接トポロジ情報を多重化する. すなわち, 現在時刻 t における移動デバイスの位置 $x(t)$ での隣接トポロジ情報だけでなく, 移動デバイスの過去の移動位置 $x(t-1)$, $x(t-2)$ において取得した隣接トポロジ関係を蓄積して推定を行うことで, 隣接トポロジ情報, すなわち, デバイス間リンク数を増幅させて SOL の精度向上を図る.

4.2 トポロジ多重化による位置推定手順

トポロジ多重化における大域 SOL および局所 SOL の位置推定手順を示す.

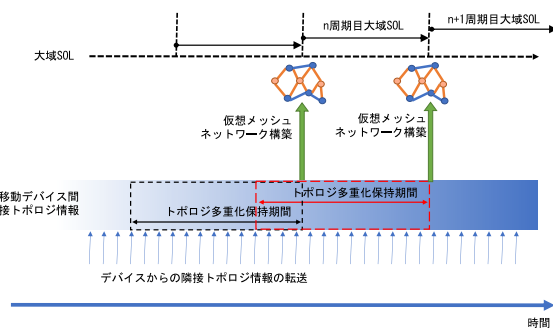


図 3 トポロジ多重化保持期間

Fig. 3 Lifetime for topology multiplexing.

4.2.1 トポロジ多重化保持期間

各デバイスは BLE の Advertisement 周期と Scan 周期に従って取得した直近の隣接トポロジ情報をサーバへ周期的に転送する (図 3 のデバイスからの隣接トポロジ情報の転送). サーバは各デバイスから転送された隣接トポロジ情報を蓄積して保持する (図 3 の停止・移動デバイス間蓄積トポロジ情報). この蓄積された隣接トポロジ情報は保持期間が設定されて, 保持期間を超過した隣接トポロジは破棄される. この期間をトポロジ多重化保持期間とし, 一定期間の隣接トポロジ情報を蓄積保持する (図 3 のトポロジ多重化保持期間).

4.2.2 トポロジ多重化を用いた大域 SOL

大域 SOL は, その実行周期開始時にトポロジ多重化により蓄積保持された隣接トポロジ情報を参照し, 直近の隣接トポロジ情報において停止状態とするデバイスを停止デバイスとする. すなわち, 停止デバイスの扱いは従来方式と同等である. さらに, 大域 SOL は蓄積保持されている隣接トポロジ情報において移動状態とする隣接トポロジ情報をそれぞれ異なる停止デバイスからの隣接トポロジ情報として扱う. 当該隣接トポロジ情報は前述の停止デバイスが過去から直近まで継続的に停止状態である期間における移動デバイスと当該停止デバイス間の隣接トポロジ情報を有効とする. すなわち, 移動デバイスが, 前述の停止デバイスが直近まで継続して停止状態となっている期間中に当該停止デバイス間で取得した隣接トポロジ情報をそれぞれ個別の停止デバイスからの隣接トポロジ情報として扱う.

以上のように, 大域 SOL は実行周期開始時に, 停止デバイスによる隣接トポロジ情報と移動デバイスによる異なる時間における当該停止デバイス間の隣接トポロジ情報を用いて, 仮想メッシュネットワークを構成する (図 3 の仮想メッシュネットワーク構築). 構成した仮想メッシュネットワークを用いた位置推定手順は 3.3.2 項に従い, 実行周期終了時に全停止デバイスの推定位置を出力する.

以上のことから, トポロジ多重化保持期間が長くなる場合, 仮想メッシュネットワークのデバイス数が増幅して, 停止デバイスの位置精度の向上が期待できる. また, 一定停止デバイス数に対して移動デバイスが増えた場合もトポ

ロジ多重化により仮想メッシュネットワークのデバイス数が増幅されるため, 停止デバイスの位置精度の向上が期待できる.

4.2.3 トポロジ多重化における局所 SOL

局所 SOL は, 大域 SOL 実行周期開始時およびそれ以降でデバイスからの隣接トポロジ情報において移動状態である場合にデバイスごとに実行され, 大域 SOL 実行周期終了まで局所 SOL の実行周期に従って移動デバイスの推定位置を繰り返し出力する. 位置推定においては, デバイスから転送された直近の隣接トポロジ情報のみを用いて, 位置推定初期位置を当該デバイスの直近の推定位置とし, 隣接トポロジ情報における隣接デバイスの直近の推定位置を固定点として位置を推定する.

移動デバイスの隣接トポロジ情報において多くの停止デバイスを含む場合, 停止デバイスは前周期でトポロジ多重化により高精度な推定位置を有するデバイスであることが期待できるため, このようなデバイスを固定点として用いるならば, 局所 SOL による移動デバイスの位置推定精度も間接的に向上が期待できる.

4.2.4 各実行周期とトポロジ多重化保持期間

大域 SOL 実行周期, 局所 SOL 実行周期, 隣接トポロジ情報転送周期, およびトポロジ多重化保持期間はそれぞれ独立に設定される. したがって, それぞれは非同期に実行し, デバイスから周期的に転送される隣接トポロジ情報をトポロジ多重化で一定期間蓄積保持し, これを用いて, 大域 SOL は実行周期ごとに仮想メッシュネットワークを構成して高精度な停止デバイスの位置を推定し, 局所 SOL は大域 SOL が前周期で出力した停止デバイスの位置を用いて移動デバイスの直近の位置を推定する.

4.3 相対座標系による局所 SOL の位置推定

局所 SOL では絶対座標系において位置推定を行うため, デバイス間リンク長を絶対座標系スケールへ変換している (式 (5) を参照). このスケール比は大域 SOL の実行周期ごとに更新される. すなわち, 大域 SOL 実行周期完了後にスケール比が更新され, 次の大域 SOL 実行周期完了まで, 局所 SOL がこのスケール比を用いて絶対座標系で移動デバイスの位置推定を行う. しかし, 図 4 に示すように, 本スケール比は過去の全隣接トポロジ情報から構成した大域 SOL の仮想メッシュネットワークに基づいており, 局所 SOL が用いている現在時刻での移動デバイスの隣接トポロジ情報から構成する仮想メッシュネットワークとまったく異なるトポロジである. したがって, 本スケール比を局所 SOL へ用いることはネットワークスケールにおいて不適合であり, 局所 SOL の精度劣化の要因となる.

以上のことから, 大域 SOL によるスケール比に基づいた局所 SOL の絶対座標系の位置推定を, 移動デバイスによる相対座標系のネットワークを用いる位置推定へ変更し,

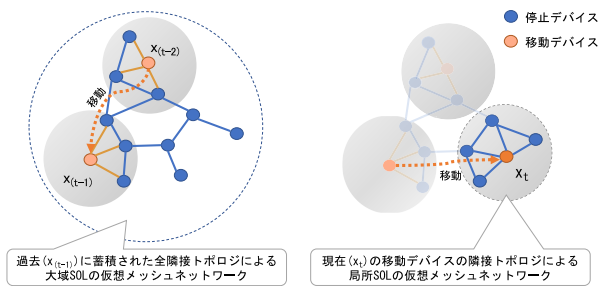


図 4 大域 SOL と局所 SOL の仮想メッシュネットワーク
Fig. 4 Virtual mesh network on global/local SOL.

次のように実施する。

- 大域 SOL のアフィン変換前の相対座標系における停止デバイスの位置を用いる。
- 移動デバイスの初期位置は上記座標系における直近の当該デバイスの推定位置とする。
- 次のように相対座標系で移動デバイスの位置を推定し、停止デバイスの位置は更新しない（大域 SOL が推定した相対座標系での位置を維持）。

$$V_{is}(t) = \frac{d_{is} - |w_i(t) - w_s|}{|w_i(t) - w_s|} (w_i(t) - w_s) \quad (8)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha_i(t) \cdot (V_{is_1}(t) + V_{is_2}(t)) \quad (9)$$

$w_i(t)$ は相対座標系における移動デバイス i の t 回目の修正時の推定位置、 w_s は大域 SOL により推定された相対座標系における停止デバイス s の推定位置である。

- 上記トポロジと座標系において局所 SOL により出力された推定位置を、大域 SOL での停止デバイス（アンカデバイスも含む）推定位置とその絶対座標系の位置を用いてアフィン変換して絶対位置へ変換する。

以上により、局所 SOL の位置推定を自身の相対座標系ネットワークスケールで実施し、その後アフィン変換することにより、スケールの不適合を排除する。

5. 実装実験評価

5.1 評価方法

トポロジ多重化を用いた SOL の有用性を検証するために Android スマートフォン（以降、デバイス）を用いて実装実験を行う。今回実験で用いた Android スマートフォンは FREETEL の SAMURAI REI2 である。

実験の諸元を表 2、表 3 に示す。本論文では測位対象のデバイス数が少なく、デバイスの密度が低い場合での有用性を示すため、停止デバイス数を 10 台、30 台、50 台と変更した。大域 SOL 実行周期は、移動デバイスの位置推定は局所 SOL により実行周期 1sec で更新されること、およびオフィスなどの人の移動/停止状態遷移頻度を考慮した場合、停止デバイスの位置推定頻度は 10sec 周期で十分であると想定して設定した。トポロジ多重化保持期間の最大値は設定経路を 1 周する時間に相当する 60sec とした。し

表 2 実験環境と設備

Table 2 Environment and equipments in experience.

フィールド範囲 (m × m)	15 × 15
停止デバイス数 (内、アンカデバイス 3)	10, 30, 50
移動デバイス数	1
移動デバイスの移動速度 (m/sec)	1.0

表 3 実験における SOL のパラメータ

Table 3 SOL parameters in experience.

減衰定数 η	0.992
隣接トポロジ情報の転送周期 (sec)	1
大域 SOL の実行周期 (sec)	10
局所 SOL の実行周期 (sec)	1
大域 SOL における位置修正回数	800
局所 SOL における位置修正回数	400
伝搬損失係数 v	2.0
トポロジ多重化保持期間 (sec)	0 (従来方式), 30, 60

たがって、実験における仮想メッシュネットワークの最大デバイス数は、50 デバイスでトポロジ多重化保持期間が 60sec の設定時における 110 デバイス（停止デバイス 50 台と移動デバイス 1 台から 1sec 周期で転送される隣接トポロジ情報を蓄積）である。一方、大域 SOL の位置推定時間は仮想メッシュネットワークのデバイス数に対して線形増加し [5]、100 デバイスの位置推定時間は実験に用いるノート PC (CPU : intel Core i7 3.5 GHz, メモリ : 2,133 MHz DDR3 16 GB) で 200msec 以下である。したがって、大域 SOL 実行周期 10sec において 5,000 デバイスの仮想メッシュネットワークを用いて位置推定可能と考えられる。局所 SOL においては、1 局所 SOL で 1 デバイスを位置推定することから 1/100 の 2msec 以下と想定され、1sec 周期に 500 デバイスの位置推定が可能と考えられる。以上のことから、実験の設定におけるトポロジ多重化保持期間増加による位置推定処理時間への影響はほぼ無視できる程度と考える。

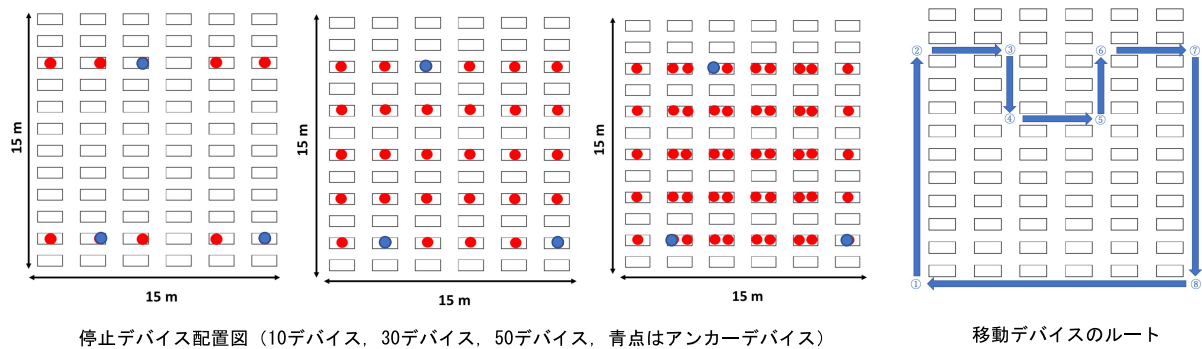
図 5 に、停止デバイスとアンカデバイスの配置および移動デバイスのルートを示す。移動デバイスのルートはオフィス環境を想定して什器群の外周に主要な通路があり、移動の大部分はこの通路を利用すると考えて設定した。

推定位置の精度評価は、推定された各デバイスの位置と真位置のユークリッド距離を位置推定誤差として評価する。

5.2 実験結果

5.2.1 既存定点ビーコン方式との比較

図 6 に全デバイス、停止デバイス、移動デバイス、それぞれのトポロジ多重化による位置推定結果における平均誤差を示す。トポロジ多重化を用いた場合、10 デバイスで約 2.5m、30 デバイスで約 1.8m、50 デバイスで約 1.4m の位



停止デバイス配置図 (10デバイス, 30デバイス, 50デバイス, 青点はアンカーデバイス)

移動デバイスのルート

図 5 停止デバイス配置と移動デバイスルート

Fig. 5 Deployment on stationary devices and route for moving device.

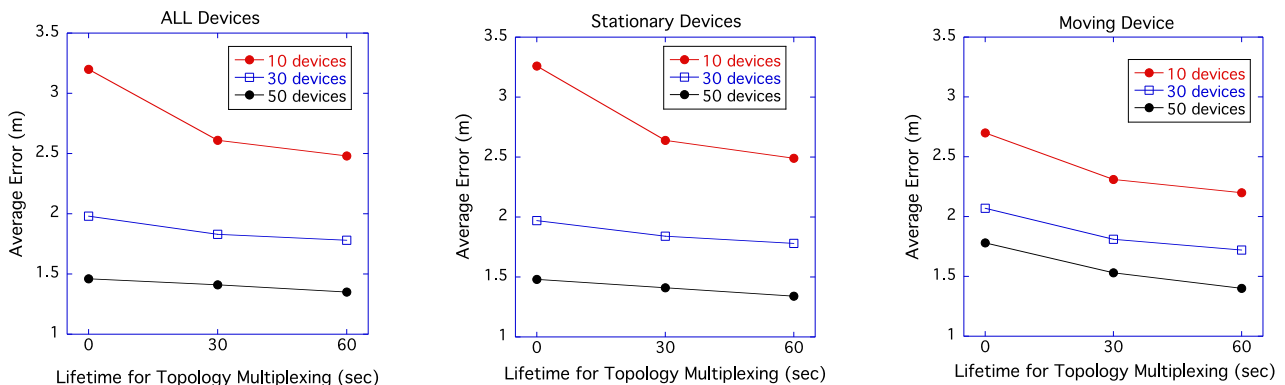


図 6 位置推定平均誤差

Fig. 6 Average error on location estimation.

置誤差となる。10 デバイスでは既存定点ビーコン方式の精度と同程度の結果と考えられる。一方、iBeacon などの既存定点ビーコン方式は同精度を確保するには少なくとも 5m 間隔で定点ビーコンが必要となると考えられ、その場合、15m × 15m の空間には 9 個の定点ビーコンを設置する必要がある。したがって、トポロジ多重化を用いた SOL では 3 定点ビーコンのみであるため、10 デバイス (デバイス数が少ない) の場合では位置推定精度は同精度であるが定点ビーコン数 (測位設備) を軽減する点で優位性があると考えられる。30 デバイスと 50 デバイスでは精度および定点ビーコン数のいずれにおいても既存定点ビーコン方式と比較して明らかに優位と判断できる。

5.2.2 トポロジ多重化保持期間による比較

全デバイスでの平均誤差は、停止デバイスが 10 台の場合、従来方式 (トポロジ多重化保持期間 0 sec) と比較して、提案方式でトポロジ多重化保持期間を 30 sec とすると減少し、60 sec とするとさらに減少する。一方で停止デバイスが 30 台、50 台の場合、平均誤差は減少するが、10 台のときほど大きい減少傾向が見られない。同様に、停止デバイスの平均誤差と移動デバイスの平均誤差は、いずれのデバイス数においてもトポロジ多重化保持期間が増えると誤差平均が減少し、その誤差減少はデバイス数が少ない場合で顕著となる。

5.3 考察

今回の実装評価結果からトポロジ多重化に関して次の 2 点について考察する。

- 停止デバイス数での平均誤差減少傾向の違い
- デバイス間相対距離と精度の関係

5.3.1 停止デバイス数での精度減少傾向の違い

提案方式は、いずれの停止デバイス数においても、従来方式 (0 sec) より精度が良い。また、トポロジ多重化保持期間が増えると精度が向上する。これは SOL の特性であるデバイス間リンク数が増加すると精度が向上するという特徴のためであると考えられる。

図 7 に停止デバイス数 10 におけるトポロジ多重化なし (従来方式)、トポロジ多重化保持期間が 30 sec, 60 sec, それぞれの大域 SOL で用いられる仮想メッシュネットワークを構成するリンク長分布を示す。それぞれのリンク長分布を比較して分かるように、トポロジ多重化保持期間 30 sec の場合はトポロジ多重化なしの場合より、デバイス間リンク取得数が明らかに多く、また間欠したリンク長がない。トポロジ多重化保持期間 60 sec の場合は、トポロジ多重化保持期間 30 sec と比較してリンク数がさらに多いことが分かる。すなわち、10 デバイスにおいて、トポロジ多重化を導入した場合、停止デバイス間のみでは得られていなかった多様なリンク長のリンクが相当数増幅されたため、精度改善効果が大きくなったと考える。

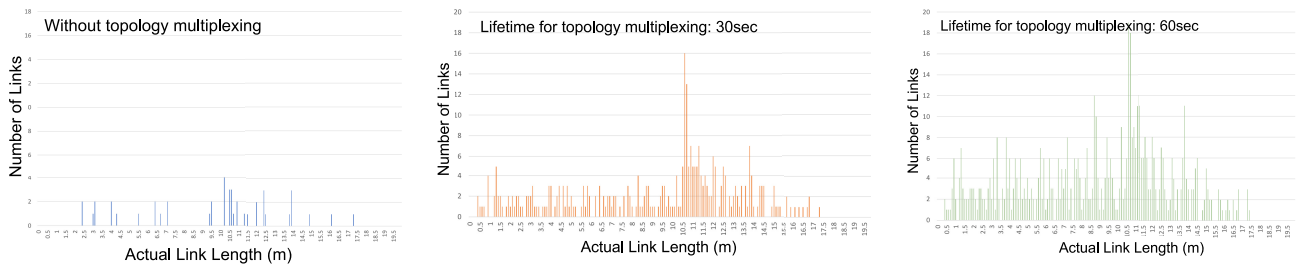


図 7 停止デバイス数 10 における仮想メッシュネットワークのリンク長分布
 Fig. 7 Histogram on link length of virtual mesh network for 10 devices.

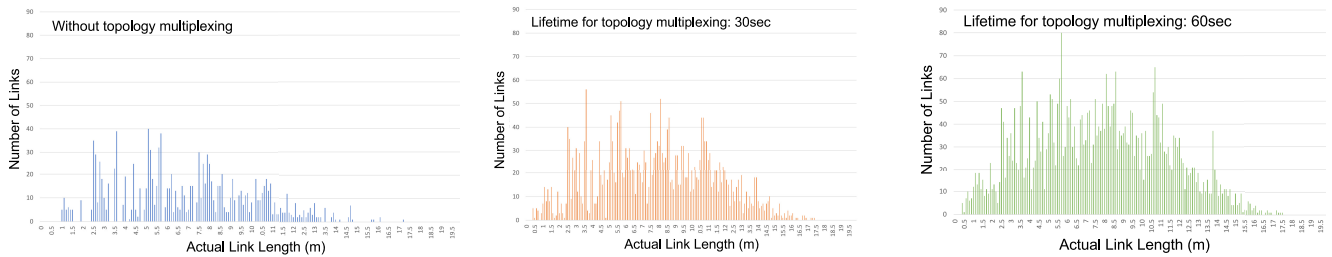


図 8 停止デバイス数 50 における仮想メッシュネットワークのリンク長分布
 Fig. 8 Histogram on link length of virtual mesh network for 50 devices.

表 4 仮想メッシュネットワークを構成するリンク数

Table 4 Number of links composing of virtual mesh network.

	0 sec	30 sec	60 sec
10 nodes	54.56	310.833	517.33
30 nodes	465	1,249.56	1,884.39
50 nodes	1,272.83	2,596.44	3,672.61

図 8 に停止デバイス数 50 におけるトポロジ多重化なし(従来方式)、トポロジ多重化保持期間が 30 sec, 60 sec, それぞれの大域 SOL で用いられる仮想メッシュネットワークを構成するリンク長分布を示す。停止デバイス数が 50 の場合は精度が改善傾向ではあるが、デバイス数が 10 の場合ほど精度が改善されない。デバイス数 50 のトポロジ多重化なしの場合とデバイス数 10 のトポロジ多重化なしの場合と比較すると、前者は間欠なく多様なリンク長が分布している。また、デバイス数 50 のトポロジ多重化保持期間 30 sec, 60 sec と比較した場合、リンク数は少ないが、リンク長の多様性は同等である。

以上のことから、SOL はリンク数の増加とともにリンク長の分布が増幅される場合に精度が改善されると考えられる。したがって、デバイス数 10 の場合のトポロジ多重化により精度改善傾向とデバイス数 30, 50 の場合のトポロジ多重化により精度改善傾向が異なると考えられる。

5.3.2 デバイス間相対距離と精度の関係

次に表 4 に本実験で得られた各デバイス数と各トポロジ多重化保持期間で構成される仮想メッシュネットワークのリンク数を示す。

表 4 に示すようにデバイス数 10・トポロジ多重化保存期間 60 sec で実行した場合よりもデバイス数 30・トポロジ

多重化を用いない場合の方がリンク数が少ない。しかし、前者よりリンク数が少ない後の方が精度が良くなる。このように、リンク数が少ないにもかかわらず精度が良くなる(リンク数がほぼ同じであるのに精度に差が出る)組合せは次の場合となる。

ケース 1 デバイス数 10・トポロジ多重化保持期間 60 sec とデバイス数 30・トポロジ多重化なし

ケース 2 デバイス数 30・トポロジ多重化保持期間 30 sec とデバイス数 50・トポロジ多重化なし

ケース 3 デバイス数 30・トポロジ多重化保持期間 60 sec とデバイス数 50・トポロジ多重化なし

SOL アルゴリズムは、デバイス間相対距離とデバイス間実距離は線形相関、少なくとも単調増加相関を想定する。デバイス間相対距離は RSSI によるリンク長から算出しているため、RSSI によるリンク長が実リンク長との線形相関あるいは単調増加相関から乖離するリンクが増えると、デバイス間実距離との相関が線形あるいは単調増加相関から乖離することになる。以上の状況において SOL の精度は低下する。

図 9 に、ケース 1, ケース 2, ケース 3 のそれぞれにおけるデバイス間実距離とデバイス間相対距離の相関を示す。いずれの図においても、オレンジの点がトポロジ多重化を用いた場合、青色の点がトポロジ多重化を用いない場合を示している。これら図において、オレンジのトポロジ多重化を用いた場合、デバイス間相対距離がデバイス間実距離との相関において、線形相関あるいは単調増加相関のいずれかから乖離したサンプルが散見される。トポロジ多重化を用いた仮想メッシュネットワークにおいて、増幅されるリンクは移動デバイスと停止デバイス間のリンクであり、

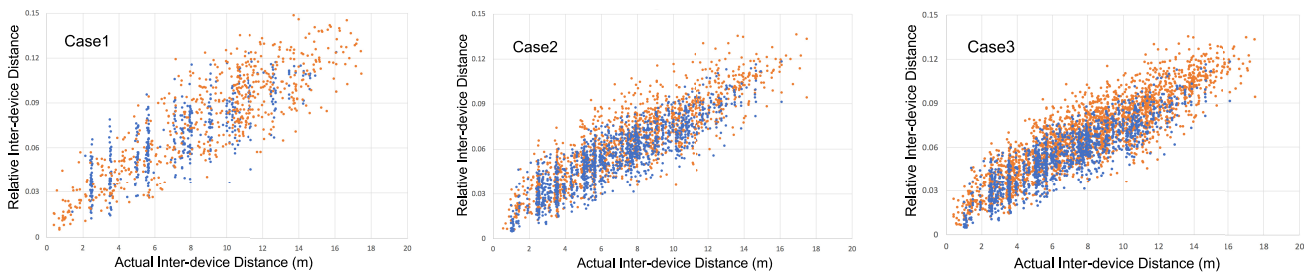


図 9 ケース 1, 2, 3 のデバイス間実距離とデバイス間相対距離の相関

Fig. 9 Correlation between actual inter-device distance and relative inter-device distance on case-1, 2, 3.

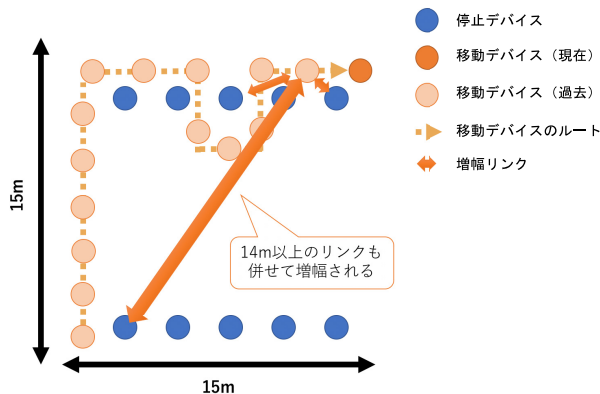


図 10 増幅された長いリンク

Fig. 10 Long length link.

そのリンク長の算出は移動デバイスが局所 SOL の 1 秒周期内で計測した停止デバイス間との RSSI の平均を用いている。一方、停止デバイス間リンクでは大域 SOL の 10 秒周期内で計測した RSSI の平均を用いている。すなわち、前者は計測サンプル数が少なく、その分散が大きくなる。また、本実験では移動デバイスのルートを停止デバイス配置の外周としたため、トポロジ多重化で移動デバイスにより増幅されたリンクは、図 10 のようにリンク長が長く、間接波の影響を受けやすいリンクを多く含むこととなる。そのため、結果として RSSI によるリンク長と実リンク長との線形相関または単調増加相関から乖離する傾向が高まることになったと考えられる。したがって、トポロジ多重化を用いた大域 SOL においてリンク数が相対的に増えたが、増幅したリンク長が実リンク長との線形相関または単調増加相関から乖離したリンクを多く含む、その結果として、デバイス間相対距離の一部においてデバイス間実距離との線形相関または単調増加相関が失われて精度が改善に至らなかったと考えられる。

6. おわりに

本論文は、SOL は測位対象のデバイスが少なく、デバイス間のトポロジ情報が不十分である場合は位置推定精度が低下するという問題を解決するため、SOL において移動デバイスの離散時間における隣接トポロジ情報を異なるデバ

イスのトポロジとして仮想的にトポロジを増幅させるトポロジ多重化を提案した。さらに、スマートフォンを用いた実装実験からトポロジ多重化は SOL の位置推定精度を向上させることを示し、一方で、トポロジ多重化による単純なリンク増幅では十分な精度向上に至らないことも示した。

今後の課題として、上記の問題を解決するためにトポロジ多重化のリンク増幅において、RSSI の取得状況から分散の大きいリンクや RSSI 計測回数の少ないリンクを排除するなどのリンクの信頼性に基づいた選択方式を検討する予定である。

また、上記に加えて、大域 SOL の実行周期設定値が位置推定精度に与える影響の定量的な分析を進める。大域 SOL 実行周期を長くした場合、大域 SOL 位置推定処理を多数回実施できるため停止デバイスの位置推定精度の向上が期待できる。一方で、大域 SOL 実行周期を長くすると、実行開始時に停止デバイスであったが移動デバイスへ遷移するデバイス数が増える可能性が高くなり、局所 SOL が直近の隣接トポロジ情報において固定点として利用可能な停止デバイスが減少して、移動デバイスの位置精度が低下する可能性がある。大域 SOL 実行周期を短くした場合は、停止デバイスの位置精度が低下する可能性があるが、短い周期で直近の隣接トポロジ情報から仮想メッシュネットワークを構成するため、前周期で移動から停止へと遷移したデバイスを早期に停止デバイスとして扱うことが可能となるため大域 SOL による停止デバイスの位置精度が向上する可能性もある。すなわち、大域 SOL 実行周期設定値は位置推定精度に影響を与える重要な設定値と考えられるため、この設定値と位置推定精度の相関を定量的に解明する。

参考文献

- [1] Nic, N.: Apple iBeacon technology briefing, *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, Vol.15, No.3, pp.222–225 (2014).
- [2] 石井 真, 小暮 聡, 神武直彦, 海老沼拓史: IMES (Indoor Messaging System) の原理と課題及びその解決について, *GPS/GNSS Symposium 2009 テキスト*, pp.120–125 (2009).
- [3] 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).

[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] 北之馬貴正, 新居英志, 安達直世, 滝沢泰久: SmartFinder: 大規模屋内施設における集約型自己組織化スマートデバイス位置推定方式とその評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.59, No.2, pp.462–472 (2018).

[6] 北之馬貴正, 新居英志, 森 流星, 滝沢泰久: 集約型自己組織化スマートデバイス位置推定方式 SmartFinder のノード間経路長を用いた実機実装評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.60, No.12, pp.2291–2301 (2019).

[7] Bluetooth Core Specification, available from (<https://www.bluetooth.com/>).

[8] Kohonen, T.: Self-organized formation of topologically correct feature maps, *Biological Cybernetics*, Vol.43, No.1, pp.59–69 (1982).

[9] Guvenc, I., Sahinoglu, Z. and Orlik, P.V.: TOA estimation for IR-UWB systems with different transceiver types, *IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques*, Vol.54, No.4 (Apr. 2006).

[10] Awad, A., Frunzke, T. and Dressler, F.: Adaptive Distance Estimation and Localization in WSN using RSSI Measures, *10th Euromicro Conference on Digital System Design Architectures, Methods and Tools (DSD 2007)* (2007).

[11] Molisch, A., Cassioli, D., Chong, C.C., Emami, S., Fort, A., Kannan, B., Karedal, J., Knish, J., Schnoz, H., Siwiak, K. and Win, M.: A Comprehensive Standardized Model for Ultrawideband Propagation Channels, *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, Vol.54, No.11, pp.3151–3166 (2006).

[12] Bahl, P. and Padmamabhan, V.N.: RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system, *Proc. IEEE INFOCOM 2000*, Vol.2, pp.775–784 (Mar. 2000).

[13] Hightower, J., Boriello, G. and Wat, R.: SpotON: An indoor 3D location sensing technology based on RF signal strength, CSE Report 2000-02-02, University of Washington (2000).

[14] Bulusu, N., Heidemann, J. and Estrin, D.: GPS-less low cost outdoor localization for very small devices, *IEEE Personal Communications*, Vol.7, No.5, pp.28–34 (2000).

[15] Niculescu, D. and Nath, B.: DV-based positioning in ad hoc networks, *Telecommun. Syst.*, Vol.22, pp.267–280 (2003).

[16] He, T., Huang, C., Blum, B.M., Stankovic, J.A. and Abdelzaher, T.F.: Range-free localization and its impact on large scale sensor networks, *ACM Trans. Embedded Computing Systems (TECS)*, Vol.4, No.4, pp.877–906 (2005).

[17] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C. and Zhao, F.: A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors, *Proc. 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp.421–430 (2012).

[18] Vandermeulen, D., Vercauteren, C. and Weyn, M.: Indoor localization using a magnetic flux density map of a building, *The 3rd International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies*, pp.42–49 (2013).

[19] Lowe, D.G.: Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, *International Conference on Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp.91–110 (1999).

[20] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Gool, L.V.: Speeded-Up Robust Features (SURF), *Computer Vision Image Understanding*, Vol.110, No.3, pp.246–259 (2008).



川田 千尋 (学生会員)

2019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ネットワークにおける自己組織化等の研究に従事。



北之馬 貴正 (正会員)

2019年関西大学大学院博士課程後期課程修了。2019年関西大学先端科学技術推進機構客員研究員、株式会社Phindex Technologies代表取締役。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)。



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。