

# 位置属性を持たないノード間の 近接関係を用いた位置推定に関する研究

2023年 2月

千葉大学大学院融合理工学府

地球環境科学専攻 都市環境システムコース

白木 詩乃

(千葉大学審査学位論文)

位置属性を持たないノード間の  
近接関係を用いた位置推定に関する研究

2023年 2月

千葉大学大学院融合理工学府

地球環境科学専攻 都市環境システムコース

白木 詩乃

## 概要

実世界に設置されたデバイスからのデータ収集と、サイバー空間でのデータ分析と知識化により社会システムの効率化に寄与するサイバーフィジカルシステムの研究が活発に実施されている。実世界から収集したデータを活用する際には、データ収集地点の位置情報が重要である。そして、位置情報を用いたサービスやアプリケーションを実現するにあたり、デバイスの位置属性を推定することは必須である。

本研究では、位置属性を持たないノード間の近接関係を用いた位置推定手法の有効性を示すことを目的とした。はじめに、先行研究である無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法の誤差増加要因を検証した。これは、移動する物体に対するセンサの応答に基づき推定した「近い/遠い」の2値情報で表すノード間の近接関係に基づき、設置されたセンサノードの位置を推定する手法である。実機実験、意図的にセンサノードの誤検知を起こすシミュレーション、近接関係がノード間の距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境の結果を比較することにより、主な位置推定誤差の増加要因は実際は遠くに存在するが近接と認識されたノードペアであるFalse-positiveペアと特定できた。

次に、センサ応答ベース位置推定手法を歩行者の屋内位置推定に拡張し、接触情報を活用した2種類の位置推定手法を提案した。これは、スマートフォン間のBLE (Bluetooth low energy)通信によって得られる「近い/遠い」の2値情報で表す接触情報(近接関係)に基づき、移動する歩行者の位置を推定する手法である。ノード間の近接関係を認識するために、BLE信号の受信信号強度(RSSI: Received signal strength indicator)と閾値を用いた。

最後に、実機を用いた位置推定実験や電波伝搬環境を考慮したシミュレーションにより提案手法の推定精度を検証し、既存手法と比較することにより提案手法の有効性を示した。シミュレーション実験を通して、事前に想定した減衰モデルが位置推定時の電波伝搬環境に対して正確である状況では、接触情報のみを用いる提案手法を用いて既存手法と同程度の位置推定誤差に抑えることができることがわかった。平均位置推定誤差の差は、提案手法1とレンジベース位置推定手法で0.1m、提案手法2とフィンガープリンティングで0.2mであった。一方、位置推定時の環境が変化し減衰モデルが不正確である状況であっても、接触情報のみを用いる提案手法は環境の変化に強いことが確認できた。本研究の貢献により、省電力および低コスト化を目指すこれからの屋内位置推定の研究分野に、接触情報を用いるという新たな視点を加えることができた。

## Abstract

Many studies on cyber-physical systems that collect data from devices installed in the real world and analyze collected data in cyberspace have been published. When using data collected from the physical world, the location information of the data collection point is important. Similarly, it is essential to estimate the device locations for realizing services and applications that use location information.

In this study, I aim to show the effectiveness of the localization methods using the proximity relationships between non-geotagged nodes. First, I examined the error-increasing factors of the previously proposed sensor response-based localization method for wireless sensor networks. This method uses the proximity relationship (“near/far” binary value) estimated based on the sensor response to a moving object. The positions of the installed sensor nodes are estimated based on the proximity relationship between the sensor nodes. I compared the results of a real device experiment, a simulation that intentionally causes false response, and an ideal environment in which the proximity relationship is deterministically recognized by the distance and the threshold value. The comparison results showed the main error-increasing factor was the false-positive pair, which was incorrectly recognized as proximity.

Next, I extended the sensor response-based localization method to indoor pedestrian localization and proposed two types of localization methods using contact information. These methods use contact information (proximity relationship) obtained by BLE (Bluetooth low energy) beacons between smartphones. The positions of the pedestrians are estimated based on the proximity relationship between the smartphones. RSSI (Received signal strength indicator) and RSSI threshold were used to recognize the proximity relationship between the nodes.

Finally, I verified the localization accuracy of the proposed methods by a real device experiment and simulations considering the wireless propagation environment, and showed the effectiveness of the proposed methods by comparing the proposed methods and existing methods. Two types of situations were assumed, depending on whether the attenuation model is accurate. Through simulation experiments, I found that the proposed methods can achieve comparable accuracy to existing methods when the attenuation model is accurate. The difference in average localization error was 0.1 m between the proposed method 1 and range-based method, and 0.2 m between the proposed method 2 and fingerprinting method. On the other hand, I confirmed that the proposed methods using only contact information are robust to environmental changes when the attenuation model is inaccurate. I consider that these contributions have added a new perspective on the use of contact information in the field of indoor localization, which aims to realize power-saving and cost reduction.

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	研究背景 . . . . .	1
1.2	センサノードの位置推定の概要 . . . . .	3
1.3	歩行者の屋内位置推定の概要 . . . . .	3
1.4	ノード間の近接関係を用いた位置推定 . . . . .	4
1.5	研究目的 . . . . .	6
1.6	本研究の貢献 . . . . .	7
1.7	本論文の構成 . . . . .	7
<b>第2章</b>	<b>関連研究</b>	<b>9</b>
2.1	位置情報を用いたサービスや実証実験 . . . . .	9
2.1.1	屋外における位置情報を用いたサービスや実証実験 . . . . .	9
2.1.2	屋内における位置情報を用いたサービスや実証実験 . . . . .	10
2.2	無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定 . . . . .	11
2.2.1	レンジベース位置推定手法 . . . . .	11
2.2.2	レンジフリー位置推定手法 . . . . .	12
2.2.3	多次元尺度構成法 . . . . .	12
2.3	無線通信技術を用いた歩行者の屋内位置推定 . . . . .	14
2.3.1	無線通信規格 . . . . .	14
2.3.2	BLEビーコンを用いた位置推定手法 . . . . .	15
<b>第3章</b>	<b>センサ応答ベース位置推定手法の実機実験による近接認識手法の比較</b>	<b>20</b>
3.1	問題設定 . . . . .	20
3.2	センサ応答ベース位置推定手法 . . . . .	21
3.2.1	センサ応答ベース位置推定手法の概要 . . . . .	21
3.2.2	センサ応答に基づくノード間の近接関係の認識 . . . . .	22
3.2.3	ノード間のホップ数距離の推定 . . . . .	23
3.2.4	相対位置マップの構成法 . . . . .	24
3.2.5	絶対位置マップの構成法 . . . . .	26
3.3	性能評価指標 . . . . .	27

3.4	実機実験による近接認識手法の比較 . . . . .	27
3.4.1	センサノードの構成 . . . . .	27
3.4.2	実験条件 . . . . .	28
3.4.3	物体の同時検出による近接認識手法 . . . . .	30
3.4.4	近接認識手法の比較結果 . . . . .	31
3.5	近接認識のための距離の閾値 . . . . .	32
3.6	実機実験結果と理想環境の比較による誤差増加要因の調査 . . . . .	34
3.7	本章のまとめ . . . . .	35
<b>第4章</b>	<b>センサ応答ベース位置推定手法の誤差増加要因の特定</b>	<b>36</b>
4.1	シミュレーション条件 . . . . .	36
4.2	パラメタの影響調査 . . . . .	37
4.2.1	ノードの検知半径の分散の影響 . . . . .	37
4.2.2	誤検知率の影響 . . . . .	38
4.3	実機実験, シミュレーション, 理想環境の比較による誤差増加要因の特定 . . . . .	39
4.4	大規模シミュレーションによる性能評価 . . . . .	40
4.4.1	歩行者が監視領域を通過した回数の影響 . . . . .	41
4.4.2	監視領域の形状の影響 . . . . .	42
4.5	本章のまとめ . . . . .	43
<b>第5章</b>	<b>接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の概要と電波伝搬特性の実験的検証</b>	<b>44</b>
5.1	問題設定 . . . . .	44
5.2	Bluetooth Low Energyの概要 . . . . .	45
5.2.1	デバイス間の接続形態 . . . . .	45
5.2.2	周波数帯とチャネル . . . . .	46
5.3	接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法 . . . . .	47
5.3.1	提案手法の概要 . . . . .	47
5.3.2	RSSIに基づくノード間の近接関係の認識 . . . . .	49
5.3.3	ノード間の距離推定 . . . . .	49
5.3.4	提案手法1: 多辺測量 . . . . .	51
5.3.5	提案手法2: 協調位置推定 . . . . .	51
5.3.6	推定位置の平滑化 . . . . .	52
5.4	性能評価指標 . . . . .	53
5.5	電波伝搬特性の実験的検証 . . . . .	53
5.5.1	Raspberry Piの構成 . . . . .	53
5.5.2	実験条件 . . . . .	56
5.5.3	環境A: 廊下におけるRSSI計測実験結果 . . . . .	58

5.5.4	環境B：研究室におけるRSSI計測実験結果 . . . . .	59
5.6	減衰モデル . . . . .	63
5.7	最小二乗推定を用いた減衰モデルの推定 . . . . .	64
5.7.1	最小二乗推定 . . . . .	64
5.7.2	パラメタ推定結果 . . . . .	64
5.8	本章のまとめ . . . . .	67
<b>第6章</b>	<b>接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の精度検証</b>	<b>68</b>
6.1	群集歩行モデル . . . . .	68
6.1.1	セルオートマトンモデル . . . . .	69
6.1.2	ソーシャルフォースモデル . . . . .	70
6.1.3	ソーシャルフォースモデルによる避難シミュレーション . . . . .	70
6.2	近接関係が決定論的に決まる場合のシミュレーションによる性能評価 . . . . .	72
6.2.1	シミュレーション条件 . . . . .	72
6.2.2	歩行者密度の影響 . . . . .	73
6.2.3	近接認識距離の影響 . . . . .	74
6.3	実機で収集したRSSI計測値を用いた位置推定実験 . . . . .	76
6.3.1	実験条件 . . . . .	76
6.3.2	既存手法：レンジベース位置推定手法 . . . . .	77
6.3.3	位置推定実験の結果 . . . . .	77
6.4	近接関係が変動するRSSIによって決まる場合のシミュレーションによる性能評価 . . . . .	79
6.4.1	シミュレーション条件 . . . . .	79
6.4.2	既存手法：フィンガープリンティング . . . . .	80
6.4.3	RSSI閾値の影響 . . . . .	80
6.4.4	歩行者密度の影響 . . . . .	82
6.4.5	信号強度の平均を計算するための計測値数 . . . . .	83
6.4.6	アンカーノード数の依存性 . . . . .	84
6.4.7	減衰モデルが不正確である場合の減衰指数の依存性 . . . . .	85
6.5	本章のまとめ . . . . .	86
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>88</b>
7.1	本研究のまとめ . . . . .	88
7.2	今後の展望 . . . . .	89
<b>付録</b>		<b>91</b>
	最適化問題への定式化 . . . . .	91
	最適化問題の解法 . . . . .	91

関数 $s$ の最小解の求め方 . . . . .	91
謝辞	95
参考文献	96
研究成果	103



# 目次

1.1	相互接続された「モノ」の間のM2M通信によってサポートされる大規模なサイバーフィジカルシステム ( [4]より引用) . . . . .	2
1.2	新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOAの概要 ( [31]より引用) . . . . .	5
2.1	余弦定理による三辺目の長さ $d_{jk}$ の求め方 . . . . .	13
2.2	3台のアンカーノードを用いた三辺測量 . . . . .	16
2.3	フィンガープリンティング位置推定手法 . . . . .	17
2.4	最近傍ビーコン位置推定手法 . . . . .	18
3.1	センサ応答ベース位置推定手法の問題設定と監視領域 . . . . .	21
3.2	センサ応答ベース位置推定手法の概要 . . . . .	21
3.3	ノード間の近接関係を表す無向グラフ(左)とホップ数距離(右) . . . . .	23
3.4	位置推定可能なセンサノード . . . . .	26
3.5	無線モジュールTWELITE DIP(左)と焦電型赤外線センサHC-SR501(右) . . . . .	28
3.6	実機実験で用いたノード配置 . . . . .	29
3.7	実験構成の概要 . . . . .	30
3.8	物体の同時検出による近接認識手法 . . . . .	30
3.9	近接認識手法の比較結果 . . . . .	32
3.10	距離の閾値とFalse-negativeペアおよびFalse-positiveペア数の推移 . . . . .	33
3.11	理想環境の平均位置推定誤差の推移 . . . . .	34
4.1	検知半径の標準偏差に対する平均位置推定誤差の比較 . . . . .	37
4.2	誤検知率に対する平均位置推定誤差の比較 . . . . .	38
4.3	大規模シミュレーションの監視領域の設定 . . . . .	40
4.4	正方形の監視領域内を歩行者が通過した回数に対する平均位置推定誤差 . . . . .	41
4.5	正方形と長方形の監視領域における平均位置推定誤差の比較 . . . . .	42
5.1	接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定の問題設定と監視領域 . . . . .	45
5.2	セントラルとペリフェラルの通信の確立 . . . . .	46
5.3	BLEのチャンネル構成 . . . . .	47

5.4	提案手法の概要 . . . . .	48
5.5	提案手法1と提案手法2の違い . . . . .	48
5.6	ノード間の近接関係を表す無向グラフ(左)と, ホップ数距離の行列(右) . . .	49
5.7	ホップ数距離からノード間の距離の計算 . . . . .	50
5.8	提案手法2を用いた位置推定結果の例 (歩行者密度 $\rho=0.25/m^2$ , 近接認識距離 $R=6m$ ). . . . .	53
5.9	Raspberry Pi 4 model Bの外観 ( [80]より引用) . . . . .	54
5.10	ビーコンの受信結果の例 . . . . .	56
5.11	研究室フロアの全体像 . . . . .	57
5.12	予備実験環境A . . . . .	57
5.13	予備実験環境B . . . . .	58
5.14	各距離におけるRSSI計測値の平均値 . . . . .	59
5.15	環境Bで用いた9台のRaspberry Piの配置 . . . . .	60
5.16	0番から8番の各ノード間の実際の距離 . . . . .	60
5.17	RSSI計測値の最大値および平均値 . . . . .	61
5.18	RSSI閾値を与えたときの近接認識率 . . . . .	61
5.19	近接認識率 $\geq 0.8$ の近接関係 . . . . .	62
5.20	環境Aと環境Bにおけるパラメタ推定結果 . . . . .	65
5.21	減衰モデルAおよび減衰モデルB . . . . .	66
6.1	2次元セルオートマトンモデルの移動例 . . . . .	69
6.2	避難シミュレーションのフローチャート . . . . .	71
6.3	開始から20秒後の歩行者位置のスナップショット . . . . .	72
6.4	屋内展示会場 . . . . .	73
6.5	各歩行者密度 $\rho$ のスナップショット . . . . .	74
6.6	歩行者密度 $\rho$ に対する平均位置推定誤差 . . . . .	75
6.7	近接認識距離 $R$ に対する平均位置推定誤差 . . . . .	75
6.8	予備実験環境BにおけるRSSI閾値 $R_{th}$ に対する平均位置推定誤差の推移 . . .	78
6.9	RSSI閾値 $R_{th}$ に対する平均位置推定誤差の推移 . . . . .	81
6.10	歩行者密度に対する平均位置推定誤差の比較 . . . . .	82
6.11	信号強度の平均を計算するための計測値数の比較 . . . . .	83
6.12	アンカーノードの識別子と位置 . . . . .	84
6.13	アンカーノードの数に対する平均位置推定誤差の推移 (減衰モデルが正確) . . .	84
6.14	減衰指数 $n$ に対する平均位置推定誤差の比較 (減衰モデルが不正確) . . . . .	85

# 表目次

2.1	ノード間の距離の推定手法による複雑度 [22]	11
3.1	TWELITE DIPの仕様	28
3.2	ノードペアの分類	33
4.1	実機実験, シミュレーション, 理想環境の条件	39
4.2	平均位置推定誤差, False-negativeペア数, およびFalse-positiveペア数の比較結果	40
5.1	Raspberry Pi 4 model Bの仕様 [81]	55
5.2	Raspberry Piの実行環境	55
5.3	iBeaconが認識する近接値と距離の目安	56
5.4	送信するビーコンの事前設定	56
6.1	避難シミュレーションのパラメタ	71
6.2	既存手法で用いた減衰モデルと位置推定時の電波伝搬環境の条件	77

# 第1章

## 序論

本章では、本研究の背景、センサノードの位置推定および歩行者の屋内位置推定の概要について述べ、提案するノード間の近接関係を用いた屋内位置推定の位置づけと研究目的、貢献を示す。本章の終わりに、各章の構成と概要を述べる。

### 1.1 研究背景

実世界に設置されたデバイスから収集されるデータと、サイバー空間でのデータ分析と知識化により、社会システムの効率化に寄与するサイバーフィジカルシステム (Cyber-physical systems)の研究が活発に実施されている [1-4]。図1.1に大規模なサイバーフィジカルシステム の概念図を示す。サイバーフィジカルシステムの実現に向けて、膨大な数のデバイスをインターネットに接続するための5G/6G/LoRaWAN等の無線通信技術 [5]、クラウドでのデータ分析処理の負荷を軽減するエッジコンピューティング技術 [6]、収集データの円滑な利用を促すプラットフォーム [7]に関する取り組みが盛んである。さらに、定額配信サービスの普及により、ユーザが通信コストを考慮することなくコンテンツへアクセスすることが容易になるなど、サイバーフィジカルシステムの実現に向けた研究を跳躍させる土壌が整いつつある。

近年、IoT (Internet of things) 家電や自動ロボットなど人々の生活空間に存在するデバイスや、スマートフォンやタブレット、ウェアラブルデバイスをはじめとするモバイルデバイスの数は急激に増加している。世界のIoTデバイスの数は2023年に340.9億台と右肩上がりに増加すると紹介されており、主に医療、コンシューマー、産業用途、自動車および宇宙航空で高成長が見込まれている [8]。これらのデバイスのさらなる小型化や無線給電化が進むと、将来的にデバイスを様々な箇所に設置して実世界を観測する用途が増加すると予想される。現在でも、ユーザが持ち運ぶスマートフォンや自家用車に搭載されたセンサによる観測データを利用したクラウドセンシングが行われている。千葉市では、スマートフォンアプリケーションMyCityReportを通して、市民が千葉市内の様々な課題を報告するちばレポという取り組みが行われている [9]。近い将来、安心・安全な社会の実現のために、様々

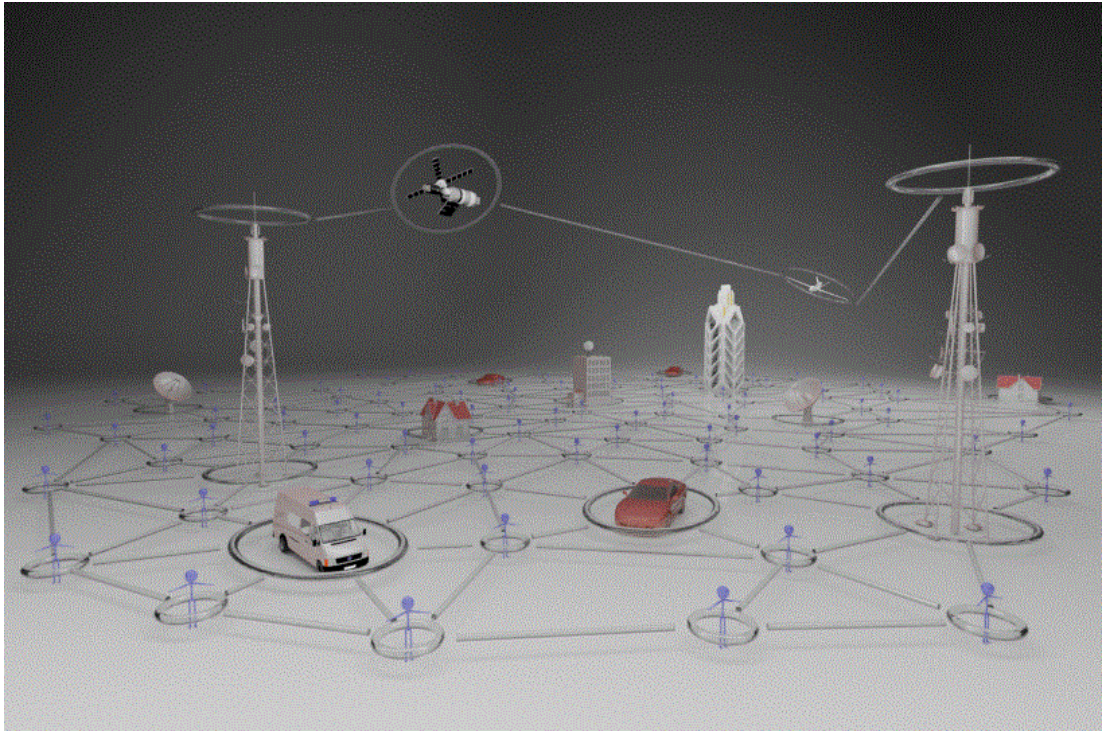


図1.1 相互接続された「モノ」の間のM2M通信によってサポートされる大規模なサイバーフィジカルシステム ([4]より引用)

な種類のデバイスがインターネットに接続され、これらのデバイスが収集するデータにいつでもどこでも誰でもアクセスできるオープンデータ化が促進される可能性がある。このように増加するであろうインターネットに接続されたデバイスによって、膨大な量の実世界のデータが収集され、これらのデータの利活用が重要視されると考えられる。

実世界から収集したデータを活用する際には、「どこ」のデバイスで取得されたデータなのかという位置情報が必須である。屋外では、デファクトスタンダードとなったGPS (Global positioning system)を用いて高精度な測位が可能である。一方、GPSの電波信号を受信しにくい屋内空間においては、目的や環境に合わせた位置推定手法を選択する必要があるため、デファクトスタンダードとなる位置推定手法はない。しかし、位置情報を用いたサービスやアプリケーションを運用するために、デバイスの位置推定という研究分野は産業界から多くの関心を集めている。国土交通省では、2015年より高精度測位社会プロジェクトを産学官連携の取り組みとして展開している [10]。これは、屋内の電子地図や測位環境を整備して位置情報を活用したサービスの普及を目指すプロジェクトである。このプロジェクトでは、東京駅や新宿駅のターミナル駅や空港、複数の大規模商業施設が地下歩道で繋がる地域のナビゲーションサービスが提供され、一般のユーザによってサービスが評価された。高精度で運用のしやすい屋内位置推定技術があれば、データに位置属性を付与することが容易となり、サイバーフィジカルシステムの実現に大きく貢献できる。

## 1.2 センサノードの位置推定の概要

無線センサネットワーク (Wireless sensor networks)は、実世界に配置されたセンサノードのデータを収集・利用できるように、センサノード間を無線通信で接続したシステムである。物体検出、交通量監視、大気や環境の遠隔測定、防災等の用途を目指した多くの応用が期待されている [11, 12]。また、無線センサネットワークによるサービスを提供するために、センサノードの位置情報を得ることは重要である。無線センサネットワークを構成するセンサノードは安価で省電力であることが求められているため、位置情報を与えるためにセンサノードに高価なGPSモジュールを組み込むことは現実的ではない。各センサノードの設置位置をデータベースとして記録しておくことも挙げられるが、膨大な数のセンサノードを広範囲に設置し運用する場合は、膨大な管理の手間やコストがかかると考えられる。

このような背景から、無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定 (Sensor localization)に関する研究が、2000年代前半から盛んに進められている [13, 14]。このような中でも、ネットワーク上の複数のセンサノードが協調して位置を推定し、推定位置をネットワーク全体で共有する協調位置推定 (Cooperative localization)の研究が行われている [15, 16]。これは、設置されたセンサノードが分散的に自身の位置を推定する分散型アルゴリズムと異なり、中央処理装置が複数のセンサノードが発するデータに基づき位置を推定する集中型アルゴリズムを用いた位置推定手法である。また、協調位置推定の手法の一つに、コネクティビティベース位置推定 (Connectivity-based localization)がある [17–19]。これは、直接的なノード間の距離情報を使わず、無線信号を受信できるノード間の接続性に基づきセンサノードの位置を推定する手法である。ノード間の接続性は、「近い/遠い」等の2値情報で表わされることが多い。

先行研究として、無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定手法であるセンサ応答ベース位置推定手法が提案されていた [20]。これは、センサの応答から得られる「近い/遠い」の2値情報で表すノード間の近接関係に基づく位置推定手法であり、上述した協調位置推定手法とコネクティビティベース位置推定手法を利用している。

## 1.3 歩行者の屋内位置推定の概要

屋内環境の歩行者の位置推定は、様々な状況における位置情報を用いるサービスやアプリケーションを実現するために産業界から多くの関心を集めている。屋内環境ではGPSの電波信号を受信しにくいいため、GPSによる位置推定が困難である。したがって屋内位置推定の領域では、無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定と同様に、Wi-FiやBluetooth, RFID (Radio frequency identification)等の無線通信技術を用いた手法が提案されている [21]。

このような背景から、近年、Bluetoothの拡張仕様の一つであるBLE (Bluetooth low

energy)通信を用いた屋内位置推定手法の研究が盛んである。BLEは低消費電力が特徴の通信規格であり、BLEビーコンを用いた多くの屋内位置推定に関する研究が実施されている。この中でも、複数のBLEビーコンのRSSI (Received signal strength indicator)から推定した距離に基づき、三辺測量や多辺測量により位置を推定するレンジベース位置推定手法が広く使われている。3台以上の位置が既知のビーコンと位置推定対象ノード間の推定距離を求めることができれば、推定対象ノードの位置を推定できる。

受信信号強度(RSSI)は、無線通信を行う際に受信した無線信号の強度を表す指標である。RSSIは多くの無線通信機器で簡単に利用できるため、追加コストが不要で活用が容易であるという利点がある。RSSIは電波を送信した機器と受信した機器の間の距離に対して減衰するため、事前に計測したRSSIから距離減衰モデルを求めた後に、RSSI計測値からおおよその距離を推定することができる。すなわち、RSSI計測値に基づくレンジベース位置推定手法の推定精度は、距離減衰モデルに大きく依存する。実環境での使用を考えた場合、RSSI計測値に基づくレンジベース位置推定手法には次のような問題がある [22]。一般に、実際の屋内環境ではフェージングやマルチパスの影響により、RSSI計測値は大きく変動することが知られている。変動したRSSI計測値から推定した距離には多くの誤差が含まれているため、位置推定精度に大きく影響する。さらに、事前に計測したRSSIに基づき距離減衰モデルを定める必要があるため、手間がかかるという問題がある。加えて、家具の配置や屋内空間内の人数なども電波伝搬環境に大きく影響を与える。距離減衰モデルを定めた際の屋内環境と、位置推定の際の屋内環境が異なる場合、環境の変化に対応することができないという問題もある。

一方で、RSSI計測値そのものではなく、「RSSIが閾値 $P_{th}$ 以下か否か」という情報に基づく屋内位置推定が研究されている [23–26]。これは、ノード間の近接関係を「近い/遠い」という2値情報で表すアプローチである。すなわち、

$$proximity = \begin{cases} 0, & RSS \leq P_{th}, \\ 1, & RSS > P_{th}, \end{cases} \quad (1.1)$$

である。ここで $P_{th}$ はノード間の近接関係を認識するためのRSSI閾値である。2.3.2項では、一般的な近接ベース位置推定手法と、本研究で提案する近接関係を用いた位置推定手法の違いを述べる。

## 1.4 ノード間の近接関係を用いた位置推定

無線センサネットワーク用のコネクティビティベース位置推定や、式(1.1)で示した「近い/遠い」で表す2値情報は、新型コロナウイルス感染症の対策のために世界中で使われているデジタルコンタクトトレーシングアプリケーションでも使われている。新型コロナウイルス感染症の拡大により、感染者との接触者の追跡調査の重要性が高まり、全世界でこのようなスマートフォンアプリケーションが開発され、広く利用されるようになった [27]。デジタルコンタクトトレーシングアプリケーションに関する研究も広く行われている [28–30]。

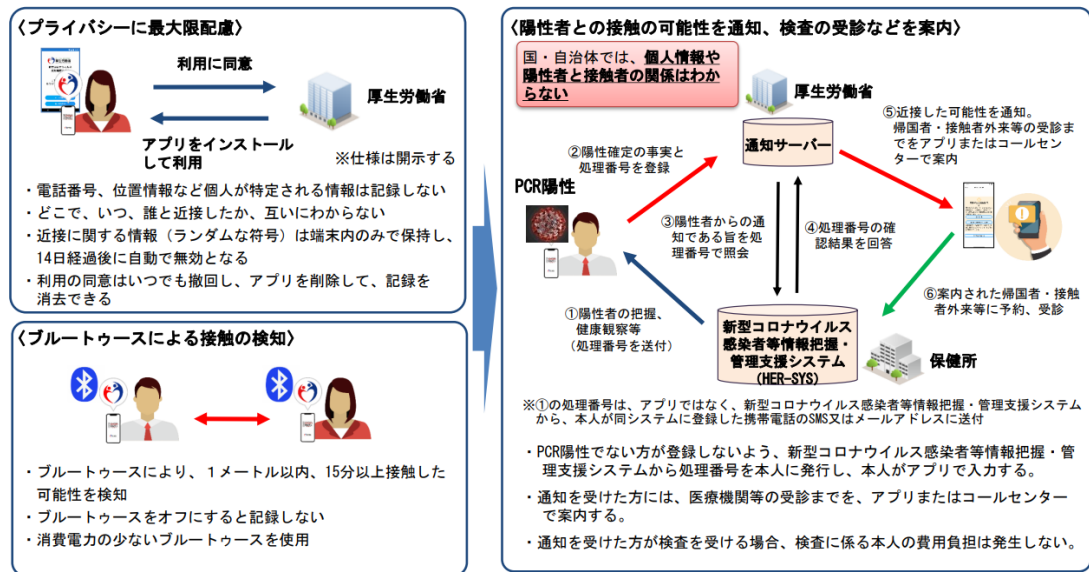


図1.2 新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOAの概要（[31]より引用）

文献 [28]では、スマートフォン間のBLE通信による距離推定の計測実験を行い、その特性を示した。文献 [29]では、コンタクトトレーシングアプリケーションで利用されている距離推定の精度を向上させるために、スマートフォンがパケットを受信したBLEチャネルを検出する手法を開発した。文献 [30]では、スマートフォンをコンタクトトレーシングに使うための技術的な実現可能性を調査した。

日本国内では、2020年6月に新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOA (COVID-19 contact confirmation application)の提供が始まった [31]。図1.2に新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOAの概要を示す。これは、スマートフォンの無線通信機能を用いて、登録されている感染者との1m以内かつ15分以上の接触情報をもとに、ユーザに対して感染者と接触した可能性があることを通知する機能を持つスマートフォンアプリケーションである。なお、COCOAで利用されているAppleとGoogleが提供するExposure Notification API [32]には、BLE通信が採用されている。

スマートフォン間の接触情報は、接触確認以外の幅広い用途に活用できる可能性がある。デジタルコンタクトトレーシングアプリケーションで用いられているように、「近い/遠い」で表す接触情報はスマートフォンと相性がよい。したがって、スマートフォン間の接触情報を用いて、歩行者の屋内位置推定が可能になるのではないかと考えた。そこで、本研究ではスマートフォン間の通信のために、デジタルコンタクトトレーシングアプリケーションで広く利用されているBLEを対象とした。同様にノード間の近接関係を用いるセンサ応答ベース位置推定手法を拡張し、移動する歩行者の屋内位置推定に適用することを考案した。



## 1.5 研究目的

本研究の目的は、位置属性を持たないノード間の近接関係を用いた位置推定手法の有効性を示すことである。そのために、無線センサネットワーク用の手法であるセンサ応答ベース位置推定手法の誤差増加要因を検証する。さらに、この手法を歩行者の屋内位置推定に拡張し、接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法を提案する。実機を用いた位置推定実験や無線伝搬環境を考慮したシミュレーションによりその推定精度を検証し、提案手法の有効性を示す。

先行研究では、無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法が提案されている [20]。しかしながら、この手法の性能評価はシミュレーション実験のみで検証されており、実際のセンサデバイスを用いた評価は行われていない。実世界の観測のために、センサ応答ベース位置推定手法を適用しセンサノードの位置を推定するにあたり、実際の環境での位置推定精度を検証し課題を抽出することは重要である。したがって、センサ応答ベース位置推定手法について、実機を用いた位置推定実験やシミュレーションを通して位置推定誤差が増加する要因を特定する。

また、近年、デジタルコンタクトトレーシングアプリケーションの普及もあり、BLEビーコンとして利用可能なスマートフォンを歩行者が常に携帯し、無線センサネットワーク用のセンサの位置推定手法を歩行者の屋内位置推定に適用できる環境が整ってきた。従来のセンサの位置推定手法の多くは、センサが設置され動かないことが前提である。したがって、センサの位置推定手法が移動する歩行者の屋内位置推定に適用できるかどうか明らかではない。無線センサネットワーク用に提案されたセンサ応答ベース位置推定手法を拡張し、ノード間のBLE通信によって得られる「近い/遠い」で表す接触情報（近接関係）に基づき、2種類の歩行者の屋内位置推定手法を提案する。

多くの位置推定手法は、RSSI等から推定可能な距離情報を直接的に用いるレンジベース位置推定手法と、距離情報を直接的に用いることのないレンジフリー位置推定手法に分類することができる。レンジベースと比べ、一般にレンジフリーの手法は位置推定精度が低いとされている。提案する接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法は、レンジフリーの手法に分類される。本研究では、RSSI計測値そのものからノード間の距離を推定する既存手法と、接触情報のみを使用する提案手法を比較する。実機を用いた位置推定実験や無線伝搬環境を考慮したシミュレーションによりその推定精度を検証する。

## 1.6 本研究の貢献

本研究の主な貢献は以下の通りである。

### センサ応答ベース位置推定手法に関する貢献 (第3章, 第4章)

- 実機実験を通して, センサ応答ベース位置推定手法を用いて1.0m未満の誤差で位置推定が可能であることを示した.
- センサ間の時刻同期がとれない場合であっても, 検知時刻の前後関係を用いて取得した近接関係から位置推定が可能であることを示した.
- 位置推定誤差が増加する主な要因は, 実際は遠い距離にあるが, 誤って近接と認識されたFalse-positiveペアであると特定した.

### 接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定に関する貢献(第5章, 第6章)

- 無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法を拡張し, 歩行者の屋内位置推定に適用できることを示した.
- ノード間の接触情報を活用した2種類の歩行者の屋内位置推定手法を提案し, シミュレーションおよび実機実験によりその位置推定精度を評価した.
- 近接関係が変動するRSSIによって決まる場合を考慮したシミュレーションを通して, 事前に想定した減衰モデルが位置推定時の電波伝搬環境に対して正確である状況では, 既存手法と提案手法の位置推定精度は同程度であることを示した.
- 位置推定時の環境が変化し減衰モデルが不正確である状況でも, 提案手法は既存手法と比べ, 環境の変化に強いことを示した.

## 1.7 本論文の構成

本論文は次のように構成される. 第1章では, 本研究の背景, センサノードの位置推定および歩行者の屋内位置推定の概要について述べた. 提案するノード間の近接関係を用いた位置推定の位置づけと研究目的, 本研究の貢献を示した.

第2章では, 本研究の関連研究を提示する. はじめに, 屋外および屋内における位置情報を用いたサービスや実証実験を紹介する. 次に, 本研究と関連した無線センサネットワーク上のセンサの位置推定, および歩行者の屋内位置推定の関連研究について述べる. 次いで, 屋内位置推定によく利用される無線通信技術について述べ, 本研究と関連の深いBLEビーコンを用いた位置推定アプローチについて, それぞれ詳しく紹介する.

第3章では, 移動する物体に対するセンサの応答に基づくノード間の近接関係を活用したセンサ応答ベース位置推定手法 [20]の詳細を述べ, 実機実験を通じた近接認識手法の比較を行う. はじめに, 問題設定とセンサ応答ベース位置推定手法を説明する. 次に, センサの

応答に基づきノード間の近接関係を認識する手法について述べ、実機実験を通してこれらの近接認識手法を比較する。最後に、近接認識のための距離の閾値がどれほどであるかを実機実験の収集データから分析し、その距離の閾値に基づき、実機実験結果と理想環境を比較することで位置推定誤差が増加する要因を調査する。

第4章では、センサ応答ベース位置推定手法の位置推定誤差の増加要因について、シミュレーションを用いて検証する。はじめに、実機実験の条件を再現し誤差増加要因であるFalse-negativeペアおよびFalse-positiveペアを意図的に発生させるシミュレータを作成し、パラメタが位置推定誤差に与える影響を調査する。次に、実機実験、シミュレーション、理想環境の結果を比較し、位置推定誤差の増加要因を検証する。最後に、センサが誤検知を起こす事象を組み込んだ大規模な領域のシミュレーションにより、センサ応答ベース位置推定手法の課題を抽出する。

第5章では、センサ応答ベース位置推定手法を拡張した、「近い/遠い」の2値情報である接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の詳細を述べ、電波伝搬特性の実験的検証を行う。はじめに、問題設定とBLEの概要を述べ、次いで、提案手法を説明する。ただし、5.3.5説で述べる提案手法2についての補足は、巻末の付録を参照されたい。次に、シングルボードコンピュータであるRaspberry Piを用いた電波伝搬特性を把握するための予備実験とその結果を示す。最後に、収集したRSSI計測データに基づき、最小二乗推定を用いて減衰モデルのパラメタを推定した結果を示す。

第6章では、提案する接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法について、実機実験やシミュレーションによりその推定精度を検証する。はじめに、シミュレーションで用いる群集歩行モデルについて説明する。次に、ノード間の近接関係が決定論的に決まる場合の性能評価を行い、歩行者密度や近接と認識される距離が位置推定精度に与える影響を調査する。次いで、実機で収集したRSSI計測値を用いた位置推定実験の結果を示す。さらに、近接関係が変動するRSSIによって決まる場合のシミュレーションによる性能評価を行う。予備実験で推定した減衰モデルに基づきRSSIを疑似的に発生させた広範囲なシミュレーションにより提案手法の有効性を示す。

最後に、第7章では、本研究のまとめと今後の展望を述べる。

## 第2章

# 関連研究

第2章では、本研究の関連研究を提示する。はじめに、屋外および屋内における位置情報を用いたサービスや実証実験を紹介する。次に、本研究と関連した無線センサネットワーク上のセンサの位置推定、および歩行者の屋内位置推定の関連研究について述べる。次いで、屋内位置推定によく利用される無線通信技術について述べ、本研究と関連の深いBLEビーコンを用いた位置推定アプローチについて、それぞれ詳しく紹介する。

### 2.1 位置情報を用いたサービスや実証実験

本節では、屋外および屋内環境における位置情報を用いたサービスや実証実験を紹介する。

#### 2.1.1 屋外における位置情報を用いたサービスや実証実験

屋外では、GPSに代表されるGNSS (Global navigation satellite system)を用いることで、高精度な位置推定が可能である。GPSは、Google mapsをはじめとするスマートフォンの地図アプリケーションや、車両に搭載するカーナビゲーションに利用されており、私達の生活に欠かせない位置推定技術の一つである。また、GPSによって提供される位置情報を用いた様々な種類のスマートフォンゲームが登場し、2016年に配信が開始されたポケモンGOは世界中で大流行した。

屋外における歩行者の交通量を推定する代表的な手法の一つに、カメラ画像や映像に対し、画像認識技術を適用する手法が挙げられる。昨今では、畳み込みニューラルネットワークに基づく歩行者密度の推定や、群集カウントの研究が盛んである [33]。宇都宮市中心街のアーケード商店街では、新型コロナウイルス感染症に対する対策として、カメラ映像からソーシャルディスタンス判定をする実証実験が行われた [34]。カメラ映像等を利用する場合、画像を利用するため多くの計算資源が必要になるという問題、天候や照明の違いによる環境変化の影響、さらに、プライバシー保護の観点からカメラの設置や映像の利用が制限される問題がある。

基地局測位は、通信事業者の基地局に接続された端末数より広域な都市単位の歩行者の滞在数を推定可能である。NTTドコモが提供するモバイル空間統計は、ドコモの携帯電話の接続数に基づき、1時間ごとの歩行者の分布や推移、移動情報等の統計情報を提供するサービスである [35]。KDDI Location Dataは、auスマートフォンから得られるGPSの位置情報/属性（性別・年代）情報に基づき、統計処理された人口データを提供するサービスである [36]。これらのサービスは主要な都市における人口の増減情報を提供可能であるため、新型コロナウイルス感染症が拡大する中で都市部に外出する人の増減情報を示す指標として利用されている。基地局測位は広域な都市単位の歩行者の滞在数を把握する用途に向いており、歩行者の詳細な位置を推定する用途には適していない。

### 2.1.2 屋内における位置情報を用いたサービスや実証実験

近年、屋外に留まらず屋内における位置情報を用いたサービスに関する研究や実証実験が行われている。現在の屋内位置推定技術の市場は黎明期に近い状況であり、2025年には市場規模が120億円規模に増大すると予測されている [37]。国土交通省では、2015年より高精度測位社会プロジェクト [10]を産学官連携の取り組みとして展開している。これは、屋内の電子地図や測位環境を整備して位置情報を活用したサービスの普及を目指すプロジェクトである。このプロジェクトにより、東京駅や新宿駅のターミナル駅や空港、複数の大規模商業施設が地下歩道でつながる地域のナビゲーションサービスが提供され、一般のユーザーによってサービスが評価された。

羽田空港では、2014年に空港内の搭乗ゲートに設置されたビーコンとJAL (Japan airlines)の空港スタッフが着用したスマートウォッチにより、スタッフの所在および配置状況を把握する実証実験が行われた [38]。2015年には、ビーコンを装着した貸出用ベーカーや車いすの所在を空港スタッフがリアルタイムで把握する実証実験が行われた [39]。空港スタッフや備品の所在に関する位置情報を用いることにより、空港業務の円滑化を図ることを目指している。

位置情報を用いたサービスを提供するために適した施設として、博物館や美術館が挙げられる。文献 [40]では、スマートミュージアムにおいて、ユーザーの最近傍の展示品に関するコンテンツを自動的にユーザーのスマートフォンに配信するサービスが提案されている。文献 [41,42]では、展示品との近接情報を用いたサービスの他に、三辺測量やニューラルネットワークで推定したユーザーの位置情報に基づくサービスを想定している。

インフラ施設や公共施設に留まらず、多くの人が集まるイベント会場を対象とした研究も行われている。文献 [43]では、イベント会場における混雑度を即時に把握・可視化するBLEビーコンを用いた混雑度可視化サービスを構築し、実際の屋内イベントにおいてサービスを評価した。これは、1台のBLEビーコンがカバーする範囲内の人数を、そのビーコンの電波を強く受信したユーザー数により求め、人数をカバー範囲の面積で割り群集密度を求める。他にも、物流倉庫や製造工場、医療施設等において、人やモノ、設備の位置情報を分析するBtoB向けのサービスの導入が進められている [44]。

表2.1 ノード間の距離の推定手法による複雑度 [22]

手法	距離の測定法	精度, 複雑度
到来時間 (TOA)	信号が到達するまでの時間を測定し, 伝送媒体 (超音波, 電波)の伝送速度を利用	中
受信信号強度 (RSS)	複数のアンカーノードとノード間の電波伝搬に関する距離減衰モデルを利用	低
到来方向 (AOA)	複数のアンカーノードに付けた指向性アンテナに到達する信号の方向と角度を利用	高

## 2.2 無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定

本節では, 代表的なセンサノードの位置推定手法について述べる. 無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定手法は, ノード間の距離情報を使うか否かによりレンジベース (Range-based) または, レンジフリー (Range-free) の2種類に分類される. ただし, これらの分類はセンサノードのハードウェア要件に制限されてしまうため, 位置推定のために利用する情報, 問題の解法特性, 位置が既知であるアンカーノードの利用可否等により, 位置推定手法は細かく分類されている.

### 2.2.1 レンジベース位置推定手法

レンジベース位置推定手法は, 無線信号の通信により取得できる各ノード間の距離に基づき位置推定を行う手法である. 通常, 未知の位置にあるノードの位置を推定するために, 複数の位置が既知であるアンカーノードを用いる. レンジベース位置推定手法では, 推定対象ノードとアンカーノード間の距離を推定し, 推定距離に基づき三辺測量や多辺測量によって位置が推定される. ノード間の推定距離は, 受信信号の到来時間 (TOA: Time of arrival), 到来時間差 (TDOA: Time difference of arrival), RSSI等に基づいて求める.

TOAおよびTDOAを用いてノード間の距離を推定する場合, 推定対象ノードとアンカーノードの間の信号の到来時間差を利用する. 推定対象ノードと3台以上のアンカーノードの間の距離が推定できれば, 位置推定が可能である. ただし, TOAおよびTDOAは時刻情報を用いるため, ノード間で正確に時刻同期をすることが必須である.

RSSIを用いてノード間の距離を推定する場合, ノード間の通信の際の信号強度がそれらの距離によって減衰することを利用する. センサネットワークを構成する無線通信機器の多くは標準でRSSIを出力することができるため, 追加コストが必要ない. 他にも, 受信信号の到来方向 (AOA: Angle of arrival)を用いた手法も存在する. これらの距離の推定手法は, 位置推定システムに求められる精度やコスト等の観点から, 適切に手法を選択する必要がある. ノード間の距離の測定手法による複雑度を表2.1に示す(文献 [22]より引用).

## 2.2.2 レンジフリー位置推定手法

レンジベース位置推定手法と異なり、レンジフリー位置推定手法では、位置が既知であるアンカーノードの位置のみが使用され、直接的なノード間の距離情報は利用されない。したがって、レンジベースと比較し、一般にレンジフリーの手法は位置推定精度が低いが高コストでエネルギー消費は少なく済むとされている。

代表的なレンジフリー位置推定手法には、Centroid法、DV-HOP法、APIT (Approximate point-in-triangulation test)法が挙げられる。Centroid法は、設置された複数のアンカーノードが定期的にアンカーノードの位置情報を含むビーコンを周囲に対してブロードキャストし、ビーコンを受信したノードは複数のアンカーノードの位置の重心に基づき自身の位置を推定する [45]。位置推定精度の向上のために多数のアンカーノードが必要となるため、コストがかかるという問題がある。

DV-HOP法は、推定対象ノードとアンカーノードの間のホップ数と1ホップあたりの平均距離からノード間の距離を推定し、推定距離に基づき位置を推定する [46]。DV-HOP法の拡張版として、RSSIから推定した1ホップの距離を用いるDV-distance法、各ノードが持つローカル座標系のノードの位置関係から全体のノードの位置推定を行うDV-coordinate法などが提案されている [46,47]。

APIT法は、アンカーノードが周囲のノードに対して定期的にビーコンを送信し、ビーコンを受信したノードは3台のアンカーノードの組合せで作られる三角形から推定対象ノードの位置を推定する [48]。各ノードは、作成した三角形の内側か外側かをPIT検定またはAPIT検定により絞り込み、自身の位置を推定する。各ノードが独立に自身の位置を推定するこれらの手法は、分散型アルゴリズムと呼ばれている。

一方、分散型アルゴリズムと対照的に、中央処理装置が複数のセンサノードのデータに基づき、ノードの位置を推定する集中型アルゴリズムを用いた位置推定手法がある。代表的な手法として、ネットワークに接続された複数のセンサノードが位置を推定し、推定位置をネットワーク全体で共有する協調位置推定が挙げられる [15,16]。協調位置推定は、レンジベース/レンジフリーどちらのアプローチも存在する。また、協調位置推定の手法の一つに、コネクティビティベース位置推定がある [17-19]。この手法は、ノード間の直接的な距離の情報を使わず、無線信号を受信できるノード間の接続性によってセンサノードの位置を推定する。ノード間の接続性は、「近い/遠い」等の2値情報で表現される。なお、これらの手法を利用した第3章および第4章で扱うセンサ応答ベース位置推定技術は、レンジフリー位置推定手法で集中型アルゴリズムを用いた手法に分類できる。

## 2.2.3 多次元尺度構成法

レンジベースおよびレンジフリー位置推定手法はいずれも、位置が既知であるアンカーノードを利用していたが、アンカーノードを利用しないアンカーフリーのアプローチも存

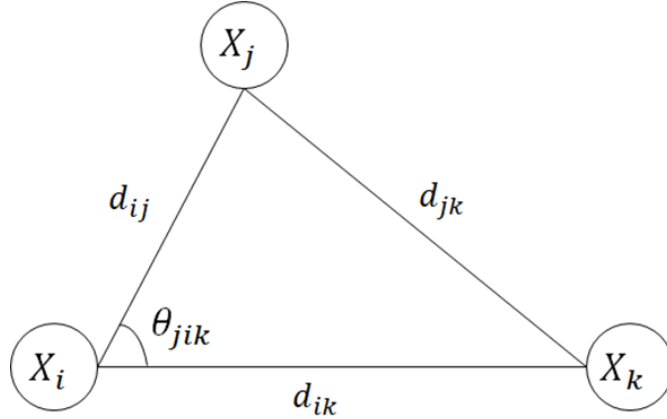


図2.1 余弦定理による三辺目の長さ $d_{jk}$ の求め方

在する．本項では，文献 [17]で利用されているアンカーフリーアプローチの代表的な手法である多次元尺度構成法 (MDS: Multidimensional scaling)を用いた手法について述べる．

MDSは，多変量解析の一手法である．これは，無線センサネットワークを表現したグラフにおけるノード間のホップ数とその無線通信範囲から，すべてのノード間の距離行列を作り，その距離行列を特異値分解することで相対位置を求める手法である．MDSには距離の公理( $d_{ii} = 0, d_{ij} \geq 0, d_{ij} = d_{ji}$ )を満たすデータに適用できるmetric MDSと，距離の公理を満たさないデータに適用できるnon-metric MDSがある．以下では，文献 [13]に基づき，classical metric MDSの概要を示す．

監視領域内に $n$ 台のノードが設置されており，何らかの手段で測定したノード間の距離 $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)$ が既知であるとする．classical metric MDSは，三角形の二辺の長さ $d_{ij}, d_{ik}$ と，それらの角度 $\theta_{jik}$ が与えられると，三辺目の長さ $d_{jk}$ は余弦定理により計算できることを利用している．この三角形を図 2.1に示す．

三辺目の長さ $d_{jk}$ は

$$d_{jk}^2 = d_{ij}^2 + d_{ik}^2 - 2d_{ij}d_{ik}\cos\theta_{jik} \quad (2.1)$$

で表され，変形すると

$$d_{ij}d_{ik}\cos\theta_{jik} = \frac{1}{2}(d_{ij}^2 + d_{ik}^2 - d_{jk}^2)$$

と書ける．左辺は次式のように内積で表すことができる．

$$(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i) \cdot (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_i) = \frac{1}{2}(d_{ij}^2 + d_{ik}^2 - d_{jk}^2). \quad (2.2)$$

三角形の辺の長さ，すなわちノード間の距離 $d_{ij}$ から，すべてのノードの位置座標 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)^T$ を求めるために，基準点となる点 $\mathbf{X}_0$ を選び， $\mathbf{X}_i' = \mathbf{X}_i - \mathbf{X}_0$ とすると， $\mathbf{X}_i'$ と $\mathbf{X}_j'$ の内積 $b_{ij}$ は

$$b_{ij} = \frac{1}{2}(d_{0i}^2 + d_{0j}^2 - d_{ij}^2) \quad (2.3)$$



である。式(2.2)および式(2.3)より、内積行列 $\mathbf{B} = \{b_{ij}\}$ は次式で表すことができる。

$$\mathbf{B} = \mathbf{X}'\mathbf{X}'^{\top}. \quad (2.4)$$

固有値分解により、 $\mathbf{V}$ を固有値の対角行列、 $\mathbf{U}$ を固有ベクトルとすると

$$\begin{aligned} \mathbf{B} &= \mathbf{X}'\mathbf{X}'^{\top} \\ &= \mathbf{U}\mathbf{V}\mathbf{U}^{\top} \\ &= (\mathbf{U}\mathbf{V}^{\frac{1}{2}})(\mathbf{U}\mathbf{V}^{\frac{1}{2}})^{\top}\mathbf{X}' \\ &= \mathbf{U}\mathbf{V}^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (2.5)$$

である。以上より、内積行列 $\mathbf{B}$ の固有値と固有ベクトルを計算することですべてのノードの位置座標を推定することができる。基準点となる点 $\mathbf{X}_0$ は、 $\mathbf{X}$ の誤差に過度な影響を及ぼすため、実際には $\mathbf{X}_i$ の重心を利用する。

$$b_{ij} = -\frac{1}{2}(d_{ij}^2 - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_{kj}^2 - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_{ik}^2 + \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n d_{kl}^2) \quad (2.6)$$

## 2.3 無線通信技術を用いた歩行者の屋内位置推定

歩行者が携帯するスマートフォンに実装できる屋内位置推定に適した技術には、無線通信信号、内蔵センサ、屋内マップ、フィンガープリントがある [49]。この中でも、無線信号を用いるスマートフォンベースの位置推定手法が広く研究されている [50]。本節では、屋内位置推定によく用いられる無線通信技術について説明し、本研究と関連の深いBLEビーコンを用いた位置推定アプローチについて、それぞれ詳しく紹介する。

### 2.3.1 無線通信規格

スマートフォンベースの屋内位置推定によく利用される無線通信規格に、Wi-Fi, Bluetooth, BLE, RFIDがある [50]。他にも、UWB (Ultra wide band)やZigbee等、様々な通信規格を用いた位置推定の研究が行われている。本項では、Wi-Fi, Bluetooth, BLE, RFIDの無線通信規格について説明する。

Wi-Fiは、無線通信を利用して構築される無線LAN (Local area network)であり、IEEE 802.11という規格で利用される通信規格である。Wi-Fiはが利用する周波数帯は、2.4GHzおよび5GHzである。Wi-Fiは多くのスマートフォンやタブレット、ノートPC等の電子機器が標準で利用可能な通信規格であり、一般的に広く利用されるようになった。屋内施設にはWi-Fiアクセスポイントが設置されていることが多く、位置推定のための追加のコストが不要である。Wi-FiアクセスポイントはMACアドレスを含むビーコンを周囲に対してブロードキャストしている。ビーコンを受信したスマートフォンは、RSSIとMACアドレスに基づき送信元のWi-Fiアクセスポイントを識別する。Wi-Fiを用いた位置推定では、三辺測量や

多辺測量で位置を推定するレンジベース位置推定手法や、フィンガープリンティングが主流である。最も有名なWi-Fiベースの位置推定手法はRADARと呼ばれる手法である [51]。これは、ユーザが持つデバイスのRSSI計測値を用いてWi-FiのRSSIのフィンガープリントマップを用いる手法である。

Bluetoothは、数メートルから数十メートルの近距離無線通信を想定した無線PAN (Personal area network)の規格の一つであり、IEEE 802.15.1という規格で利用される通信規格である。無線LANと比べ通信距離とデータレートが抑えられており、省電力で長時間の動作が想定されている。近年、Wi-Fiと同様にBluetoothも多くのスマートフォンやタブレット、ノートPC等の電子機器で標準で利用可能となっている。

Bluetooth Low EnergyはBluetooth バージョン4.0として2010年6月にリリースされた通信規格である [52, 53]。BLEが利用する周波数帯は2.4GHzである。BLEの特徴は、通信距離が短い、低消費電力であることである。この特徴は、急速に普及が進むスマートフォンやタブレット等のモバイル端末に適している。したがって、BLE通信は新型コロナウイルス感染症対策のためのデジタルコンタクトトレーシングアプリケーションに利用され、また、近年ではBLEビーコンを用いた歩行者の屋内位置推定の研究も盛んである。2.3.2項では、本研究と深く関連するBLEビーコンを用いた位置推定手法の詳細を述べる。

RFIDは、ID情報を埋め込んだRFIDタグを近距離無線を用いてRFIDリーダーで読み取るにより情報をやりとりする技術の総称である。JR東日本が開発した交通系システムのSuicaや、ファーストリテイリングがユニクロやGUの店舗に導入したセルフレジに利用されるなど身近な無線通信技術の一つである。RFIDリーダーを用いて情報を読み取るパッシブタイプのRFIDタグを用いる位置推定手法では、あらかじめ監視領域内に一定の間隔で設置されたRFIDタグをリーダーで検出し、リーダーで検出された複数のRFIDタグの情報から位置を推定する。一方、自らが情報を発信するアクティブタイプのRFIDタグを用いた手法も存在する。文献 [54] では、アクティブRFIDタグを利用して、RFIDリーダーと参照用のRFIDタグを併用することで位置推定を行うLANDMARKと呼ばれる手法を提案した。

### 2.3.2 BLEビーコンを用いた位置推定手法

BLEビーコンに基づく屋内位置推定手法は、レンジベース位置推定手法、フィンガープリンティング位置推定手法、最近傍ビーコン位置推定手法の3種類に大別できる [50]。文献 [55]では、BLEを用いたこれらの位置推定手法の比較分析が示されている。また、これらを組み合わせた手法も多く研究されている。これらの手法に加え、「近い/遠い」という2値情報を用いた近接ベース位置推定手法の研究が進められている。以降では、各位置推定手法の詳細と関連研究を紹介し、これらの位置推定手法に対する提案手法の優位性を述べる。

#### レンジベース位置推定手法

レンジベース位置推定手法は、2.2.1項で述べた無線センサネットワーク用の手法と同様に、複数の位置が既知であるアンカーノードのRSSIから推定した距離に基づき三辺測量

- : 位置が既知のビーコン
- : 位置推定対象ノード

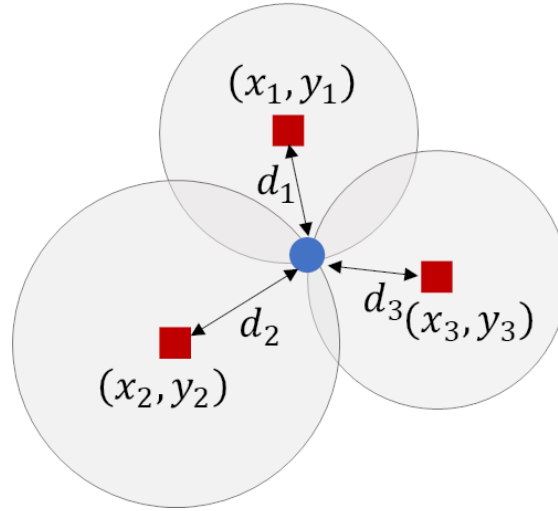


図2.2 3台のアンカーノードを用いた三辺測量

や多辺測量により位置を推定する手法である。これは容易に実装可能な手法であるため、BLEビーコンを用いた歩行者の位置推定にも広く利用される手法である。  $N$  台のアンカーノードが利用可能であるとする。推定対象ノードの位置を  $\mathbf{x} = (x, y)$ 、既知のアンカーノード  $i$  の位置を  $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$  により表す。さらに、推定対象ノードとアンカーノードの距離を  $d_i (i = 1, 2, \dots, N)$  により表す。図2.2に3台のアンカーノードを用いた三辺測量の概念図を示す。

以下では、文献 [56]に基づき、三辺測量のアルゴリズムを説明する。推定対象ノードとアンカーノードの間の距離の関係は

$$\begin{bmatrix} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 \\ \vdots \\ (x_N - x)^2 + (y_N - y)^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1^2 \\ d_2^2 \\ \vdots \\ d_N^2 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

である。ここで  $\mathbf{Ax} + \mathbf{B}$  の形に直すと

$$\begin{bmatrix} 2(x_2 - x_1)^2 & 2(y_2 + y_1)^2 \\ 2(x_3 - x_1)^2 & 2(y_3 + y_1)^2 \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_N - x_1)^2 & 2(y_N + y_1)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_2^2 + x_2^2 + y_2^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_1^2 - d_3^2 + x_3^2 + y_3^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ \vdots \\ d_1^2 - d_N^2 + x_N^2 + y_N^2 - x_1^2 - y_1^2 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

である。推定対象ノードの位置  $\mathbf{x} = (x, y)$  を求めるためには、  $(\mathbf{Ax} - \mathbf{b})^\top (\mathbf{Ax} - \mathbf{b})$  を最小化する  $\mathbf{x}$  を求めればよい。すなわち、最小二乗推定を適用し

$$\mathbf{x} = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{b} \quad (2.9)$$

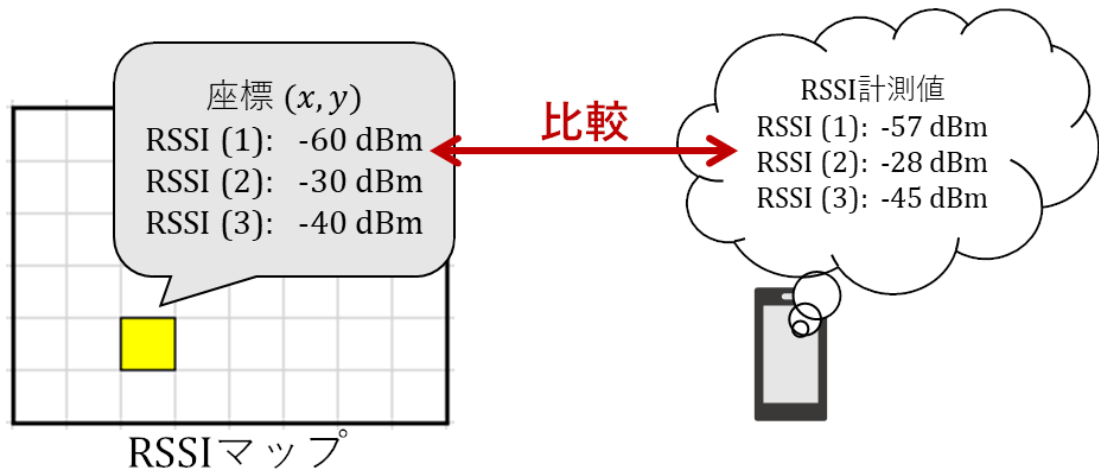


図2.3 フィンガープリンティング位置推定手法

を解けばよい。

近年では、スマートミュージアムにおけるBLEビーコンを用いた屋内位置推定サービスの研究にレンジベース位置推定手法が利用されている [42]。また、RSSI計測値から推定した距離を用いるレンジベース位置推定手法の精度は、無線電波伝搬環境に大きく依存するという問題がある。位置推定時の電波伝搬環境の変化や、環境に適していない減衰モデルに基づき推定対象ノードとアンカーノードの間の距離を推定すると、推定距離の誤差が大きくなるためである。このような問題に対し、RSSIの変動の影響を抑えるための手法が広く研究されている [57–59]。文献 [59]では、3つのBLEアドバタイジングチャンネルの情報をを用いた位置推定手法が提案されているが、レンジベース位置推定手法の課題は完全に解決されていない。本研究の接触情報を活用した提案手法は、特定の減衰モデルを用いて距離を推定する必要がないため、このような問題は生じない。

### フィンガープリンティング位置推定手法

フィンガープリンティング位置推定手法は、Scene analysisとも呼ばれ、複数のビーコンから取得した複数のRSSI計測値を事前に計測されたRSSIマップと比較し、最も一致する推定位置座標をを求める手法である。図2.3にフィンガープリンティング位置推定手法を示す。

文献 [60]では、BLEビーコンを用いたフィンガープリンティング位置推定手法におけるビーコン密度や送信電力、送信周波数等のパラメタ選択について詳細な検討が行われた。文献 [61]では、BLEビーコンを用いたスマートフォンの位置推定のために、各アドバタイジングチャンネルに適用する多項式回帰モデル、フィンガープリンティング、外れ値検出および拡張カルマンフィルタを組み合わせた手法を提案した。文献 [62]では、重み付きk近傍法に基づくフィンガープリンティングを提案した。フィンガープリンティング位置推定手法は、高齢者や障害者の日常生活をモニタリングするための屋内位置推定システムに適用するこ

■：位置が既知のビーコン

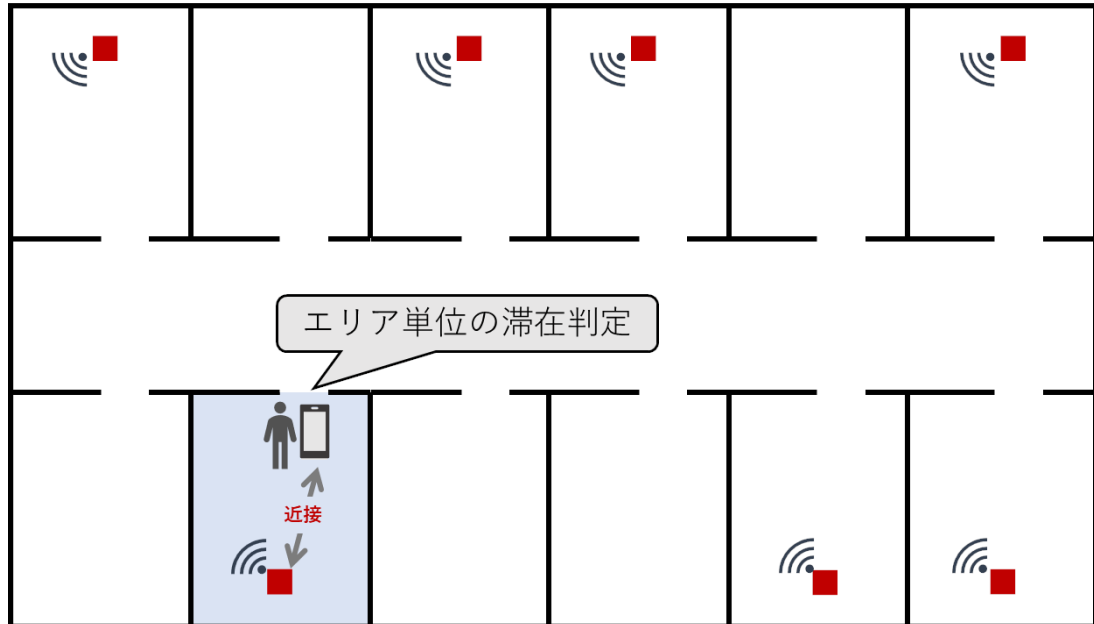


図2.4 最近傍ビーコン位置推定手法

とが検討されている [63].

フィンガープリンティング位置推定手法は、レンジベースや最近傍ビーコン位置推定手法と比べて高精度な推定精度が期待できるという利点があるが、事前に位置推定を行う屋内領域のRSSIマップを計測する手間がかかるという問題がある。さらに、事前に計測したRSSIマップに対して位置推定時の電波伝搬環境の変化が生じた場合、正確な位置推定が難しいという課題もある。本研究の提案手法は、特定の減衰モデルを想定する必要がないため、環境の変化に対してロバストであるという利点がある。

#### 最近傍ビーコン位置推定手法

最近傍ビーコン位置推定手法は、最も強い信号を受信したビーコンの位置を推定位置とする単純な手法である。図2.4に最近傍ビーコン位置推定手法を示す。はじめに、屋内の特定の位置にBLEビーコンを発するデバイスをあらかじめ設置しておく。次に、スマートフォンを持つ歩行者が屋内空間を歩行する。この間に、スマートフォンと設置されたBLEビーコンが近接と認識された場合、そのBLEビーコンの位置を歩行者の推定位置とする。この手法では、ビーコンが設置された部屋単位、またはエリア単位での人の滞在判定という用途に限定される。したがって、ある領域内のゾーンレベルの占有検出 [64]や、ショッピングモール内の店舗に来店した客の滞在判定を行い、客が持つスマートフォンに対しクーポンを配布するという応用が考えられる。最新のスマートミュージアムにおいては、ユーザの最近傍の展示品に関するコンテンツを自動的にユーザのスマートフォンに対して配信する

という応用が考案されている [40].

文献 [65]では、最近傍ビーコン位置推定の実験的評価について示されている。文献 [66]では、最近傍ビーコンを検出するアプローチをベースラインとして使用した3種類の手法が提案されている。大規模な大型ショッピングストアに設置したBLEビーコンのネットワークからユーザの位置を推定する実験によって位置推定精度が検証された。文献 [67]では、フロアマップに基づくパーティクルフィルタ (Particle filter)を用いた位置推定手法が提案された。ここでは、パーティクルフィルタの尤度関数を設計する際にBluetoothビーコンの近接性が使われており、他にも加速度センサ、磁気センサが使われている。文献 [68]では、スマートフォンやBLEビーコン間の近接検出のために、単一のRSSIではなく無線信号のフィンガープリントを用いる手法が提案された。文献 [69]では、RSSIではなく、受信信号数に基づく位置推定手法が提案された。

最近傍ビーコン位置推定手法はシンプルで実現が容易であるが、高精度な位置推定のために多数のビーコンを領域内に設置する必要がある。本研究の提案手法は、歩行者とアンカーノードの間の近接関係に加え、歩行者間の近接関係を用いて位置を推定するため、設置するビーコンの数は少数でよいという利点がある。

### 近接ベース位置推定手法

本研究の提案手法と同様に「近い/遠い」という2値情報を用いたアプローチの研究が報告されている。文献 [70, 71]では、スマートデバイスモジュールのBLE通信範囲内の隣接ノードの情報を用いた位置推定方式が提案された。RSSI計測値が閾値よりも大きいかなにかにより認識された近接関係を用いる研究も報告されている。文献 [23]では、スマートビル内において、BLEビーコンを用いた近接ベースのナビゲーションシステムシステムが提案された。ここでは、BLEビーコンを発する固定ノードとスマートフォンの近接関係をRSSIの閾値で判断している。文献 [24]では、ノード間の近接関係に基づくパーティクルフィルタを用いた位置推定が提案された。他にも、ガウス過程を用いたRSSI閾値の最適化 [25]や、理論的限界についての研究が発表されている [26].

これらの手法は、BLEビーコンと歩行者が持つスマートフォン等のノードとの間の1ホップの近接性に注目している。しかしながら、本研究の提案手法では、歩行者の持つスマートフォン間の近接関係も含めた複数のホップ数からノード間の距離を推定し、距離情報を位置推定のために用いる点に違いがある。さらに、本研究の提案手法では、数学的裏付けのある非線形最適化問題を解く位置推定アルゴリズムを用いる点にも違いがある。

## 第3章

# センサ応答ベース位置推定手法の実機実験による近接認識手法の比較

第3章では、移動する物体に対するセンサの応答に基づくノード間の近接関係を活用したセンサ応答ベース位置推定手法 [20]の詳細を述べ、実機実験を通じた近接認識手法の比較を行う。はじめに、問題設定とセンサ応答ベース位置推定手法を説明する。次に、センサの応答に基づきノード間の近接関係を認識する手法について述べ、実機実験を通してこれらの近接認識手法を比較する。最後に、近接認識のための距離の閾値がどれほどであるかを実機実験の収集データから分析し、その距離の閾値に基づき、実機実験結果と理想環境を比較することで位置推定誤差が増加する要因を調査する。詳細は文献 [75, 76]を参照されたい。

### 3.1 問題設定

2次元平面上の監視領域を考える。図3.1にセンサ応答ベース位置推定手法の問題設定と監視領域を示す。監視領域には、 $N$ 台のセンサノードが設置されている。 $N$ 台のノードのうち、 $A$ 台は位置が既知であるアンカーノードであり、 $N - A$ 台は位置が不明なノードである。各ノードは固有の検知領域を持ち、この検知領域は時間的に変化せず一定であるとする。監視領域内には、センサノードが検出可能な移動する検知対象物体が存在する。また、各ノードは検知対象物体を検出する機能を持ち、定期的に検知状態（検知：1，非検知：0）を位置管理サーバに対して送信する。

位置管理サーバでは、監視領域内に設置されたノードの識別子と、ノード間の近接関係を認識する。物体を同時に検出したノード間は物理的に近くに存在する、すなわち、「近接」しているという仮定に基づき、近接関係が認識される。位置管理サーバで収集したノード間の近接関係を無向グラフで表現し、ホップ数距離を計算する。無向グラフ上のホップ数に基づき、位置管理サーバは後述する位置推定手法で各ノードの位置を推定する。

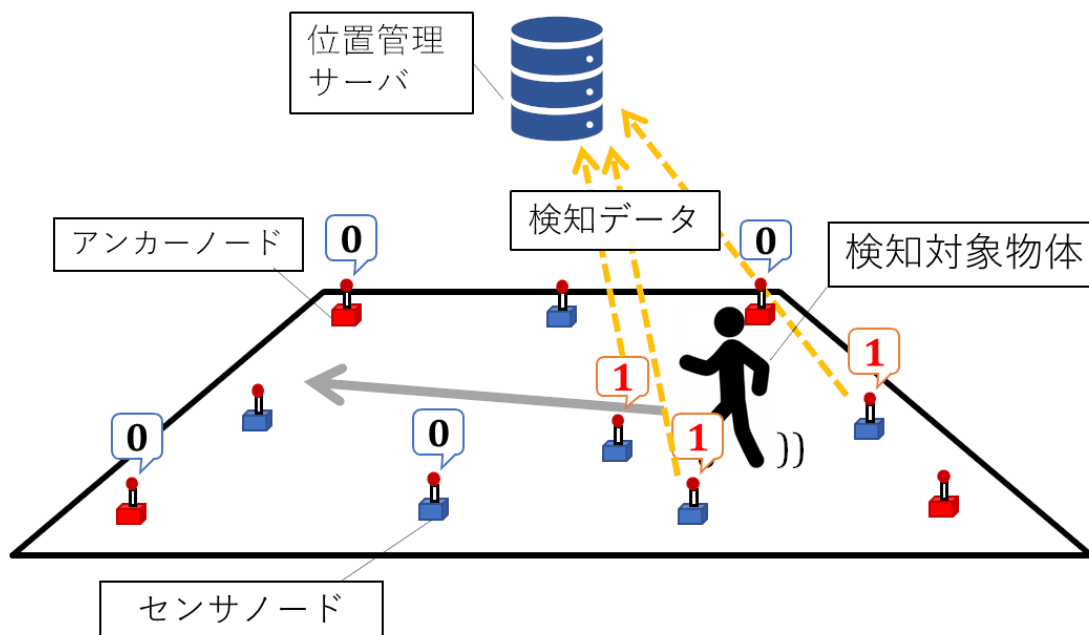


図3.1 センサ応答ベース位置推定手法の問題設定と監視領域

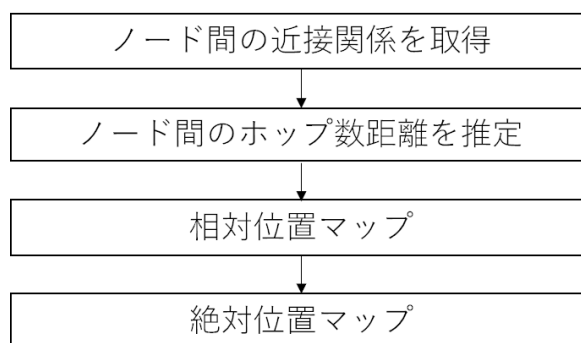


図3.2 センサ応答ベース位置推定手法の概要

## 3.2 センサ応答ベース位置推定手法

### 3.2.1 センサ応答ベース位置推定手法の概要

本項では、センサ応答ベース位置推定手法 [20]の概要を述べる。センサ応答ベース位置推定手法は、無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定のための手法であり、監視領域内に設置されたセンサノードの空間的な位置関係が、検知対象物体に対するセンサの応答から推測できることを利用した手法である。これは、協調位置推定技術 [15,16]およびコネクティビティベース位置推定技術 [17-19]を利用している。センサ応答ベース位置推



定手法はセンサの応答からノード間の近接関係を推定するため、これらの手法と異なり、無線信号を互いに送受信する機能のないセンサノードに対して適用できるという利点がある。

センサ応答ベース位置推定手法は、ノード間の近接関係の認識、ノード間のホップ数距離の推定、相対位置マップの構成、絶対位置マップへの変換の4つのステップで構成されている。センサ応答ベース位置推定手法の概要を図3.2に示す。はじめに、検知対象物体を検出するセンサの応答からノード間の近接関係を認識する。次に、ノード間の近接関係を無向グラフで表現し、ノード間のホップ数距離を算出する。次いで、ノード間のホップ数距離に基づき、アンカーノードの位置とノード間の仮想的な距離から相対位置マップを構成する。最後に、相対位置マップに対して、拡大または縮小、並進、回転、さらに必要に応じて反転の処理を施し、相対位置マップを絶対位置マップに変換する。絶対位置マップの位置座標を最終的な推定位置とする。

### 3.2.2 センサ応答に基づくノード間の近接関係の認識

はじめに、位置管理サーバは監視領域内のすべてのノード間の近接関係を認識する。センサ応答ベース位置推定手法では、あるノード同士が物理的に近くに存在するか否かという近接関係（近接：1，非近接：0）を利用する。本項では、ノード間の近接関係を認識するための手法として、物体の同時検出および応答データの相関による近接関係の認識について述べる。

#### 物体の同時検出による近接関係の認識

物体の同時検出による近接関係の認識方法では、同時刻に同一事象を検出したノード間は近くに存在すると仮定し、ノード間の近接関係を認識する。ただし、物体の同時検出による手法は、監視領域内に同時に複数の検知対象物体が存在する場合には適用できない。第5章で述べる実機を用いた実験では、使用した無線通信モジュールの仕様により、ノード間の時刻同期がとれないという制約がある。したがって、複数ノード間の物体の同時検出をどのように定義するかにより、ノード間の近接関係が変化する。

本研究で扱う物体の同時検出による近接関係の認識方法は2種類あり、検知時刻の差を用いる手法、および検知時刻の前後関係を用いる手法である。3.4.3項でこれらの手法の詳細を述べる。

#### 応答データの相関による近接関係の認識

応答データの相関による近接関係の認識方法では、応答データの相関が大きいノード同士は近くに存在することを仮定し、ノード間の近接関係を認識する。この手法は、物体の同時検出による近接関係の認識方法とは異なり、監視領域内に同時に複数の検知対象物体が存在する場合に適用できるという利点がある。位置管理サーバでは、時刻 $t$ におけるノード $i$  ( $i = 1, \dots, N$ )の応答 $\{R_i(t)\}_{i=1}^T$ を記録する。時刻 $t$ においてノード $i$ が物体を検知した場合に $R_i(t) = 1$ であり、それ以外の場合は $R_i(t) = 0$ である。

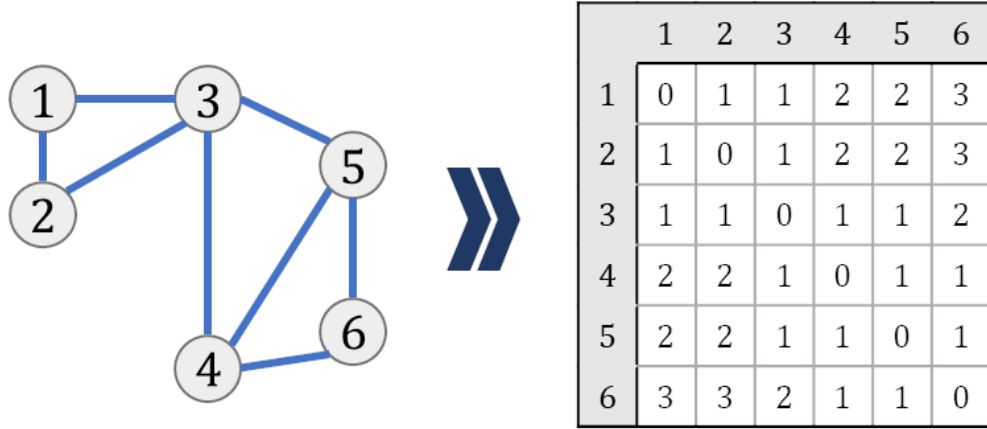


図3.3 ノード間の近接関係を表す無向グラフ(左)とホップ数距離(右)

応答データの相関による近接関係の取得方法では、ノード  $i-j$  間の近接関係を、次の式で示す  $\{R_i(t)\}_{t=1}^T$  と  $\{R_j(t)\}_{t=1}^T$  の相関係数  $c_{ij}$  により定義する。

$$c_{ij} \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\sum_{t=1}^T (R_i(t) - \bar{R}_i)(R_j(t) - \bar{R}_j)}{T\sqrt{V_i V_j}}. \quad (3.1)$$

ここで

$$\begin{aligned} \bar{R}_i &\stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_i(t), & \bar{R}_j &\stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_j(t), \\ V_i &\stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_i(t) - \bar{R}_i)^2, & V_j &\stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_j(t) - \bar{R}_j)^2 \end{aligned} \quad (3.2)$$

である。ある閾値  $c_{th}$  よりもノード  $i-j$  間の相関係数  $c_{ij}$  が大きい場合 (例えば  $c_{ij} > 0.2$ )、ノード  $i-j$  間は近接しているとする。すなわち、 $c_{ij} \geq c_{th}$  であれば、ノード  $i-j$  間は近接関係にあるとする。詳細は文献 [72] を参照されたい。

### 3.2.3 ノード間のホップ数距離の推定

前項で述べたいずれかの近接認識手法により、すべてのノード間の近接関係が得られているとする。図3.3にノード間の近接関係を表す無向グラフとホップ数距離を示す。このとき、ノード間の近接関係は、図3.3左のように枝と頂点を持つ無向グラフを用いて表現することができる。

ノード間の近接関係を表す無向グラフが得られると、無向グラフ上においてノード間のホップ数距離を求めることができる。ホップ数距離を求める手順は次の通りである。はじめに、ノード  $i-j$  が近接関係にあるとき、ノード  $i-j$  間のホップ数距離は1に等しいと定める。ノード  $i-j$  間が  $n$  ホップ離れているとき、ノード  $i-j$  間のホップ数距離  $h_{ij}$  は  $n$  であると

する。次いで、得られた無向グラフ上で最短経路問題を解き、ノード間のホップ数距離 $h_{ij}$ を計算する。

### 3.2.4 相対位置マップの構成法

次に、ホップ数距離 $h_{ij}$ から、ノード間の相対的な位置関係を表す相対位置マップを構成する。監視領域内には、 $N$ 台のセンサノードが設置されている。 $N$ 台のノードのうち、 $A$ 台は位置が既知なアンカーノードであり、 $N - A$ 台は位置が不明なノードである。これらのノードの位置は不変であるとする。

推定可能なノードは、無向グラフ上で3台以上のアンカーノードに接続するノードのみであり、推定するノード $i$ の相対位置座標を $\hat{s}_i$ により表す。ただし $\hat{s}_1 = 0$ であるとする。相対位置マップは後ほど絶対位置マップへ変換を行うため、ノードの相対位置座標はホップ数距離 $h_{ij}$ を可能な限り正確に再現した誤差の少ないものとしたい。このため、ノードの相対位置座標を次式で表す最適化問題を解くことにより求める。

$$(\hat{s}_2, \dots, \hat{s}_N) = \arg \min_{(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)} S(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N). \quad (3.3)$$

ここで

$$S(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N (|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| - h_{ij})^2, \quad (3.4)$$

$$|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{(x_{i,x} - x_{j,x})^2 + (x_{i,y} - x_{j,y})^2}$$

であり、かつ $\mathbf{x}_1 = \mathbf{0}$ とする。 $|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|$ は座標 $\mathbf{x}_i$ と座標 $\mathbf{x}_j$ のユークリッド距離である。ただし、 $x_{i,x}, x_{i,y}$ は座標 $\mathbf{x}_i$ の $x$ 座標と $y$ 座標である。関数 $S$ はストレス関数と呼び、ノード座標 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ とホップ数距離 $h_{ij}$ の相違を表す。式(3.3)の右辺は非線形最適化問題である。大域的な最小値を求めることは難しいが、効率的に局所最小値を求めることのできる計算法のstress majorizationが存在する [73]。

stress majorizationの解は再帰的に求める。各ノードの初期推定位置座標を $(\hat{s}_2^{(1)}, \dots, \hat{s}_N^{(1)})$ と表す。2番目の解である推定位置座標 $(\hat{s}_2^{(2)}, \dots, \hat{s}_N^{(2)})$ は、 $(\hat{s}_2^{(1)}, \dots, \hat{s}_N^{(1)})$ を用いて次のように求める。

$$(\hat{s}_2^{(2)}, \dots, \hat{s}_N^{(2)}) = \arg \min_{(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)} g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \hat{s}_2^{(1)}, \dots, \hat{s}_N^{(1)}). \quad (3.5)$$

ここで

$$g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N \left\{ |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2 + (h_{ij})^2 - 2 \frac{h_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^\top (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j)}{|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j|} \right\} \quad (3.6)$$

であり、 $\mathbf{x}_1 = \mathbf{y}_1 = (0, 0)$ である。さらに、

$$S(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) = g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) \quad (3.7)$$

である。式(3.3)の右辺と異なり、式(3.5)の右辺は解析的に解くことができる。上記の観察により

$$\frac{\partial g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)})}{\partial \mathbf{x}_i} = 2 \sum_{j=1; j \neq i}^N \left\{ (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) - \frac{h_{ij}(\hat{\mathbf{s}}_i^{(1)} - \hat{\mathbf{s}}_j^{(1)})}{|\hat{\mathbf{s}}_i^{(1)} - \hat{\mathbf{s}}_j^{(1)}|} \right\} \quad (3.8)$$

である。  $\frac{\partial g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)})}{\partial \mathbf{x}_i} \Big|_{\mathbf{x}_i = \hat{\mathbf{s}}_i^{(2)}} = 0$  より

$$(N-1)\hat{\mathbf{s}}_i^{(2)} - \sum_{j=1; j \neq i}^N \hat{\mathbf{s}}_j^{(2)} = \hat{\mathbf{s}}_i^{(1)} \sum_{j=1; j \neq i}^N \frac{h_{ij}}{|\hat{\mathbf{s}}_i^{(1)} - \hat{\mathbf{s}}_j^{(1)}|} - \sum_{j=1; j \neq i}^N \frac{h_{ij}\hat{\mathbf{s}}_j^{(1)}}{|\hat{\mathbf{s}}_i^{(1)} - \hat{\mathbf{s}}_j^{(1)}|} \quad (3.9)$$

である。式(3.9)より、2番目の解  $\{\hat{\mathbf{s}}_i^{(2)}\}_{i=2}^N$  を得ることができる。

関数  $g$  と式(3.3)のストレス関数  $S$  には次の関係がある。

$$\begin{aligned} S(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) &= g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) \\ &\leq g(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N). \end{aligned} \quad (3.10)$$

ここで、この不等式はコーシー・シュワルツの不等式から

$$|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| = \frac{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^\top}{|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|} \geq \frac{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j)^\top}{|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j|} \quad (3.11)$$

であり、任意の  $\mathbf{x}_i = \hat{\mathbf{s}}_i^{(1)}$  と  $\mathbf{y}_i = \hat{\mathbf{s}}_i^{(2)}$  により、不等式(3.10)は

$$\begin{aligned} S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)}) &= g(\hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)}, \hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)}) \\ &\geq g(\hat{\mathbf{s}}_2^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(2)}, \hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)}) \\ &\geq g(\hat{\mathbf{s}}_2^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(2)}, \hat{\mathbf{s}}_2^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(2)}) \\ &= S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(2)}) \end{aligned} \quad (3.12)$$

である。これは、2番目の解  $\{\hat{\mathbf{s}}_i^{(2)}\}_{i=2}^N$  が、1番目の解  $\{\hat{\mathbf{s}}_i^{(1)}\}_{i=2}^N$  よりも、式(3.3)の右辺のストレス関数  $S$  を減少させることを意味している。すなわち、

$$S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(2)}) \leq S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)})$$

である。この手続きを用いて、各ノードの相対位置座標の列  $\{\hat{\mathbf{s}}_i^{(k)}\}_{k=1}^\infty$  を再帰的に求める。もし、  $|S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(k)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(k)}) - S(\hat{\mathbf{s}}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(k+1)})|$  が十分に小さくなったとき、式(3.3)の右辺の局所最小値が得られたとする。なお、stress majorizationは初期解  $(\hat{\mathbf{s}}_2^{(1)}, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N^{(1)})$  を必要とし、目的関数が複数の局所最小値を持つ場合、収束先は初期解の選び方に依存する。本研究では、ランダムな初期解を複数回与え、それらの中で最も誤差の小さい解  $(\hat{\mathbf{s}}_2, \dots, \hat{\mathbf{s}}_N)$  を初期解として選んでいる。初期解の選び方等については、文献 [19, 20] を参照されたい。

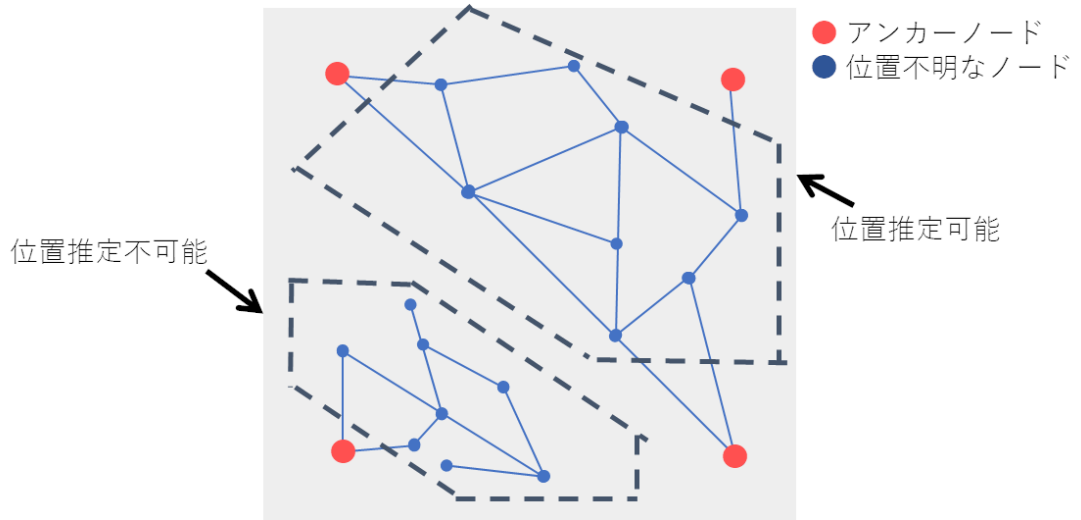


図3.4 位置推定可能なセンサノード

### 3.2.5 絶対位置マップの構成法

最後に、変換アルゴリズム [74]を用いて、相対位置マップを絶対位置マップに変換する。相対位置マップに対して、拡大または縮小、並進、回転、さらに必要に応じて反転の処理を施すことにより絶対位置マップを得ることができる。絶対位置マップのノードの位置を最終的な推定位置座標とする。なお、近接関係を表す無向グラフにおいて3台以上のアンカーノードを含む連結成分が存在する場合に限り、かつその連結成分に含まれるセンサノードのみが絶対位置座標を推定できる。図3.4に位置推定可能なセンサノードを示す。

監視領域内の $A$ 台のアンカーノードに1番から $A$ 番まで番号付けをする。位置が不明な $N - A$ 台のノードは、 $A + 1$ 番から $N$ 番まで番号付けをする。ノード $i$ の絶対位置座標を $s_i$ と表すと、これは次式で表される。

$$s_i = s_a + dR(\hat{s}_i - \hat{s}_a). \quad (3.13)$$

ここで

$$s_a = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A s_i, \quad \hat{s}_a = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A \hat{s}_i \quad (3.14)$$

である。 $s_a$ は絶対座標でのアンカーの重心、 $\hat{s}_a$ は相対座標でのアンカーセンサの重心、 $R$ は回転行列、 $d$ は拡大縮小比である。拡大縮小比 $d$ は以下により定まる。

$$d = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^A |s_i - s_a|^2}{\sum_{i=1}^A |\hat{s}_i - \hat{s}_a|^2}}. \quad (3.15)$$

回転行列 $R$ を定めるために、以下の行列を定義する。

$$M \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^A (s_i - s_a)(\hat{s}_i - \hat{s}_a)^\top, \quad (3.16)$$

行列 $M$ は2行2列の行列である。  $M^\top M$ の固有値と固有ベクトルのペアを $(\lambda_1, \mathbf{u}_1)$ および $(\lambda_2, \mathbf{u}_2)$ で定めると、回転行列 $R$ は次式で与えられる。

$$R = M \left( \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^\top + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^\top \right). \quad (3.17)$$

絶対座標でのアンカーノードの重心 $s_a$ 、相対座標でのアンカーノードの重心 $\hat{s}_a$ 、回転行列 $R$ 、および拡大縮小比 $d$ を式(3.13)に代入し、ノードの絶対位置マップを得ることができる。以上により、ノードの位置が推定できる。

### 3.3 性能評価指標

位置推定の性能評価指標として、平均位置推定誤差を用いる。無線センサネットワーク用の位置推定手法では、ノードの位置は不変であることを仮定しているため、時刻による位置推定誤差の変動はない。平均位置推定誤差 $err$ は

$$err = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |s_i^{\text{actual}} - s_i| \quad (3.18)$$

である。ここで、 $s_i^{\text{actual}}$ はノード $i$ の実際の位置座標であり、 $s_i$ は推定したノード $i$ の絶対位置座標である。

### 3.4 実機実験による近接認識手法の比較

本節では、2種類の物体の同時検出によるノード間の近接認識手法、検知時刻の差による同時検出、および検知時刻の前後関係による同時検出を提示し、実機実験を通してこれらの手法を比較する。

#### 3.4.1 センサノードの構成

実機実験では、焦電型赤外線センサを用いて人の動きを検出し、収集した応答データに基づきノード間の近接関係を認識した。実機実験で使用したセンサノードは、無線モジュールであるTWELITE DIP [77]、バッテリー、焦電型赤外線センサHC-SR501で構成されていた。TWELITE DIPは、2.4GHz帯無線である中距離ナローバンド無線規格IEEE 802.15.4を使用した無線マイコンモジュールである。焦電型赤外線センサは、焦電効果により人体などの赤外線を発する物体の動きを検出できるセンサである。いずれも安価で、調達も容易である。図3.5に無線モジュールTWELITE DIPと焦電型赤外線センサHC-SR501の外観を示す。表3.1にTWELITE DIPの仕様を示す。

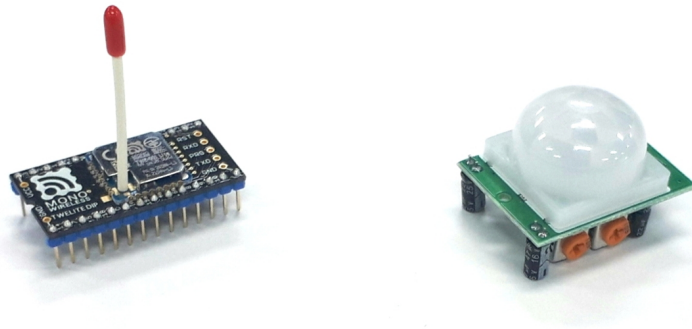


図3.5 無線モジュールTWELITE DIP(左)と焦電型赤外線センサHC-SR501(右)

表3.1 TWELITE DIPの仕様

型番	TWE-L-DI-W
通信方式	2.4GHz IEEE 802.15.4 準拠
屋外見通し距離	最大1km
通信速度	最大250kbps
変調方式	O-QPSK, DSSS
チャンネル数	16
送信出力	2.5dBm
受信感度	-95dBm
送信電力	15.3mA
受信電力	17.0mA
電源(VCC)	-0.3 - 3.6V
サイズ	5.5cm × 9.8cm

### 3.4.2 実験条件

本項では、実機を用いた位置推定実験の条件を述べる。4.5m × 4.5mの屋内領域に4台のアンカーノードと16台の位置が不明なノードを床面に設置した。図3.6に実機実験で用いたノード配置を示す。図3.6(a), (b), (c)は、3.4.4項の近接認識手法の比較で用いたノード配置であり、(d)は3.5項の近接認識のための距離の閾値を求める際に利用した。

設置された各ノードは半径1.3から1.5mの検知領域を持ち、各ノードの検知領域には個体差があった。各ノードは検知領域内で動く人を検知し、1秒周期、または検知状態が変化したときに自身の検知状態（検知：1 非検知：0）と、識別子であるMACアドレスを位置管理サーバであるノートPCに送信する機能を持つ。ただし、各ノード間で時刻同期をとること

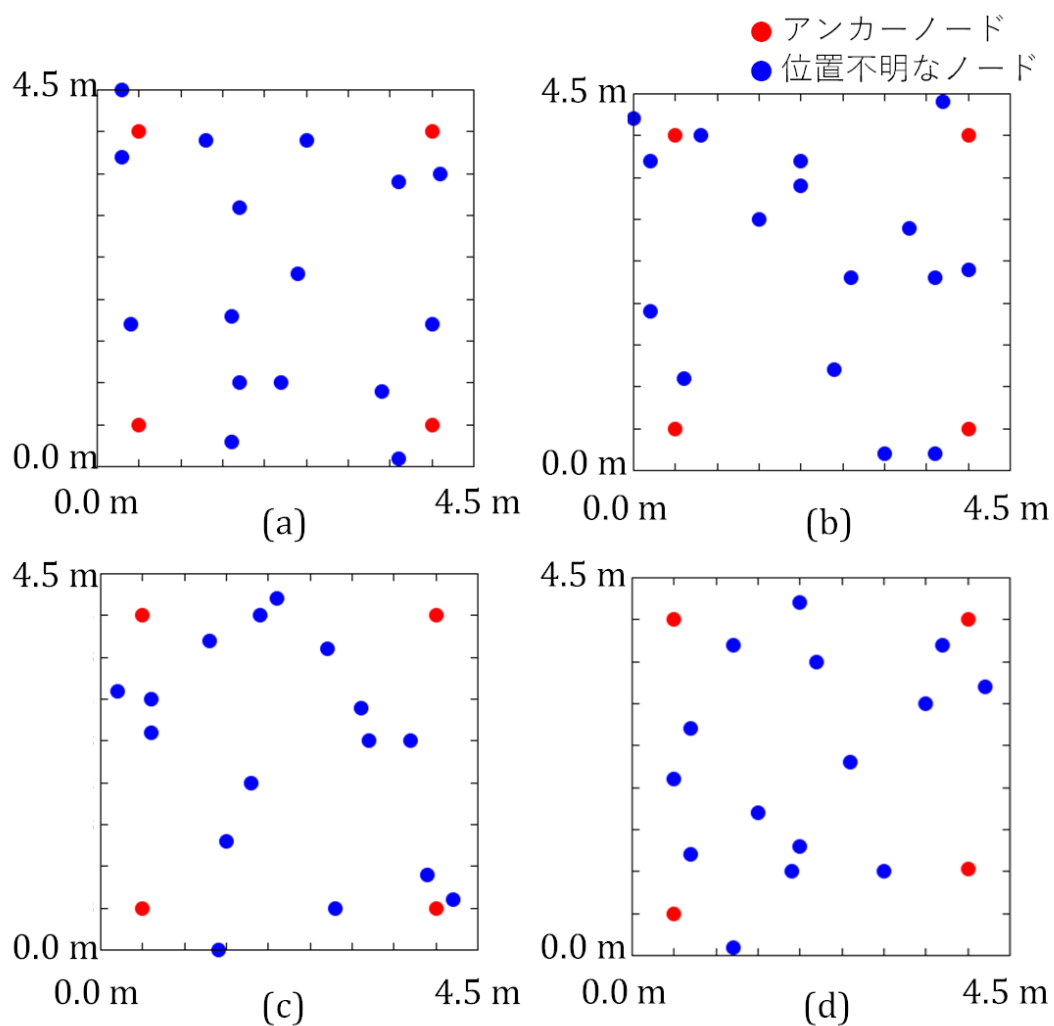


図3.6 実機実験で用いたノード配置

はできない。ノートPCにはデータ受信用USBスティック (MONOSTICK [78])が接続されており、各ノードからのデータをUSBスティックで受信し、シリアル通信によりデータを受信した。

位置管理サーバでは、各ノードから受信した検知ノードの識別子と受信時刻をCSVファイルに出力した。このとき、非検知時のデータは出力せず、検知時のデータのみを出力した。歩行者1名は監視領域内をランダムなルートで30分間歩き回り、位置管理サーバは約6,000件のデータを含む応答データセットを収集した。歩行者が監視領域内を歩き回ることによってセンサの応答データセットが取得できる。収集データ数が少ないと位置推定を行うために必要なノード間の近接関係が認識されにくくなるため、近接情報が網羅的に収集でき、かつ歩行者の負担が少ない30分の実験時間とした。図3.7に実験構成の概要を示す。



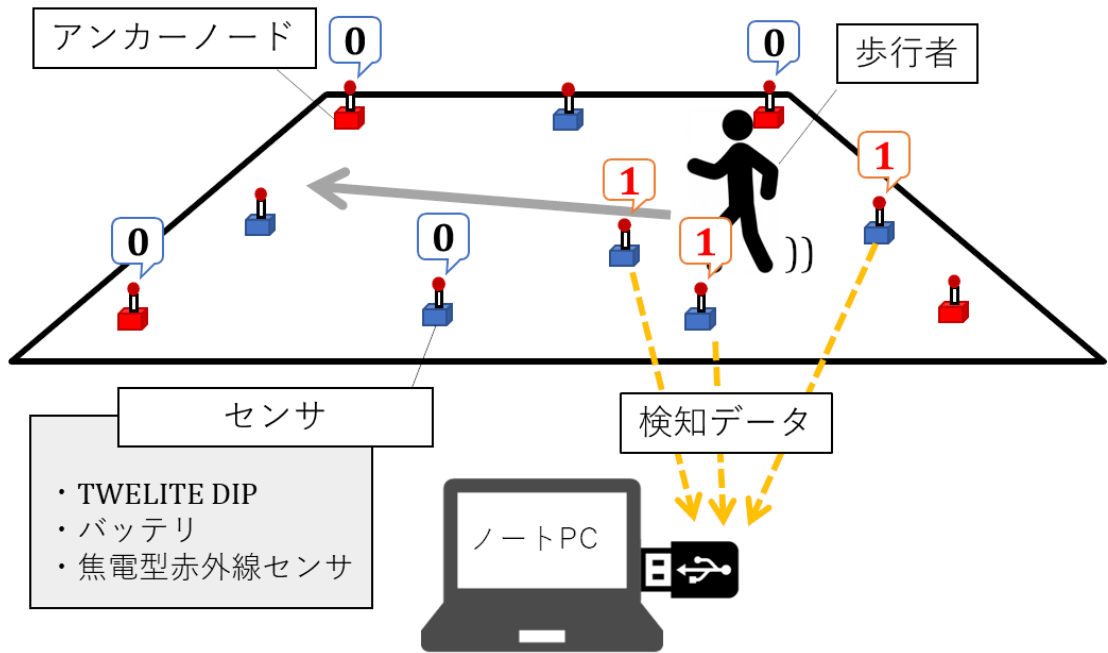


図3.7 実験構成の概要

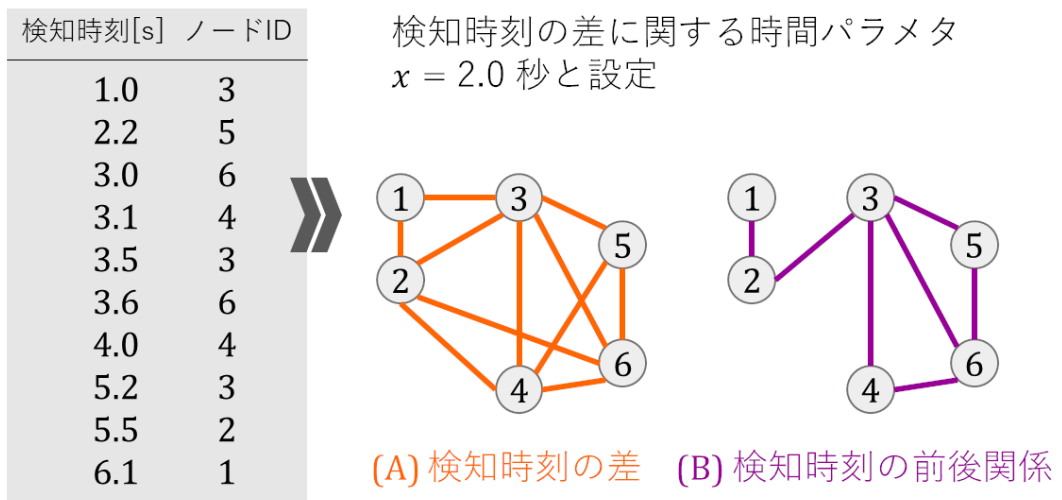


図3.8 物体の同時検出による近接認識手法

### 3.4.3 物体の同時検出による近接認識手法

本項では、物体の同時検出による近接認識手法について述べる。物体の同時検出による近接認識手法は、同時刻に同一事象を検出したノード間は近くに存在すると仮定し、ノード間の近接関係を認識する。ただし、使用した無線通信モジュールの仕様により、センサ同士

の時刻同期がとれないという制約がある。したがって、複数ノード間の物体の同時検出をどのように定義するかにより、ノード間の近接関係が変化する。以下では、2種類の物体の同時検出による近接関係の認識手法について述べる。図3.8に、2種類の物体の同時検出による近接認識手法を示す。

図3.8の左の表のように、10件の検知時刻とノード識別子の組としてセンサの応答データが得られているとする。図3.8に示した2つの無向グラフは、これらの応答データに対し、検知時刻の差に関する時間パラメタ $x$ を2.0秒と設定したときに各近接認識手法を適用して認識されたノード間の近接関係を表している。

#### 近接認識手法A：検知時刻の差による同時検出

検知時刻の差による同時検出では、応答データセットの検知時刻に着目し、ある2台の異なるノードの検知時刻の差が $x$ 秒以下である場合に、これらのノードは同時に応答したとみなす。この手法は、センサの設置密度が低く、検知時刻の前後関係による同時検出が使用できない場合に有効である。ただし、この手法は時刻パラメタ $x$ を適切に設定する必要がある。

#### 近接認識手法B：検知時刻の前後関係による同時検出

検知時刻の前後関係による同時検出では、ノード $i$ が人物を検出した後、最初に人物を検出したノードが $j$  ( $j \neq i$ )である、かつノード $i$ と $j$ の検知時刻の差が $x$ 秒以下であるときに、ノード $i$ と $j$ は同時に応答したとみなす。この近接認識手法は、監視領域のどの場所にも1台以上のセンサの検知領域内にある場合に有効である。この手法は、立ち止まったり急に動いたりするなどの人物の行動パターンに近接関係が影響されにくいという利点がある。

図3.8より、同じ応答データセットを用いた場合であっても、近接認識手法によって近接関係を表す無向グラフの接続性が異なっていることがわかる。次項では、これらの近接認識手法の平均位置推定誤差を比較する。

### 3.4.4 近接認識手法の比較結果

図3.6(a), (b), (c)に示した3種類のノード配置でセンサノードの応答データを収集し、上述した2種類の近接認識手法を適用した。検知時刻の差に関する時間パラメタ $x$ を0.1秒から1.5秒まで変化させ、検知時刻の差を用いた近接認識手法（手法A）と、検知時刻の前後関係を用いた近接認識手法（手法B）の平均位置推定誤差を比較した。図3.9に近接認識手法の比較結果を示す。

図3.9の結果より、検知時刻の差に関する時間パラメタ $x$ を増加させるに伴い、手法Aを用いたときの平均位置推定誤差は増加していることがわかる。一方、手法Bを用いると、時間パラメタ $x$ による平均位置推定誤差への影響はさほど見られない。全体的に、手法Bは手法Aよりも位置推定誤差が小さいことが確認できる。ただし、時間パラメタ $x$ が0.1秒から0.3秒の間では手法による平均位置推定誤差の差はわずかであり、0.3秒を超えると差が顕著になった。この結果より、実機実験の収集データに対してセンサ応答ベース位置推定手法を

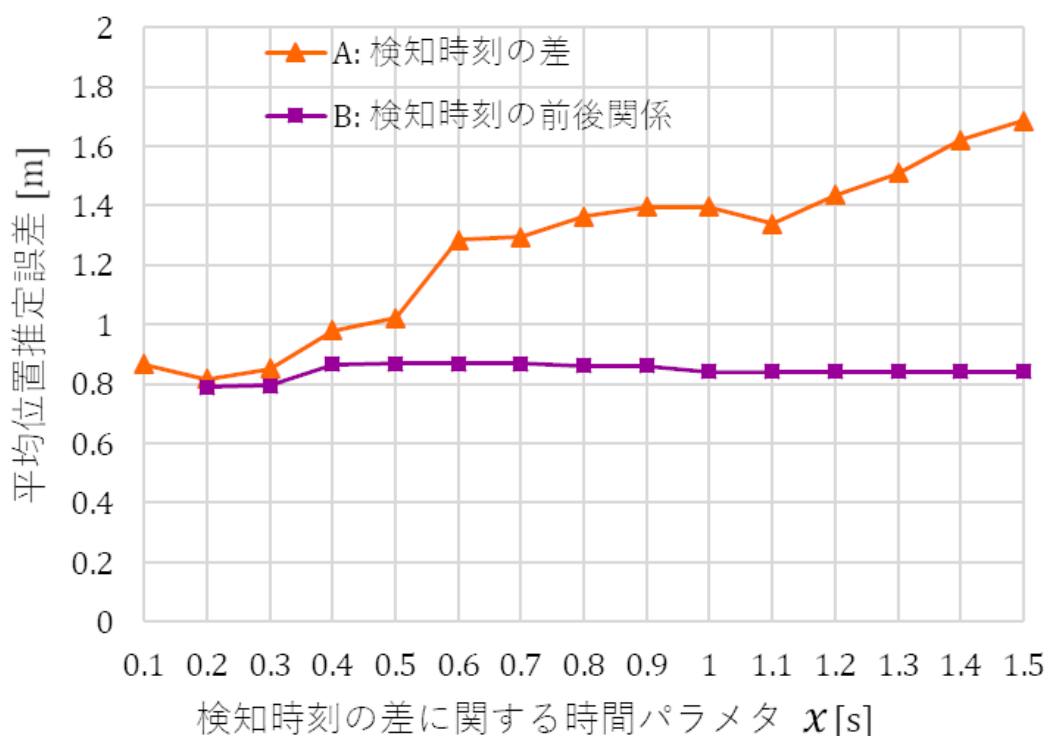


図3.9 近接認識手法の比較結果

適用することで、1.0m未満の誤差で位置推定が可能であると確認できた。

手法Aを用いて平均位置推定誤差を小さく抑えるためには、適切に時間パラメタ $x$ を設定する必要があるが、手法Bは時間パラメタ $x$ にほとんど依存しないという利点がある。ただし、手法Bは監視領域のどの場所にも1台以上のセンサの検知領域内にある場合のみに適用できるという制約がある。

### 3.5 近接認識のための距離の閾値

検知時刻の前後関係を用いる手法Bによって認識されたノード間の近接関係は、ノード間の実際の距離を反映している必要がある。ただし、認識された近接関係とノード間の距離の関係には明確な閾値がなく、決定論的に決定されない。そこで、近接認識のための距離の閾値を検証することにより、誤差増加要因を特定するための指標を得ることができると考えた。

本節では、検知時刻の前後関係を用いる手法Bによって認識されたノード間の近接関係が反映する、ノード間の距離の閾値を調査する。はじめに、図3.6(d)に示したノード配置で実験を行い、センサノードの応答データセットを収集した。次に、近接認識手法Bを適用して認識したノード $i-j$ 間の近接関係 $l_{ij}$ と距離の閾値 $\theta$ 、実際の直線距離 $d_{ij}$ から、すべてのノード

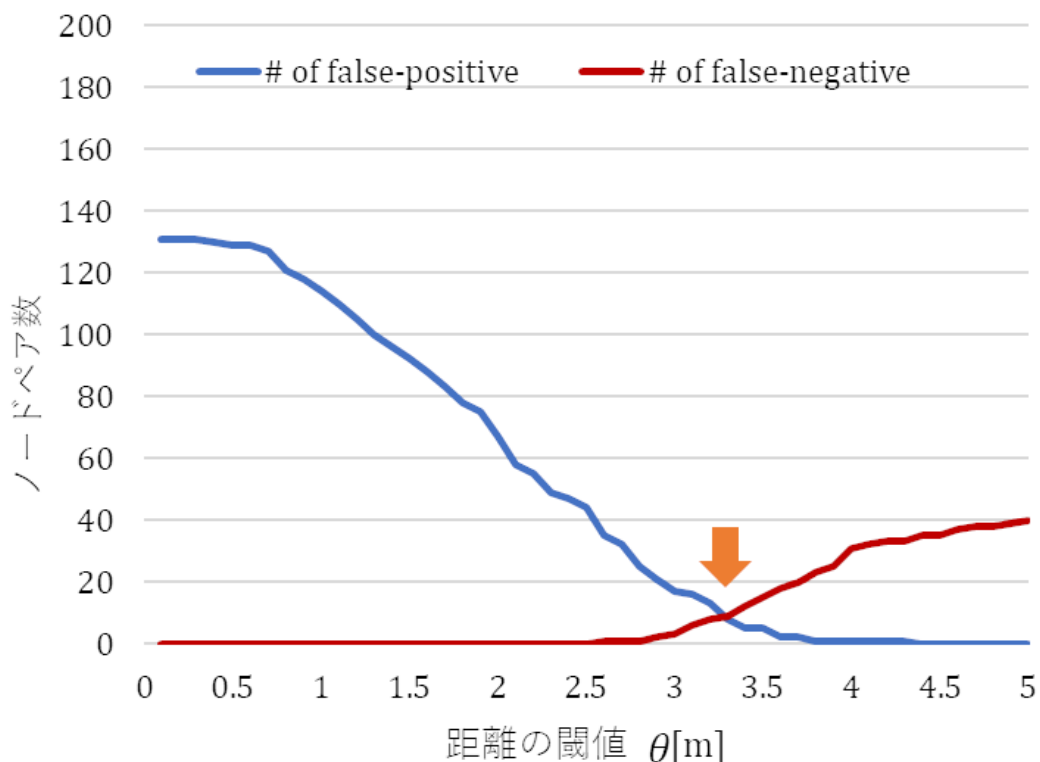


図3.10 距離の閾値とFalse-negativeペアおよびFalse-positiveペア数の推移

ドペアを3種類のペアに分類した。表3.2にノードペアの分類を示す。ただし、 $l_{ij} = 1$ のときノード*i*と*j*は近接、 $l_{ij} = 0$ のときノード*i*と*j*は非近接であるとする。

表3.2 ノードペアの分類

分類	条件
True	$d_{ij} \leq \theta$ かつ $l_{ij} = 1$ , または $d_{ij} > \theta$ かつ $l_{ij} = 0$
False-negative	$d_{ij} \leq \theta$ かつ $l_{ij} = 0$
False-positive	$d_{ij} > \theta$ かつ $l_{ij} = 1$

Trueペアは実際に近接しており近接と認識された、または実際に近接しておらず近接と認識されないノードペアである。False-negativeは実際に近接しているが近接と認識されないノードペア、False-positiveは実際に近接していないが近接と認識されたノードペアである。実験により収集されたデータセットに近接認識手法Bを適用し、ノード間の距離の閾値 $\theta$ を0.1mごとに変化させ、False-negativeおよびFalse-positiveペア数の推移を調査した。図3.10に距離の閾値とFalse-negativeペアおよびFalse-positiveペア数の推移を示す。

図3.10の結果より、距離の閾値 $\theta$ が3.3mのときにFalse-negativeとFalse-positiveペア数の

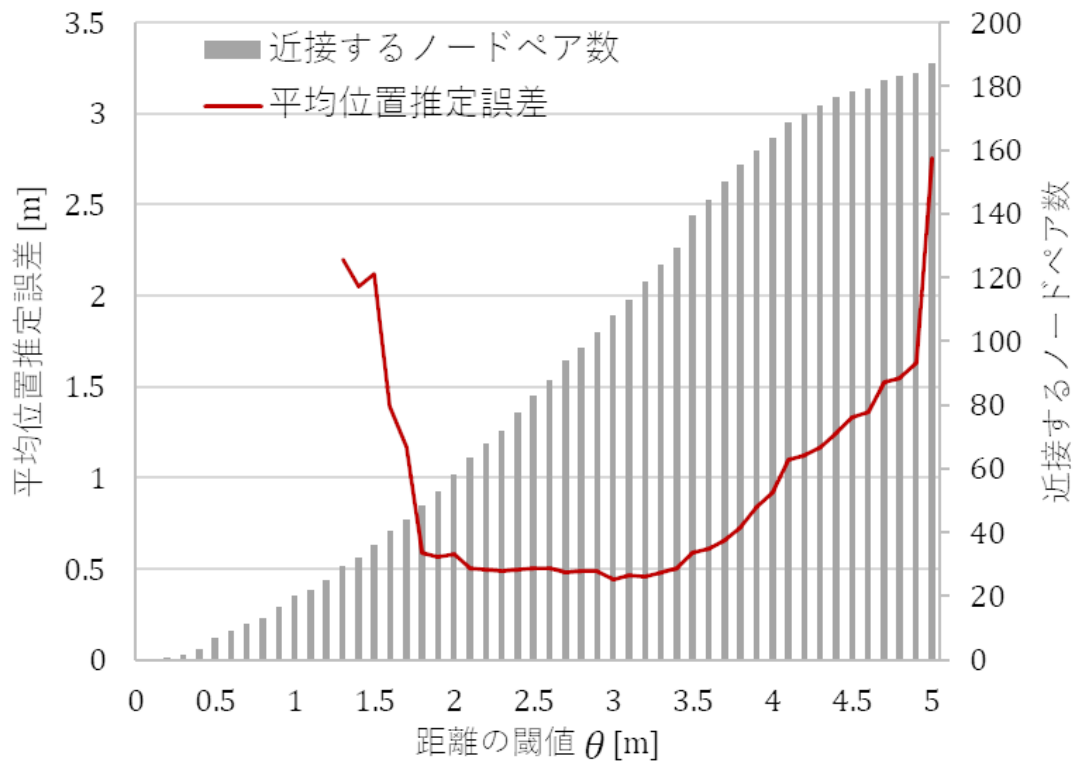


図3.11 理想環境の平均位置推定誤差の推移

差が最小（8ペア，9ペア）となることが確認できた．したがって，実機実験により収集した応答データセットに基づくと，検知時刻の前後関係を用いる近接認識手法Bが，あるノード間を近接していると認識する距離は3.3mであるといえる．

### 3.6 実機実験結果と理想環境の比較による誤差増加要因の調査

認識された近接関係とノード間の距離の関係に明確な閾値があり，近接関係がノード間距離と閾値によって決定論的に決まる場合を考える．このような場合，誤って認識される False-negativeやFalse-positiveペアは存在せず，平均位置推定誤差はさらに減少する．このような理想環境において，図3.6(a)，(b)，(c)を含む10パターンノード配置を用いたときの平均位置推定誤差を評価した．図3.11に理想環境の平均位置推定誤差の推移を示す．右軸に示した近接ノードペア数はすべて， $d_{ij} \leq \theta$  かつ  $l_{ij} = 1$  と認識された Trueペアであることに注意されたい．図3.11より，近接認識のための距離の閾値 $\theta$ を3.3mと設定したときの平均位置推定誤差は約0.48mであり，実機実験の平均位置推定誤差(0.84m)は理想環境の約1.8倍であることがわかった．したがって，False-negativeおよびFalse-positiveペアが位置

推定誤差を増加させる主な要因であると特定できた。

False-negativeペアは、ある2台のノードが互いに近くに存在するが、非近接であると認識される場合に発生する。False-negativeペアの発生要因として、歩行者がある特定のエリアを避けて歩くことで、そのエリアに存在するセンサノードの応答データが収集できないことが挙げられる。したがって、より長期間に渡って多くの応答データを収集することにより、False-negativeペアの発生を抑えることができると考えられる。

一方、False-positiveペアは、ある2台のノードの距離が遠く離れているにもかかわらず、近接していると認識される場合に発生する。False-positiveペアの発生要因として、歩行者の動きと無関係に発生する誤検知が挙げられる。センサノードの誤検知は、歩行者以外の物体へ応答することや、センサの誤動作によって起こる可能性がある。また、実機実験で使用した焦電型赤外線センサには検知半径の個体差があり、ある2台のノードの距離が遠く離れていても検知半径の個体差により、近接していると認識される場合がある。したがって、センサの応答性能の個体差もFalse-positiveペアを発生させる要因であるといえる。

### 3.7 本章のまとめ

本章では、センサ応答ベース位置推定手法の詳細を説明し、実機実験を通して近接認識手法を比較した。はじめに、センサの応答からノード間の近接関係を認識する近接認識手法について述べ、実機実験で収集したセンサ応答データに対してこれらの近接認識手法を適用し、平均位置推定誤差の比較をした。比較により、検知時刻の前後関係を用いる手法Bは時間パラメタにほとんど依存せず、検知時刻の差を用いる手法Aより優れていた。この結果から、実機実験の収集データに対してセンサ応答ベース位置推定手法を適用することで、1.0m未満の誤差で位置推定が可能であることが確認できた。さらに、ノード間の時刻同期がとれない場合であっても、検知時刻の前後関係による手法Bを用いて認識した近接関係から、位置推定が可能であることを示した。

次いで、近接認識のための距離の閾値がどれほどであるかを実機実験の収集データを用いて分析した。ノードペアをTrue, False-negative, False-positiveの3種類に分類し、実機実験で収集した応答データに近接認識手法Bを適用して、あるノード間が近接と認識される距離はおよそ3.3mであることがわかった。この距離の閾値に基づき、近接関係がノード間の距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境と実機実験の結果を比較した。その結果、False-negativeおよびFalse-positiveペアが位置推定誤差を増加させる主な要因であると特定することができた。

## 第4章

# センサ応答ベース位置推定手法の誤差増加要因の特定

第4章では、センサ応答ベース位置推定手法の位置推定誤差の増加要因について、シミュレーションを用いて検証する。はじめに、実機実験の条件を再現し誤差増加要因である False-negativeペアおよび False-positiveペアを意図的に発生させるシミュレータを作成し、パラメタが位置推定誤差に与える影響を調査する。次に、実機実験、シミュレーション、理想環境の結果を比較することで位置推定誤差の増加要因を検証する。最後に、センサが誤検知を起こす事象を組み込んだ大規模な領域のシミュレーションにより、センサ応答ベース位置推定手法の課題を抽出する。詳細は文献 [75, 76]を参照されたい。

### 4.1 シミュレーション条件

本節で扱うシミュレーションの条件は、3.4.2項で述べた実機実験の条件を再現するように設定した。4.5m × 4.5mの監視領域で、4台のアンカーノードと16台の位置が不明なノードを用いた。実機実験で利用した3種類の配置(図3.6(a), (b), (c))を含む10種類のノード配置を用いた。歩行者は半径0.2mの円で近似され、歩行者の身長1.7mに対して算出された歩幅0.765mを用いた。歩幅は、文献 [79]の実験結果に基づいて設定した。歩行者は、実機実験と同程度の6,000件の応答データが収集できるまで、監視領域内をランダムなルートで歩行した。ノードが歩行者を検知する検知領域には個体差があるため、検知半径は平均 $\mu$ と分散 $\sigma^2$ を持つ正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従うとした。近接認識のために、検知時刻の前後関係による手法Bを用いた。

誤差増加要因である False-negativeペアを意図的に発生させるために、各ノードは歩行者が検知領域内に入るときに確率的に歩行者を検知する。ノードが歩行者を検知する確率を検知確率と呼ぶ。一方、False-positiveペアを意図的に発生させるために、各ノードは歩行者を誤検知することとした。ノードの検知領域内に歩行者が存在しない場合であっても、歩行者が検知領域内に存在する場合と同様にノードが応答する。誤検知は、歩行者の動きと

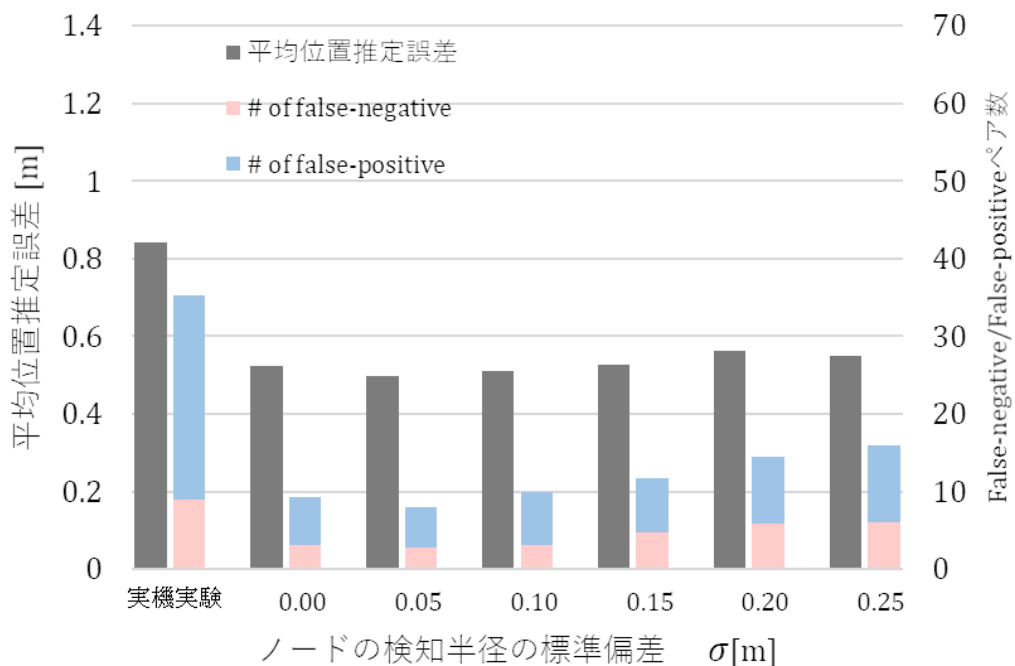


図4.1 検知半径の標準偏差に対する平均位置推定誤差の比較

独立に発生するポアソン過程に従って発生する。誤検知の頻度を表す誤検知率は、検知の総数に対する誤検知数の比として定義する。以下に示す結果は、異なるノード配置に対して各10回のシミュレーションにより得られた位置推定誤差の平均である。また、比較のため、距離の閾値 $\theta$ を3.3mと設定したときのFalse-negativeペアおよびFalse-positiveペア数を併記した。

## 4.2 パラメタの影響調査

本節では、False-negativeペアとFalse-positiveペアを意図的に発生させるシミュレータを用いて、ノードの検知半径の分散と、誤検知率の影響を調査する。

### 4.2.1 ノードの検知半径の分散の影響

ノードの検知半径の分散により、ある2台のノードの距離が遠く離れていても近接していると認識される場合がある。したがって、ノードの検知半径の分散は、False-positiveペアを発生させる要因であるといえる。シミュレーションでは、検知半径の平均 $\mu$ は1.4mと設定し、標準偏差 $\sigma$ を0から0.25mと変化させた。検知確率は1.0、誤検知率は0とした。図4.1に検知半径の標準偏差に対する平均位置推定誤差の比較を示す。ここで、左端に実機実験の結果(図3.9の手法B)を併記した。



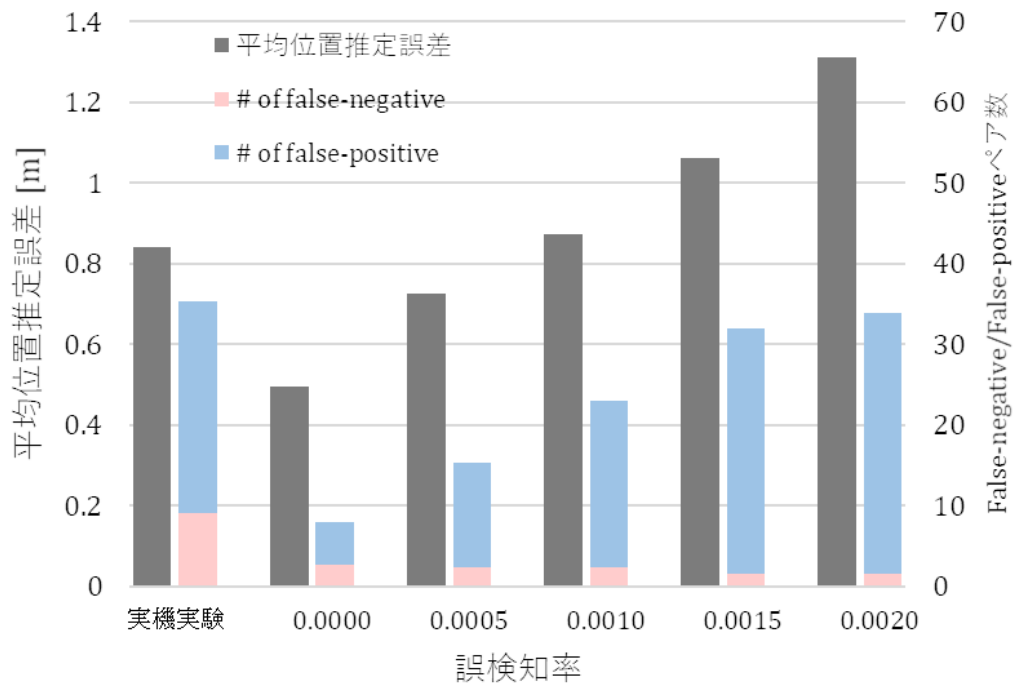


図4.2 誤検知率に対する平均位置推定誤差の比較

図4.1の結果より，ノードの検知半径の標準偏差 $\sigma$ を増加させるに伴い，平均位置推定誤差はわずかに増加する．さらに，False-negativeペアやFalse-positiveペアの数もわずかに増加している．シミュレーション結果と実機実験の結果と比較すると，False-positiveペアの数は大幅に異なっていることがわかる．以上の結果より，位置推定精度の向上のためには，センサノードの検知半径の分散は可能な限り小さくする必要があるといえる．

#### 4.2.2 誤検知率の影響

ノードの検知領域内に歩行者が存在しない場合に誤って歩行者を検知する誤検知率も，False-positiveペアを発生させる要因であるといえる．シミュレーションでは，検知半径の平均 $\mu$ は1.4m，標準偏差 $\sigma$ は0.05mと設定した．検知確率を1.0と固定し，誤検知率を0から0.002と変化させた．図4.2に誤検知率に対する平均位置推定誤差の比較を示す．

図4.2の結果より，誤検知率を増加させFalse-positiveペアの数が増加するに伴い，平均位置推定誤差が大幅に増加することがわかる．誤検知率が0.001よりも小さい場合，平均位置推定誤差は1.0m以下と良好であった．本論文では結果を示していないが，False-negativeペアを発生させる検知確率は，False-negative/False-positiveペア数や平均位置推定誤差にほとんど影響を与えないことがわかっている．したがって，センサ応答ベース位置推定手法の位置推定誤差の増加要因は，主にFalse-positiveペアであると結論付けられる．

表4.1 実機実験, シミュレーション, 理想環境の条件

	提案手法			MDS-MAP [17]
	実機実験	シミュレーション	理想環境	理想環境
監視領域	4.5 m × 4.5 m	4.5 m × 4.5 m	4.5 m × 4.5 m	4.5 m × 4.5 m
ノード数	20	20	20	20
ノード配置	3種類	10種類	10種類	10種類
歩行者の身長[m]	1.70	1.70	-	-
歩行者の歩幅[m]	約0.7	0.765	-	-
歩行速度[m/s]	約1.0	$N(1.0, 0.20^2)$	-	-
検知半径[m]	1.3-1.5; 個体差有	$N(1.4, 0.05^2)$	-	-
検知確率	不明	0.90	-	-
誤検知率	不明	0.001	-	-
近接認識手法	検知時刻の前後関係をを用いる手法B	検知時刻の前後関係をを用いる手法B	ノード間の直線距離と閾値	ノード間の直線距離と閾値

### 4.3 実機実験, シミュレーション, 理想環境の比較による誤差増加要因の特定

本節では, 実機実験, False-negativeとFalse-positiveペアを意図的に発生させるシミュレーション, 近接関係がノード間の距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境の結果を比較し, センサ応答ベース位置推定手法の誤差増加要因を特定する. 理想環境では, 提案手法とコネクティビティベース位置推定の代表的な手法であるMDS-MAP(Multidimensional scaling and mapping) [17]を比較した. MDS-MAPは, ネットワークの接続情報からノード間の距離を推定し, 2.2.3項で述べた多次元尺度構成法 (Multidimensional scaling)を用いて各ノードの位置を推定する手法である. 表4.1に実機実験, シミュレーション, 理想環境の条件を示す.

近接関係がノード間距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境で, MDS-MAPで位置推定を行うと, 距離の閾値 $\theta$ が2.5mのときに平均位置推定誤差が最小となった. よって, 提案手法では距離の閾値 $\theta$ を3.3m, MDS-MAPでは2.5mと設定したときの平均位置推定誤差と, False-negativeペア数およびFalse-positiveペア数を比較する. 表4.2にこれらの比較結果を示す.

表4.2より, 実機実験とシミュレーションの平均位置推定誤差の差は0.03mと極めて小さく, False-positiveペア数は26.3と23.1となり, 3.2ペアの差に留まった. これは, 適切に検知確率と誤検知率を設定することで, 実機実験の結果をシミュレーションで再現すること

表4.2 平均位置推定誤差, False-negativeペア数, およびFalse-positiveペア数の比較結果

	提案手法			MDS-MAP [17]
	実機実験	シミュレーション	理想環境	理想環境
平均位置推定誤差[m]	0.84	0.87	0.48	0.60
False-negativeペア数	9.0	2.7	0.0	0.0
False-positiveペア数	26.3	23.1	0.0	0.0
距離の閾値 $\theta$ [m]	3.3	3.3	3.3	2.5

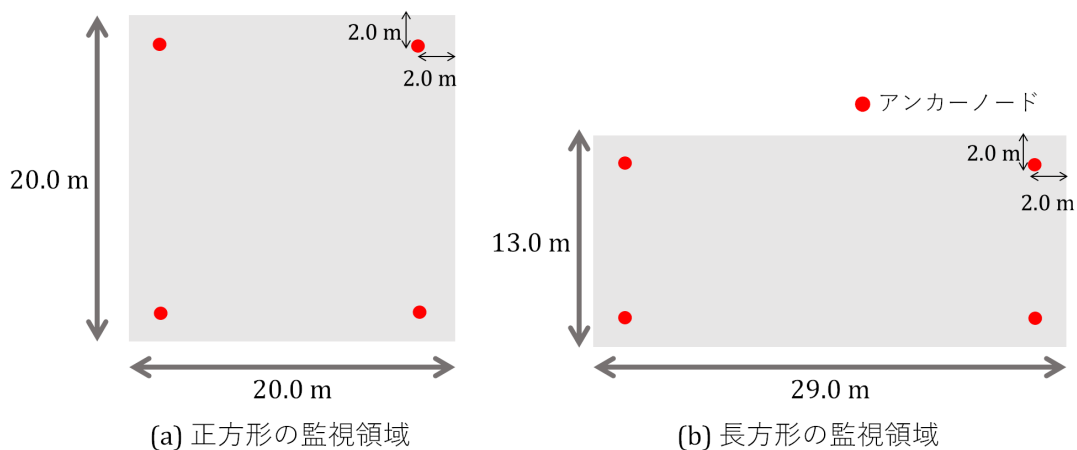


図4.3 大規模シミュレーションの監視領域の設定

が可能であることを示している。一方, 提案手法を用いた理想環境と実機実験の結果を比較すると, 平均位置推定誤差は0.48mと0.84mで, 約1.8倍の差があることがわかる。実機実験で認識されたFalse-positiveペアを取り除くと, 平均位置推定誤差は理想環境とほぼ等しくなることが確認できている。したがって, 誤差の増加要因は主にFalse-positiveペア数の差によるものであるといえる。また, 理想環境で提案手法とMDS-MAPの平均位置推定誤差を比較すると, MDS-MAPの平均位置推定誤差は提案手法と比べ0.6mとやや大きいことが確認できた。

#### 4.4 大規模シミュレーションによる性能評価

前節では, 実機実験の結果と比較するという目的から, 4.5m × 4.5mの監視領域で20台のノードを用いた小規模なシミュレーション結果のみを示していた。実機実験の結果を再現可能なシミュレータを利用できるため, 大規模な正方形および長方形の監視領域における性能評価を行う。歩行者が監視領域を通過した回数と, 監視領域の形状が位置推定誤差に

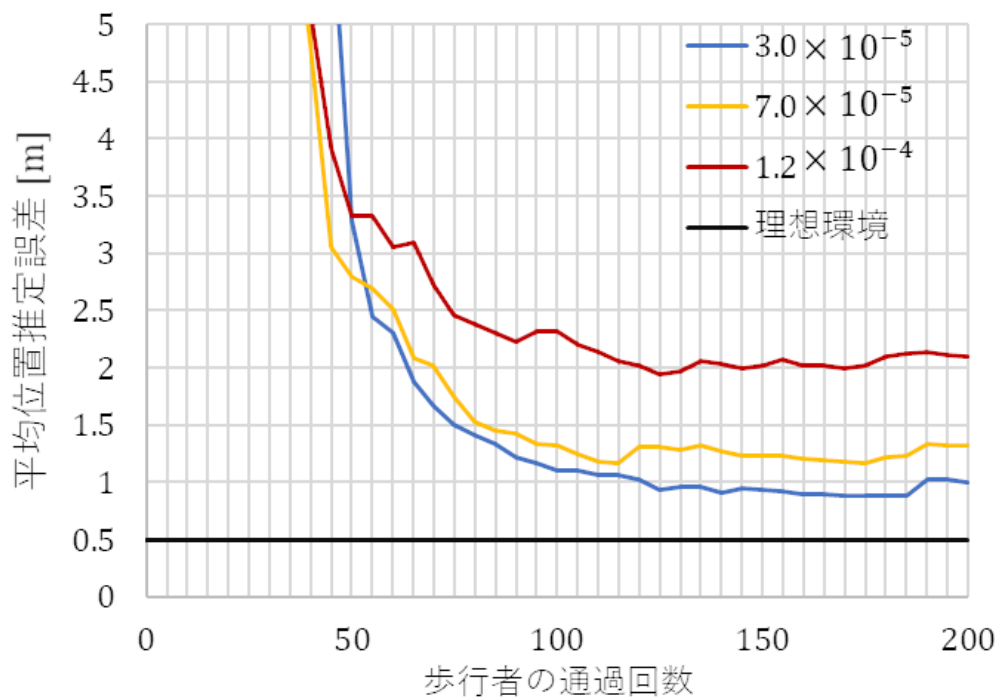


図4.4 正方形の監視領域内を歩行者が通過した回数に対する平均位置推定誤差

与える影響を調査する。図4.3に大規模シミュレーションの監視領域の設定を示す。

実機実験と同様に、1名の歩行者が監視領域内をランダムなルートで歩行し、応答データを収集する。近接認識のために、検知時刻の前後関係による手法Bを用いた。ただし、アルゴリズムに条件を加え、ある2台のノード間において2回以上検知時刻が前後関係となった場合のみ、近接と認識されるとする。検知時刻の前後関係による手法Bを実際の環境で用いる場合、誤検知が位置推定精度に与える影響を小さくするためにこのような対策が必要になると考えられるため、このような条件を加えることとした。

#### 4.4.1 歩行者が監視領域を通過した回数の影響

歩行者が監視領域を通過するたびに、センサノードの応答データが収集されノード間の近接関係が認識される。したがって、大規模な監視領域では、歩行者の通過回数が位置推定精度に与える影響が大きくなるのではないかと考えた。4.1節で述べたシミュレーション条件との違いは次の通りである。20m × 20mの正方形の監視領域内に、位置が既知であるアンカーノード4台と、位置が不明なノード396台をランダムに配置した。ノードの設置密度は実機実験と同様の1台/m<sup>2</sup>である。大規模シミュレーションでは、10種類のノード配置を利用した。誤検知率は $3.0 \times 10^{-5}$ 、 $7.0 \times 10^{-5}$ 、 $1.2 \times 10^{-4}$ の3種類とし、検知確率は0.9とした。図4.4に正方形の監視領域内を歩行者が通過した回数に対する平均位置推定誤差を示す。

図4.4より、歩行者の通過回数が増加するに従い、平均位置推定誤差は減少することがわ

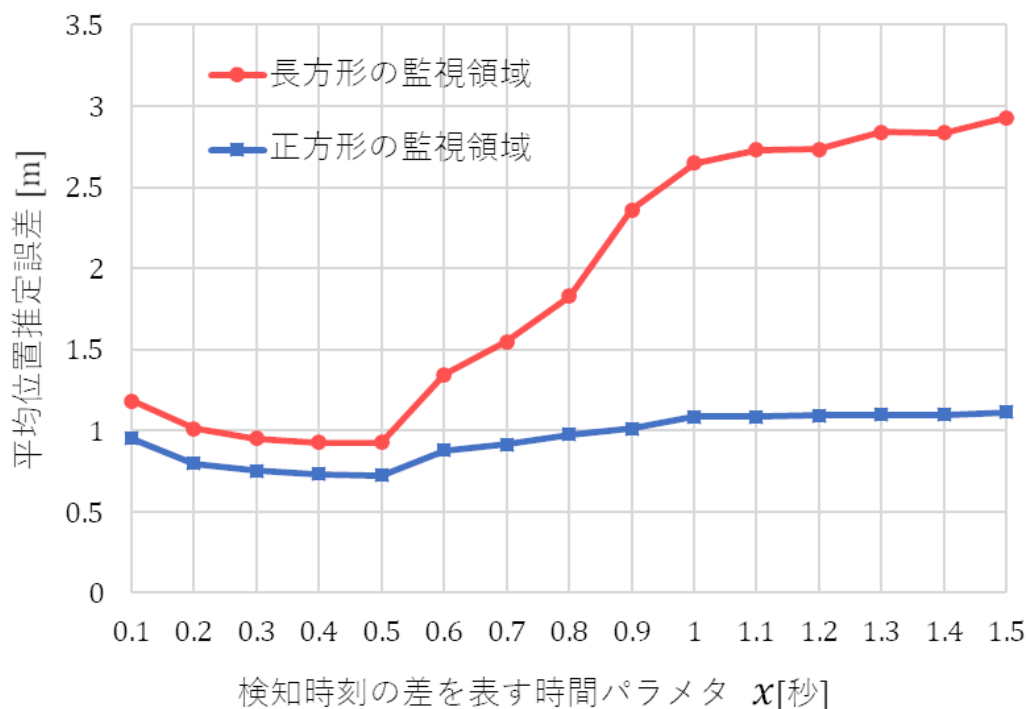


図4.5 正方形と長方形の監視領域における平均位置推定誤差の比較

かる。誤検知率を与えた場合、いずれの平均位置推定誤差も理想環境の誤差より大きくなる。また、歩行者の通過回数が100回を超えると、平均位置推定誤差はほぼ一定の値に収束する。誤検知率 $3.0 \times 10^{-5}$ の平均位置推定誤差は、最終的に約1.0mまで減少する。したがって、歩行者の通過回数は平均位置推定誤差に影響するが、ある一定回数以上を超えると位置推定誤差は収束するため、十分な量の応答データが収集できる通過回数で十分であるといえる。

#### 4.4.2 監視領域の形状の影響

実際に使われている屋内環境は長方形であることが多いことを考慮し、図4.3(b)に示した長方形の監視領域における性能評価を行う。この長方形の監視領域は、私達の研究室フロアと同程度の大きさとした。13m × 29mの長方形の監視領域内に、位置が既知であるアンカーノード4台と、位置が不明なノード373台をランダムに配置した。このときのノードの設置密度は1台/ $m^2$ である。誤検知率は $3.0 \times 10^{-5}$ とし、検知確率は0.9とした。検知時刻の前後関係を用いる手法Bを用いて、図3.9と同様に、近接認識のための時間パラメタ $x$ と平均位置推定誤差の関係を示す。図4.5に正方形と長方形の監視領域における平均位置推定誤差の比較を示す。

図3.9の結果とは異なり、図4.5の結果では、検知時刻の前後関係による手法Bを用いた場

合でも長方形の監視領域では時間パラメタ $x$ の増加に従って平均位置推定誤差も増加することがわかる。位置推定誤差の増加要因は、主に実際は遠くの距離にあるノード間が誤って近接していると認識されるFalse-positiveペアであることがわかっている。そこで、すべてのFalse-positiveペアを応答データから除外すると、平均位置推定誤差は正方形領域で0.70m、長方形領域で0.85mであった。センサノードの誤検知によるFalse-positiveペアが小規模な監視領域と比べて蓄積されやすくなり、さらに長方形の監視領域では誤検知とされるノード間の距離が大きくなりやすいため、長方形領域の平均位置推定誤差は正方形領域よりも大きくなったと考えられる。

大規模シミュレーションでは、False-positiveペアの数を抑えるために、ある2台のノード間において2回以上検知時刻が前後関係となった場合のみ近接していると認識されるとした。これにより、正方形の監視領域であれば1m程度の誤差で位置推定が可能であることが確認できた。しかしながら、この2回以上という制限は最適ではなく、実用化を考えたときに他の基準が必要になる可能性がある。例えば、古いデータを消去する、または、False-positiveペアとなり得るノードペアの情報を除去する等のメカニズムを手法に組み込むことが挙げられる。

## 4.5 本章のまとめ

本章では、第3章で述べたセンサ応答ベース位置推定手法の位置推定誤差の増加要因について、シミュレーションを用いて検証した。はじめに、誤差増加要因であるFalse-negativeとFalse-positiveペアを意図的に発生させるシミュレータを作成し、ノードの検知半径の分散と、誤検知率の影響を調査した。位置推定精度の向上のために、ノードの検知半径の分散は可能な限り小さくする必要があり、誤検知率は0.001未満が望ましいとわかった。

次いで、実機実験、False-negativeとFalse-positiveペアを意図的に発生させるシミュレーション、近接関係がノード間の距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境の結果を比較することにより、位置推定誤差の増加要因を検証した。比較結果により、位置推定誤差の増加要因は、主に、実際は遠い距離にあるが誤って近接していると認識されたノードペアであるFalse-positiveペアであると特定できた。誤差増加要因の特定により、センサ応答ベース位置推定手法の推定精度の向上に寄与できる。

最後に、正方形および長方形の大規模な領域を模擬したシミュレーションにより、センサ応答ベース位置推定手法の性能評価を行った。歩行者が監視領域を通過した回数と、監視領域の形状が位置推定精度に与える影響を調査した。これらの結果を通して、センサ応答ベース位置推定手法の実用化に向けた課題を抽出した。誤差増加要因であるFalse-positiveペアの発生を抑えるために、ノード間の近接関係を認識するための新たな手法を考案する必要がある。具体的には、古いデータを消去する、または、False-positiveペアとなり得るノードペアの情報を除去する等のメカニズムを手法に組み込むことが挙げられる。

## 第5章

# 接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の概要と電波伝搬特性の実験的検証

第5章では、センサ応答ベース位置推定手法を拡張した、「近い/遠い」の2値情報である接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の詳細を述べ、電波伝搬特性の実験的検証を行う。はじめに、問題設定とBLEの概要を述べ、次いで、提案手法を説明する。ただし、5.3.5説で述べる提案手法2についての補足は、巻末の付録を参照されたい。次に、シングルボードコンピュータであるRaspberry Piを用いた電波伝搬特性を把握するための予備実験とその結果を示す。最後に、収集したRSSI計測データに基づき、最小二乗推定を用いて減衰モデルのパラメータを推定した結果を示す。

### 5.1 問題設定

屋内施設内にある2次元平面上の監視領域を考える。監視領域内の歩行者は、BLEビーコンを周囲に送信し、受信するスマートフォン等の端末を常に携帯する。また、これらの端末と同様にBLEビーコンの送受信の機能を持つアンカーノードを領域内の定位置に設置し、アンカーノードの位置は既知であるとする。以降では、歩行者が持つ端末とアンカーノードのどちらもノードと呼ぶ。各ノードは、周囲のノードから受信した無線信号のRSSIと識別子を位置管理サーバに対して定期的に送信する。

位置管理サーバは、監視領域内のノードの識別子とノード間の近接関係を認識する。無線信号を十分な強度で相互に認識できる2台のノードは近接しているという仮定に基づき、近接関係が認識される。位置管理サーバで取得した各時刻の近接関係を無向グラフで表現し、ノード間のホップ数距離を計算する。無向グラフ上のホップ数距離に基づき、位置管理サーバは後述する位置推定手法で歩行者の持つ端末の位置を推定する。図5.1に接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定の問題設定と監視領域を示す。

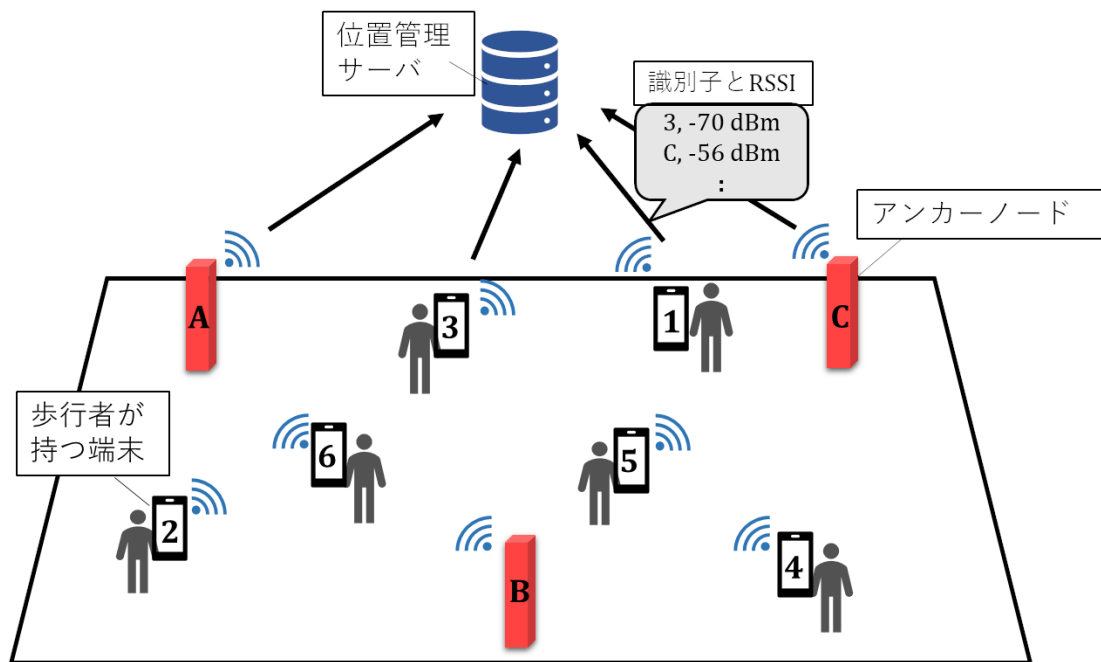


図5.1 接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定の問題設定と監視領域

## 5.2 Bluetooth Low Energyの概要

Bluetooth Low Energy [52, 53]は、Bluetoothバージョン4.0として2010年6月にリリースされた通信規格である。Bluetooth Low Energyという名前の通り、BLEは通信距離が短い、低消費電力であることを特徴としている。この特徴は、急速に普及が進むスマートフォンやタブレット等のモバイル端末に適している。2022年現在、BLEが利用可能な機器は、Androidスマートフォンやタブレット、iPhoneおよびiPad、WindowsおよびMac端末、Raspberry Pi等のLinuxボードであり、幅広い機器で利用可能な通信規格である。なお、広く知られているBluetooth Classicと直接の互換性はない。

### 5.2.1 デバイス間の接続形態

BLEでは、親機であるセントラル(Central)と子機であるペリフェラル(Peripheral)の間で通信を行う。セントラルとなるのは、主にスマートフォンやパソコン等の高性能なデバイスであり、複数のペリフェラルを接続することができる。ペリフェラルとなることが多いのは、ワイヤレスイヤホン、スマートウォッチ、忘れ物タグ等のデバイスである。

ペリフェラルはセントラルからの接続を待つ間に、周囲に対し定期的にアドバタイズ packets をアドバタイジングと呼ばれるブロードキャスト通信で送信する。セントラルは、周囲のペリフェラルからの信号をスキャンし、アドバタイズ packets を受信する。これによ



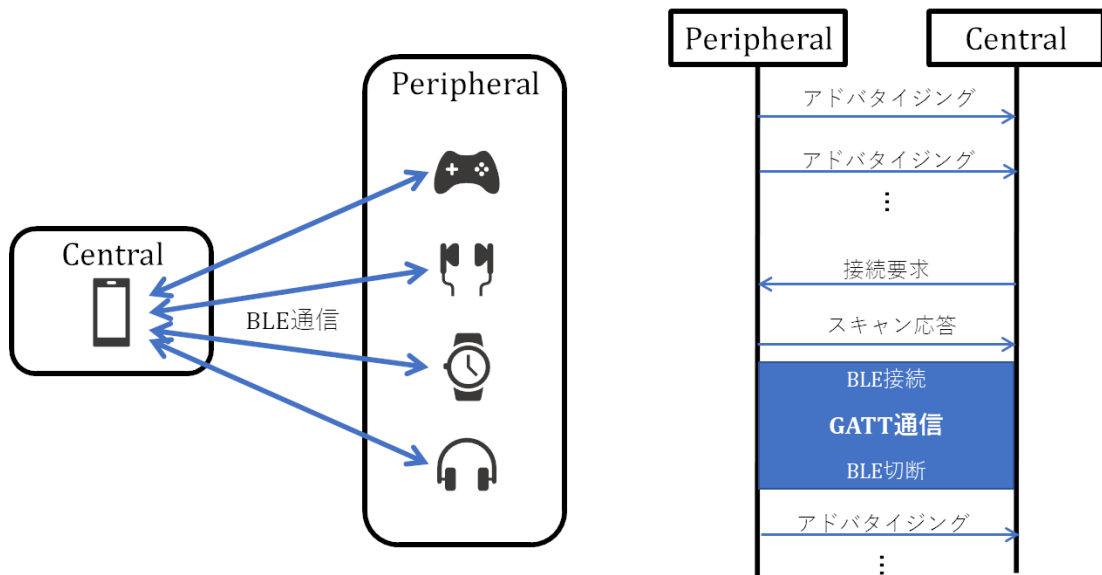


図5.2 セントラルとペリフェラルの通信の確立

り、セントラルは周囲に存在する複数のペリフェラルを認識することができる。このとき、セントラルはペリフェラルから受信した信号の受信信号強度(RSSI)を得ることができる。RSSI計測値に基づき、ノード間のおおまかな距離を推定することが可能である。

セントラルが周囲のペリフェラルを認識した後、セントラルは接続を確立したいペリフェラルに接続要求を送信する。接続要求を受信したペリフェラルはアドバタイジングを中止し、セントラル機器と接続する。このような1対1の通信をGATT (Generic attribute profile)通信と呼ぶ。セントラルとペリフェラルの通信の確立を図5.2に示す。

BLEビーコンは上述したアドバタイジングの仕組みを利用している。本研究で扱うBLEビーコンを発するノードは、BLEビーコンの信号をアドバタイジングしながら、周囲のノードからの信号をスキャンする。したがって、各ノードは1対1のコネクションを確立することはなく、すべてのノードがアドバタイジングとスキャンを繰り返す。このノード間のBLE通信によって得られたRSSIに基づき、ノード間の近接関係が認識される。

## 5.2.2 周波数帯とチャンネル

BLEが利用する周波数帯は2.4GHzである。この2.4GHz帯の周波数を、2MHz幅のチャンネルとして40個に分割して利用する。40個のチャンネルのうち、37チャンネル (2.402GHz), 38チャンネル (2.426GHz), 39チャンネル (2.480GHz)は、デバイスが周囲に対してビーコンをアドバタイズするときに利用するアドバタイジングチャンネルであり、残りの0チャンネルから36チャンネルはGATT通信で利用するデータチャンネルである。BLEのアドバタイズチャンネルは、衝突回避のため無線LANで使用されている中心周波数を避けて配置されている。図5.3にBLEのチャンネル構成を示す。

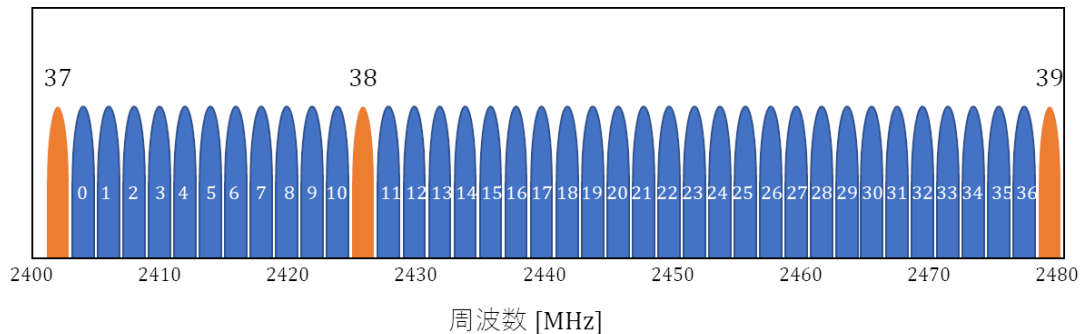


図5.3 BLEのチャネル構成

図5.3に示した通り，BLEのアダプタイジングチャネルは3チャネルあり，受信したチャネルによりRSSI計測値が異なることが知られている [60]．しかしながら，通常，スマートフォンではBLEのチャネルに関する情報は利用できない．そこで，文献 [29]では，スマートフォン間の距離推定をより正確にするために，スマートフォンがパケットを受信したチャネルを検出する手法を開発するなど，研究が進められている段階である．本研究で用いたRaspberry Piでは，Node.js上で動作するbleaconというライブラリを用いたため，BLEのチャネルに関する情報を利用できなかった．以降に示す結果は，統合されたRSSI計測値を用いた結果である．

## 5.3 接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法

### 5.3.1 提案手法の概要

本項では，接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の概要を述べる．提案手法は，ノード間の近接関係の認識，ノード間の距離推定，位置推定，推定位置の平滑化の4つのステップで構成されている．提案手法の概要を図5.4に示す．

監視領域内に設置された位置が既知のアンカーノードと歩行者が持つ端末は，いずれもBLEビーコンを送受信する機能を持つとする．はじめに，ノード間のBLE通信によって得られるノード間のRSSI計測値と閾値から，ノード間の近接関係を推定する．次に，ノード間の近接関係を無向グラフで表現し，ノード間のホップ数距離を計算する．ホップ数距離は自然数で表される．位置が既知であるアンカーノード間の距離とホップ数から，1ホップあたりの平均距離を算出し，これをホップ数距離に掛けることでノード間の距離を推定する．次に，提案手法1の多辺測量，または提案手法2の協調位置推定を用いて各ノードの位置を推定する．多辺測量は，推定したいノードとアンカーノード間の距離を用いて位置を推定するが，協調位置推定は，推定したいノードとアンカーノード間の距離に加え，2ホップ以内の近傍ノードとの距離を利用して位置を推定する．図5.5に提案手法1と提案手法2の違いを示す．最後に，推定位置の平滑化を行い，最終的な推定位置とする．

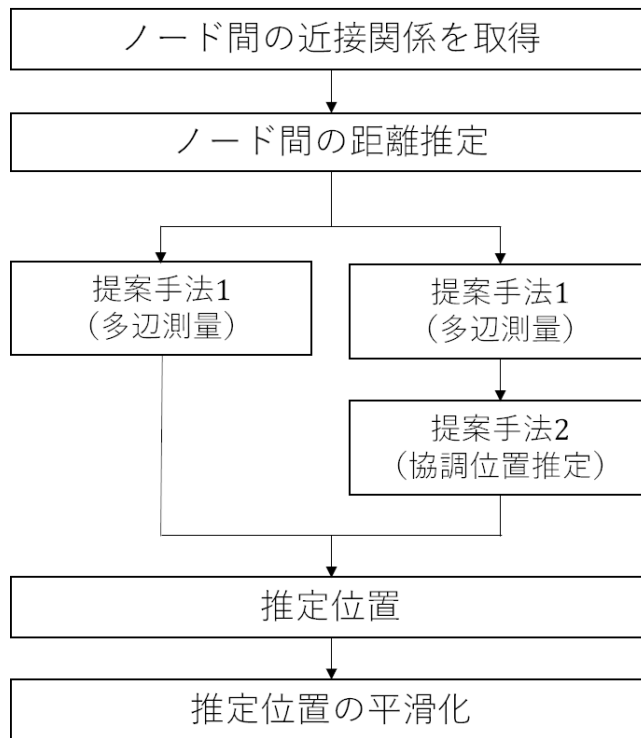
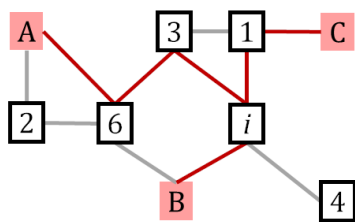


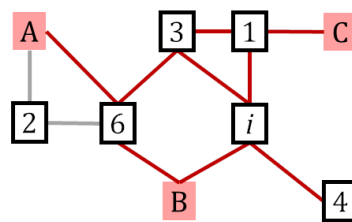
図5.4 提案手法の概要

ノード $i$ とアンカーノードA,B,C間の  
ホップ数距離を利用



提案手法1：多辺測量

ノード $i$ と2ホップ以内の近傍ノードの  
ホップ数距離を利用



提案手法2：協調位置推定

図5.5 提案手法1と提案手法2の違い

RSSIから直接的に推定した距離情報を使う既存のレンジベース位置推定手法では、事前に推定した減衰モデルに基づき距離を推定するため、位置推定精度が電波伝搬環境の変化に依存しやすいという課題がある。また、位置推定精度の向上のために多数のビーコンを設置する必要がある。一方、提案手法はノード間の近接関係から距離を推定するため、RSSIから距離を直接的に推定する手法と比べ電波伝搬環境の変化に依存しにくいという利点がある。加えて、近接関係を用いることでビーコンの信号を直接検知できない端末の位置を

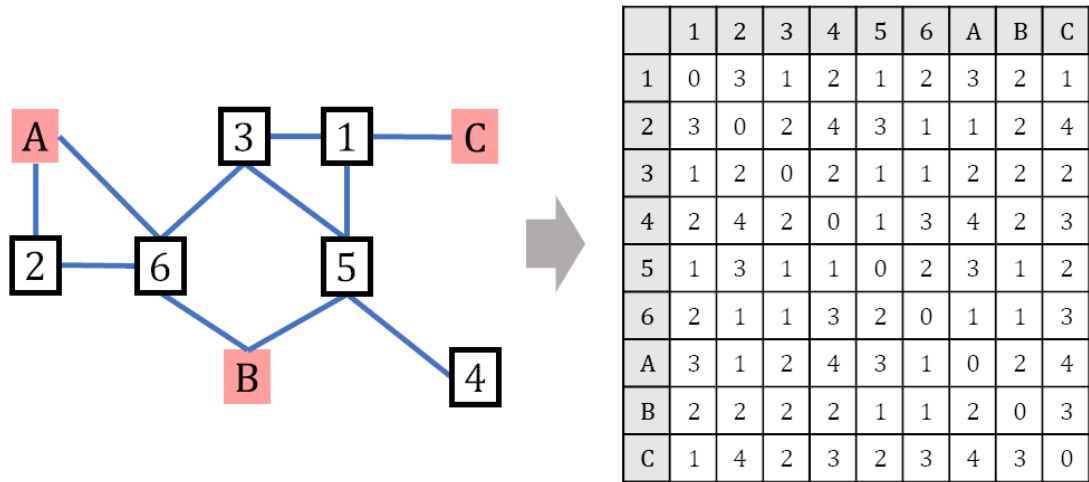


図5.6 ノード間の近接関係を表す無向グラフ(左)と、ホップ数距離の行列(右)

推定することができるため、ビーコンの数を少数に抑えることができるという利点もある。

### 5.3.2 RSSIに基づくノード間の近接関係の認識

はじめに、監視領域内のすべてのノード間の近接関係を認識する。本研究では、ノード間のBLE通信の際に取得できるRSSI計測値と閾値に基づき、ノード間の近接関係を認識する。本項では、提案手法で用いたRSSIによる近接関係の認識手法について述べる。

RSSI, 受信信号強度とは、ノード間の無線通信を行う際に受信した無線信号の強度を表す指標である。これは、受信電力の測定値の指標であり、デシベルミリワット(dBm)やデシベル(dB)を用いて表す。

本研究では、ノード間の近接関係は、0または1の2値情報であると仮定する。時刻 $t$ におけるノード $i-j$ 間の近接関係 $proximity_{i,j}(t)$ は次式で表せる。

$$proximity_{i,j}(t) = \begin{cases} 0, & RSSI_i \leq R_{th} \text{かつ} RSSI_j \leq R_{th}, \\ 1, & RSSI_i > R_{th} \text{または} RSSI_j > R_{th}. \end{cases} \quad (5.1)$$

ここで、 $RSSI_i$ はノード $i$ から受信したRSSIであり、 $R_{th}$ は事前に設定したRSSIの閾値である。 $proximity_{i,j}(t) = 1$ のときノード $i-j$ 間は近接、 $proximity_{i,j}(t) = 0$ のときノード $i-j$ 間は非近接である。位置管理サーバでは、監視領域内に存在するノードの識別子、ノード間のRSSI計測値および閾値に基づき、各時刻のノード間の近接関係を認識する。

### 5.3.3 ノード間の距離推定

前項で述べた手法により、すべてのノード間の近接関係が認識されているとする。図5.6にノード間の近接関係を表す無向グラフとホップ数行列を示す。このとき、ノード間の近接関係は、図5.6(左)のように枝と頂点を持つ無向グラフを用いて表現することができる。こ

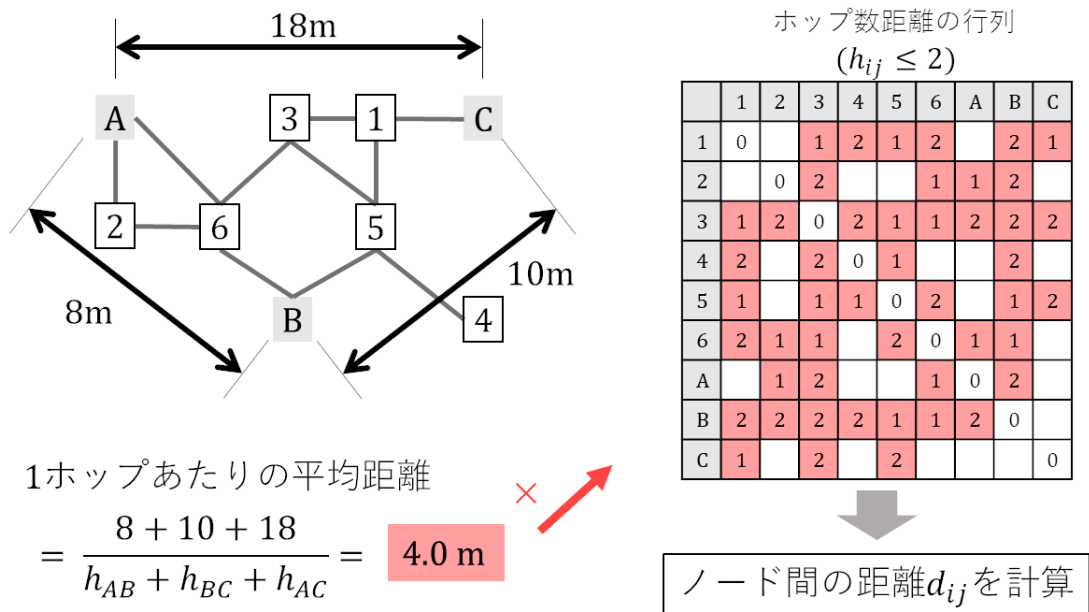


図5.7 ホップ数距離からノード間の距離の計算

の無向グラフ上で最短経路問題を解き、無向グラフ上でのノード間のホップ数距離を計算する。ホップ数距離は図5.7右のように行列として表すことができる。

はじめに、図5.7左のように、近接関係を表す無向グラフの1ホップあたりの平均距離を計算する。歩行者の番号の集合を $\mathcal{N}$ 、アンカーノードの番号の集合を $\mathcal{A}$ で表す。また、 $\mathbf{a}_i$ をアンカーノード $i$ の既知の座標とする。無向グラフ上で連結しているアンカーノードのペアの集合を $\mathcal{P}_a$ で表し、 $(i, j) \in \mathcal{P}_a$ であるアンカーノード $i-j$ 間のホップ数を $h_{ij}$ で表す。1ホップあたりの平均距離 $d_{avg}$ は次式で与えられる。

$$d_{avg} = \frac{\sum_{(i,j) \in \mathcal{P}_a} |\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_j|}{\sum_{(i,j) \in \mathcal{P}_a} h_{ij}}. \quad (5.2)$$

次に、1ホップあたりの平均距離 $d_{avg}$ を用いてノード間の距離を推定する。無向グラフ上で連結しているノードペアの集合を $\mathcal{P}$ とし、 $(i, j) \in \mathcal{P}$ であるノード $i-j$ 間のホップ数を $h_{ij}$ で表す。図5.7右のように、1ホップあたりの平均距離 $d_{avg}$ とホップ数距離 $h_{ij}$ の積を、ノード間の距離行列 $\{d_{ij}\}$ として位置推定のために使用する。ノード間の距離 $d_{ij}$ は次式で与えられる。

$$d_{ij} = d_{avg} h_{ij}. \quad (5.3)$$

ただし、提案手法2は2ホップ以内の近傍ノードの距離の情報を用いて位置推定を行うため、距離行列 $\{d_{ij}\}$ においてホップ数距離が3以上である要素を削除する。

### 5.3.4 提案手法1：多辺測量

ノード間の距離を推定した後、2種類の提案手法のいずれかを用いて歩行者の位置を推定する。提案手法1は多辺測量であり、提案手法2は協調位置推定である。多辺測量は位置を推定したい歩行者とアンカーノードの間の距離情報のみを利用した凡その位置を推定するアルゴリズムである。前項で求めた距離は離散的な値であるため、同条件の複数台のノードがある1点の同じ推定位置をとることがある。本項では、提案手法1の多辺測量について述べる。

歩行者 $i \in \mathcal{N}$ の推定座標を $\mathbf{r}_i$ で表す。 $\mathbf{r}_i$ は次式で与えられる。

$$\mathbf{r}_i = \arg \min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}), \quad f(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} (|\mathbf{x} - \mathbf{a}_j| - d_{ij})^2, \quad (5.4)$$

$$\mathcal{A}_i \stackrel{\text{def}}{=} \{j \in \mathcal{A}; (i, j) \in \mathcal{P}\}.$$

$\mathcal{A}_i$ は歩行者 $i$ と無向グラフ上で連結しているアンカーノードの番号の集合である。式(5.4)は、位置を推定したい歩行者とアンカーノード間の推定距離を可能な限り正確に再現する位置を求め、その位置を歩行者の推定位置とすることを意味している。

式(5.4)の右辺は非線形最適化問題である。この非線形最適化問題の解は解析的に求めることはできないため、局所最小解の1つを求める数値計算法を用いる。はじめに、初期解 $\mathbf{r}_i^{(0)}$ を次式のように定める。

$$\mathbf{r}_i^{(0)} = \frac{1}{|\mathcal{A}_i|} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \mathbf{a}_j. \quad (5.5)$$

初期解 $\mathbf{r}_i^{(0)}$ は、歩行者 $i$ と無向グラフ上で連結しているアンカーノードの番号の集合 $\mathcal{A}_i$ に含まれるアンカーノードの座標の重心である。次に、 $k-1$ 番目の解が定まっていると仮定すると、 $k$ 番目の解は次式で求められる。

$$\mathbf{r}_i^{(k)} = \frac{1}{|\mathcal{A}_i|} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \frac{d_{ij}(\mathbf{r}_i^{(k-1)} - \mathbf{r}_j)}{|\mathbf{r}_i^{(k-1)} - \mathbf{r}_j|} + \mathbf{r}_i^{(0)}. \quad (5.6)$$

式(5.6)により、初期解 $\mathbf{r}_i^{(0)}$ から、 $\mathbf{r}_i^{(1)}, \mathbf{r}_i^{(2)}, \dots$ を漸化的に求めることができる。 $k$ 番目の解 $\mathbf{r}_i^{(k)}$ は $k \rightarrow \infty$ の極限で式(5.4)の右辺の局所最小値に収束する。なお、上記の手法は、歩行者 $i$ と無向グラフ上で連結しているアンカーノードの数が $|\mathcal{A}_i| \geq 2$ である場合に有効である。 $|\mathcal{A}_i| = 0$ の場合は領域の中心を推定位置とする。 $|\mathcal{A}_i| = 1$ の場合は、無向グラフ上で連結している1点のアンカーノードの位置を推定位置とする。

### 5.3.5 提案手法2：協調位置推定

本項では、提案手法2の協調位置推定について述べる。提案手法1の多辺測量では、歩行者の位置をその歩行者とアンカーノードの間の距離に基づいて独立に推定していた。した

がって、多辺測量では、歩行者間の距離の情報は用いていない。提案手法2の協調位置推定では、推定する歩行者とアンカーノードの間の距離に加えて、2ホップ以内の近傍ノードの距離の情報を利用する。すなわち、提案手法2は提案手法1の位置推定精度を向上させるための手法である。提案手法2は、無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法を拡張した手法であり、協調位置推定 [15, 16] およびコネクティビティベース位置推定 [17–19] の考え方を利用している。ただし、相対位置座標を求めた後、拡大縮小等の処理を施すセンサ応答ベース位置推定手法とアルゴリズムは大きく異なる。

はじめに、提案手法2は2ホップ以内の近傍ノードの距離の情報を用いて位置推定を行うため、距離行列 $\{d_{ij}\}$ においてホップ数距離が3以上である要素を削除する(図5.7右上)。ノード $i-j$ 間の距離 $d_{ij}$ が距離行列から削除された場合、 $i \notin \mathcal{N}_j$ かつ $j \notin \mathcal{N}_i$ である。ここで、 $\mathcal{N}_i$ は、歩行者 $i$ と無向グラフ上で連結している歩行者の番号の集合である。協調位置推定では、歩行者に1から $N(N = |\mathcal{N}|)$ まで番号付けを行い、歩行者の推定位置座標 $(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_N)$ を、次式で示す最適化問題を解くことにより求める。

$$(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_N) = \underset{(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)}{\arg \min} g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N). \quad (5.7)$$

このとき

$$g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| - d_{ij})^2 + \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} (|\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j| - d_{ij})^2, \quad (5.8)$$

$$\mathcal{N}_i \stackrel{\text{def}}{=} \{j \in \mathcal{N}; (i, j) \in \mathcal{P}\}$$

である。

歩行者の推定位置 $(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_N)$ は、関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ を最小化する $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ で定める。(5.7)式の右辺の最適化問題に対し、効率的に近似解を求めることのできるstress majorization [73]を用いる。なお、stress majorizationは初期解を必要とするため、本研究では、提案手法1の多辺測量で求めた推定位置を初期解として利用した。最適化問題の定式化やその解法の詳細は、付録を参照されたい。

### 5.3.6 推定位置の平滑化

最後に、各ノードの推定位置が得られた後、推定位置の時間変動を抑えるために指数平滑法を適用する。ノード $i$ の時刻 $t(t = 1, 2, \dots)$ の推定位置を $\mathbf{r}_i(t)$ とすると、指数平滑後の推定位置 $\mathbf{r}_i^{\text{smth}}(t)$ を次式で与える。

$$\mathbf{r}_i^{\text{smth}}(t) = \begin{cases} \mathbf{r}_i(t) & (t = 1) \\ (1 - \alpha)\mathbf{r}_i^{\text{smth}}(t - 1) + \alpha\mathbf{r}_i(t) & (t = 2, 3, \dots) \end{cases} \quad (5.9)$$

ここで、 $\alpha$ は学習係数であり、本研究では $\alpha = 0.2$ とした。

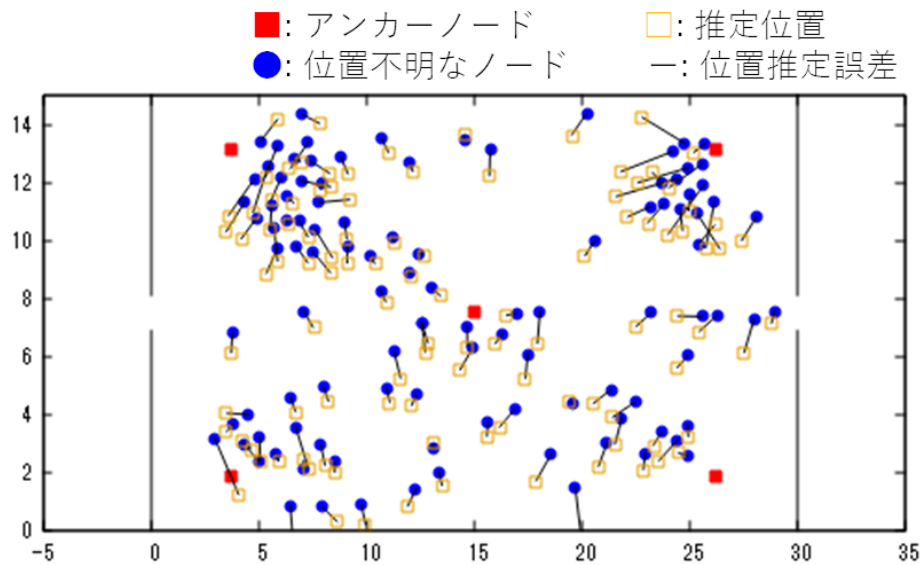


図5.8 提案手法2を用いた位置推定結果の例 (歩行者密度 $\rho=0.25/m^2$ , 近接認識距離 $R=6m$ ).

## 5.4 性能評価指標

本研究では、歩行者の位置推定は1秒間隔で行われるとし、性能評価指標として平均位置推定誤差を用いる。時刻 $t$ における平均位置推定誤差は

$$err(t) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i=1}^n |r_i^{smth}(t) - r_i^{actual}(t)| \quad (5.10)$$

である。ここで、 $r_i^{actual}(t)$ は時刻 $t$ におけるノード $i$ の実際の位置を表す。

図5.8に位置推定結果の例を示す。この結果は、歩行者密度 $\rho$ を $0.25/m^2$ 、近接と認識されるノード間の距離 $R$ を $6m$ と設定した条件において、提案手法2の協調位置推定を用いた結果である。このときの平均位置推定誤差は約 $0.91m$ であった。

## 5.5 電波伝搬特性の実験的検証

本節では、シングルボードコンピュータであるRaspberry Piを用いた電波伝搬特性を把握するための予備実験について述べる。RSSIが距離に対して減衰するという特性と、RSSI計測値が大きく変動するという特性を確認する。

### 5.5.1 Raspberry Piの構成

本項では、予備実験で使用したRaspberry Piの構成について述べる。実際の屋内環境においてRSSI計測値を収集するために、Raspberry Pi上でBLE信号の送信および受信の機



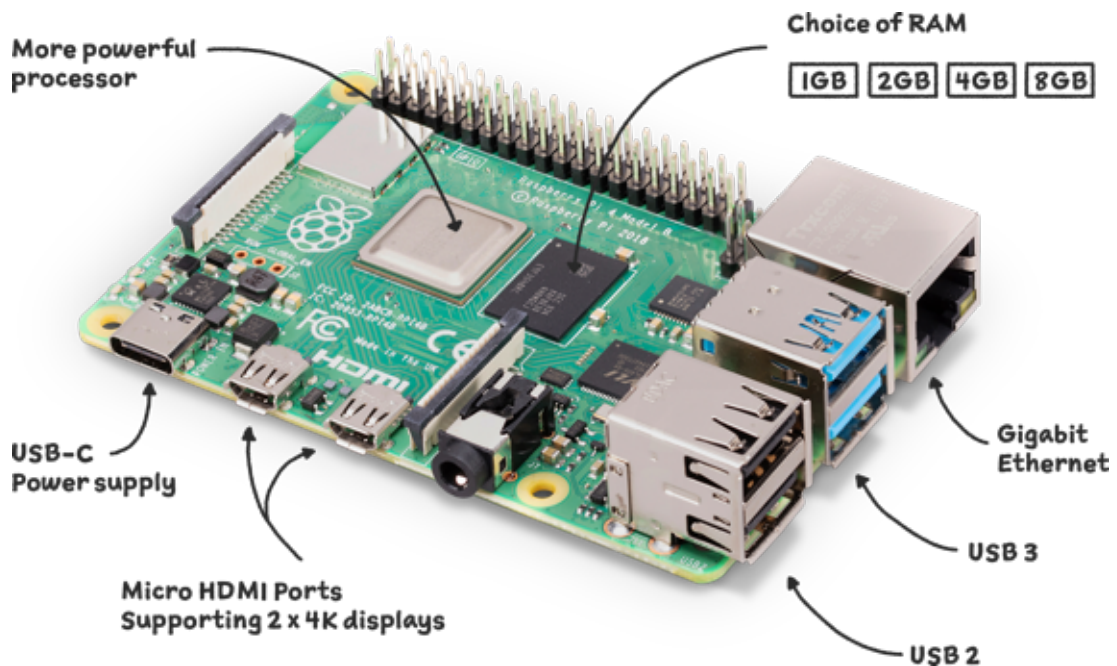


図5.9 Raspberry Pi 4 model Bの外観 ([80]より引用)

能を実装した。本研究では、BLE通信に対応しているRaspberry Pi 4 model B [80]を利用した。図5.9にRaspberry Pi 4 model Bの外観を、表5.1にRaspberry Pi 4 model Bの仕様 [81]をそれぞれ示す。

Raspberry Piを実験に用いた理由は、扱いやすく安価であるためである。本研究では、1台のRaspberry Pi上でBLE信号の送信と受信を同時に行うために、Node.js [82]で動作するライブラリbleacon [83]を導入した。Node.jsは、通常はWebブラウザ上で動くJavaScriptアプリケーションのパソコン上での実行環境である。ブラウザ上では実行できないネットワーク通信等のOSの機能を使うことができる。bleaconは、Node.js上で動作するiBeacon [84]ライブラリである。他に、時刻情報を取得するライブラリであるdate-utilsと、CSVファイルへの書き込みを行うcsv-writerを用いた。表5.2に使用したRaspberry Piの実行環境を示す。

bleaconで使われたiBeaconは、Apple社によって開発された近接検出や近接ベースのサービスのためのBLEベースの近距離無線通信技術である [84]。iBeaconは、事前に16バイトのUniversally Unique Identifier (UUID)、2バイトのMajor値、2バイトのMinor値、送信電力、送信間隔を定義する。そして、周囲のデバイスに対し、UUID、Major値、Minor値の識別子情報を含めたアドバタイジングパケットをブロードキャストにより送信する。ただし、Major値とMinor値はオプションの設定である。スキャンによってBLEビーコンを受信したデバイスは、送信されたUUID、Major値、Minor値、送信電力の他に、RSSIと近接値を取得することができる。近接値は、Immediate、Near、Farの三段階で表現される受信機と送信機のおおよその距離を表す指標である。表5.3にiBeaconが認識する近接値と距離の目安を示す。

表5.1 Raspberry Pi 4 model Bの仕様 [81]

CPU	Broadcom BCM2711, quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit SoC
CPUクロック	1.5GHz
メモリ	8GB
USBポート	USB 3.0 × 2 USB 2.0 × 2
有線LAN	Gigabit Ethernet
その他の接続	micro HDMI出力ポート × 2 micro SDカードスロット × 1 MIPI DSI ディスプレイポート MIPI CSIカメラポート 40ピンGPIO
Bluetooth	Bluetooth 5.0, Bluetooth Low Energy
無線LAN	2.4GHz, 5.0GHz IEEE 802.11b/g/n/ac
電源規格	DC 5V
動作温度	0 - 50°C

表5.2 Raspberry Piの実行環境

OS	Raspbian	ver. 11 (bullseye)
実行環境	Node.js	ver. 9.2.1
ライブラリ	npm	ver. 5.5.1
ライブラリ	bleacon	ver. 0.5.1
ライブラリ	date-utils	ver. 1.2.21
ライブラリ	csv-writer	ver. 1.6.0

Raspberry Piは、bleaconのコマンドであるBleacon.startAdvertisingによってビーコンのアダタイジングを行い、コマンドBleacon.startScanningを用いてビーコンのスキャンを行う。2台のRaspberry Piを1mの距離に置いたときのビーコンの受信結果の例を図5.10に示す。

本研究では、最大15台のRaspberry Piを用いてRSSI計測実験を行った。Major値は各Raspberry Piに対応させた0番から15番の値とし、識別子として利用した。送信するビーコンの事前設定を表5.4に示す。各Raspberry Piは受信したビーコンから取得できる、計測RSSI、受信時刻、送信元の識別子を外部のCSVファイルに記録する。

表5.3 iBeaconが認識する近接値と距離の目安

近接値	距離の目安
Immediate	数cm
Near	1 - 3m
Far	3m以上
Unknown	検出不可

```
{ uuid: 'e2c56db5dffb48d2b060d0f5a71096e0',
  major: 1,
  minor: 1,
  measuredPower: -29,
  rssi: -33,
  accuracy: 1.6721640354845497,
  proximity: 'near' }
{ uuid: 'e2c56db5dffb48d2b060d0f5a71096e0',
  major: 1,
  minor: 1,
  measuredPower: -29,
  rssi: -29,
  accuracy: 1,
  proximity: 'near' }
```

図5.10 ビーコンの受信結果の例

表5.4 送信するビーコンの事前設定

UUID	e2c56db5dffb48d2b060d0f5a71096e0
Major値	0 - 14 (Raspberry Piごとに設定)
Minor値	0
送信電力 [dBm]	-29
送信間隔 [ms]	100

## 5.5.2 実験条件

Raspberry Piを用いた予備実験により、RSSI計測値の特性を確認し、RSSIと閾値でノード間の近接関係を定めるときの問題点を提示する。本項では、実際の屋内環境におけるRSSI計測実験の条件を示す。

研究室のあるフロアにおいて、2種類の異なる環境におけるRSSI計測実験を行った。研究室フロアの全体像を図5.11に示す。環境Aは1.7m × 34.5mの廊下であり、環境Bは研究

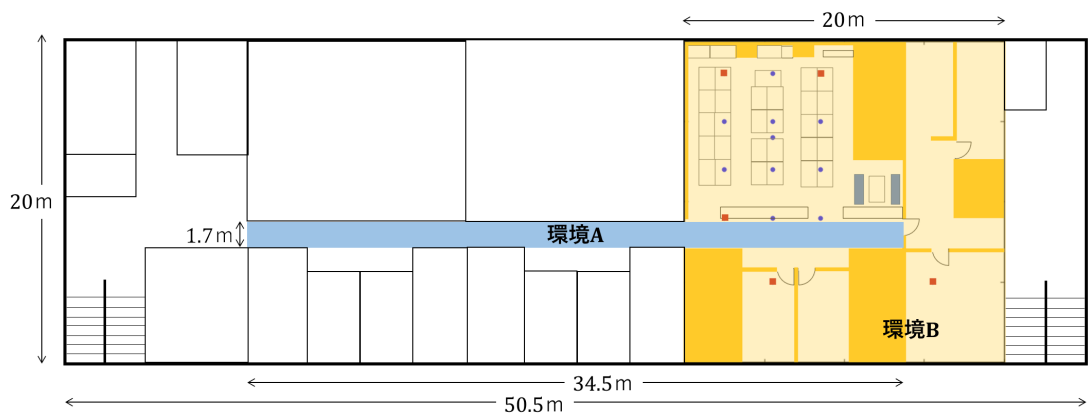


図5.11 研究室フロアの全体像

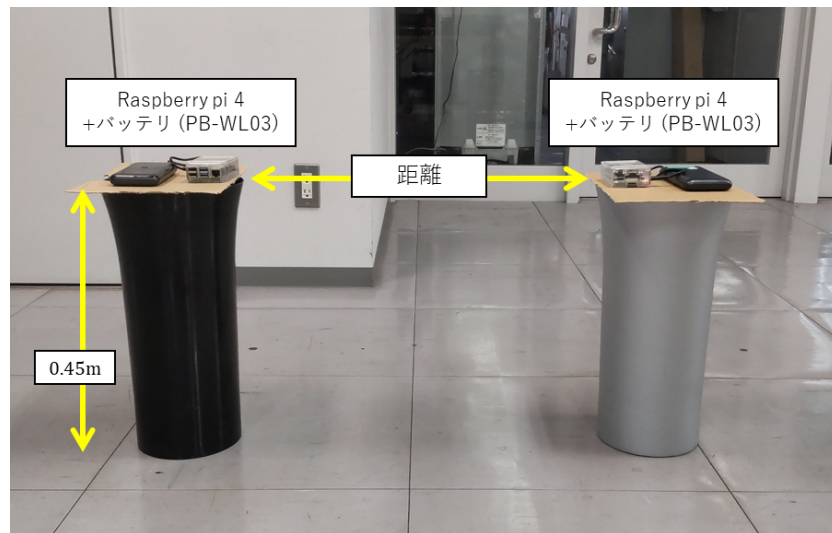


図5.12 予備実験環境A

室内と別の2つの部屋を含む20m × 20mの領域であった。研究室にはデスクトップPCや家具などが配置されており、ドアは常に閉じていた。環境AではRSSIの距離減衰特性を確認する。環境BではRSSI計測値と閾値でノード間の近接関係を定めるときの問題点を示す。すべてのRaspberry Piは、iBeaconを使ってBLEビーコンを100ms間隔で送信し、他のRaspberry Piから送信されたビーコンを受信し、RSSI計測値、受信時刻、送信元の識別子をCSVファイルに記録した。なお、どの環境の実験時にも人の出入りはなかった。環境Aおよび環境Bの予備実験環境を図5.12、図5.13にそれぞれ示す。

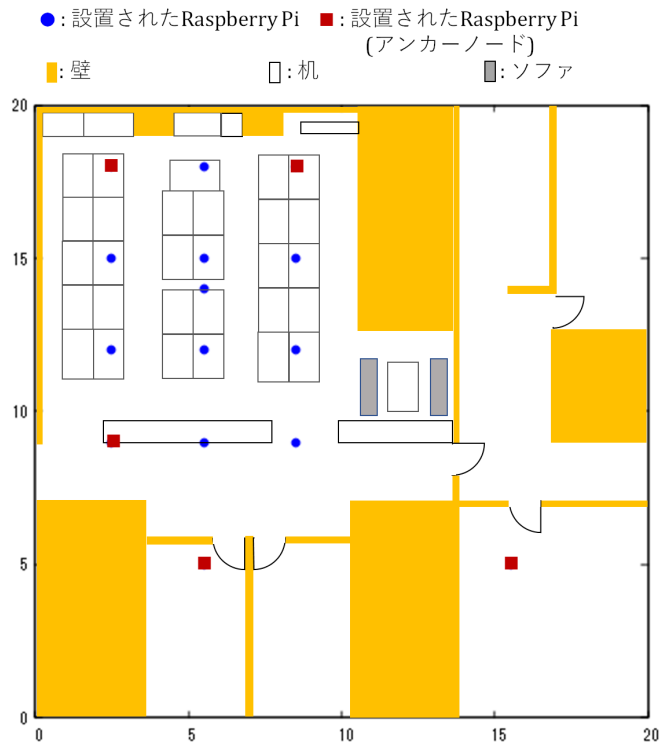


図5.13 予備実験環境B

### 5.5.3 環境A：廊下におけるRSSI計測実験結果

環境Aでは、廊下で2台のRaspberry Piの距離を0.1から20.0mまで変化させ、各距離についてRSSI計測値を1台につき1,000件(合計58,000件)収集した。各距離におけるRSSI計測値の平均値を図5.14に示す。

図5.14の結果より、RSSIの平均値はノード間の距離が離れていくに従って減衰していくことが確認できる。いくつかの距離点では、標準偏差が約8dBと比較的大きくなり、RSSIの変動が大きくなる箇所がある。ノード間の距離が8m以上のとき、RSSIの平均値は-65から-70dBmと小さい範囲で変化している。したがって、RSSIが大きく変動する場合、RSSI計測値から距離を推定するとき大きな誤差が生じる可能性がある。

一方、ノード間距離が0.1から6.0mのとき、RSSIの平均値は-35から-60dBmと比較的広い範囲で変化している。この結果より、RSSI計測値が-60dBm以上ならば、ある2台のノード間が6m以内の距離にあると判断することができる。しかしながら、RSSIの変動が大きいいため、平滑化を施していないRSSI計測値からノード間の距離を推定することは難しい。環境Aにおける実験の結果より、RSSI計測値から直接的にノード間の距離を推定することは難しいが、ある2台のノード間が特定の短い距離(例えば6m以内)であるか否かを判断することは可能である。

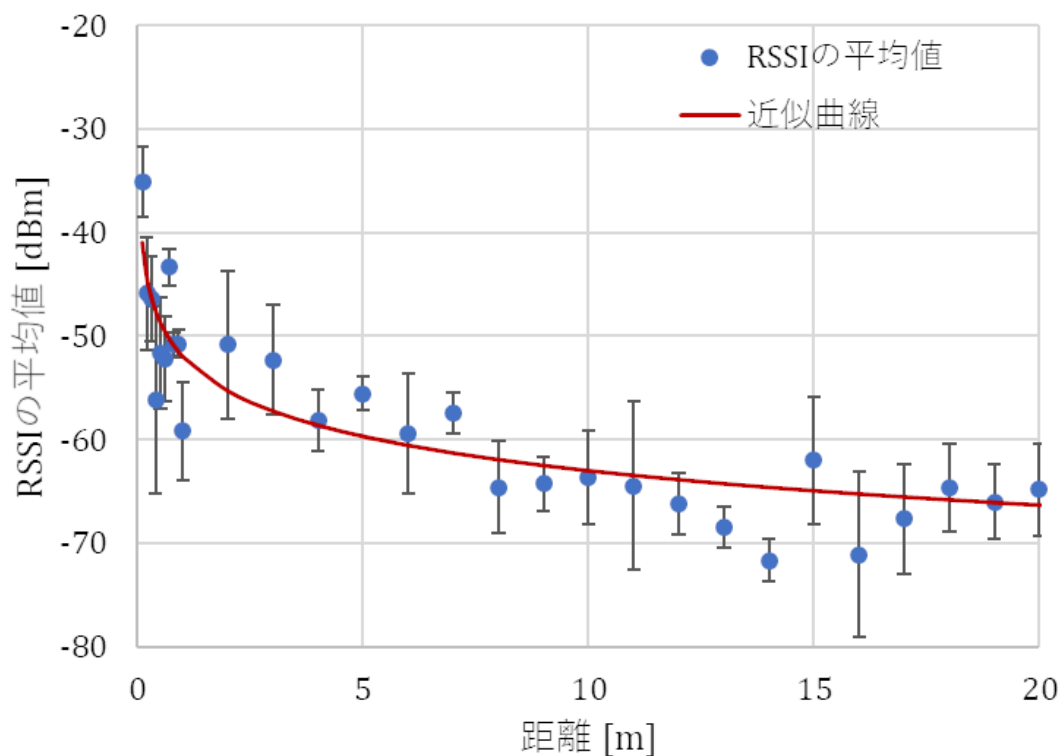


図5.14 各距離におけるRSSI計測値の平均値

#### 5.5.4 環境B：研究室におけるRSSI計測実験結果

##### RSSI計測値の最大値および平均値

図5.15に示す環境Bの壁を含む研究室内の10m × 10mの領域内で、一辺が3mの格子状に9台のRaspberry Piを机の上に配置した。研究室にはデスクトップPCや家具などが配置されている。RSSI計測値は200秒間収集され、1台のRaspberry Piにつき20,000件（合計180,000件）を収集した。0番から8番の各ノード間の実際の距離を図5.16に、RSSI計測値の最大値および平均値を図5.17に示す。

図5.17に示した結果は、0番から8番のRaspberry Piが互いにBLEビーコンを送受信して計測したRSSIの最大値と平均値を示したものであるため、対称ではない。すなわち、ノード*i*とノード*j*が互いにBLEビーコンを送受信する場合でも、RSSI計測値がノード*i*とノード*j*で異なるということである。

図5.17(a)の結果より、実際は3mの距離にあるノード間であっても、RSSIの最大値は-37から-55dBmと変化の幅がある。同様に、図5.17(b)の結果より、RSSIの平均値も-48.3から-61.8dBmと大きな変化の幅があることがわかる。このRSSIの変化の幅は、屋内の家具の配置等の環境によりRSSI計測値が大きく変動していることによると考えられる。得られ

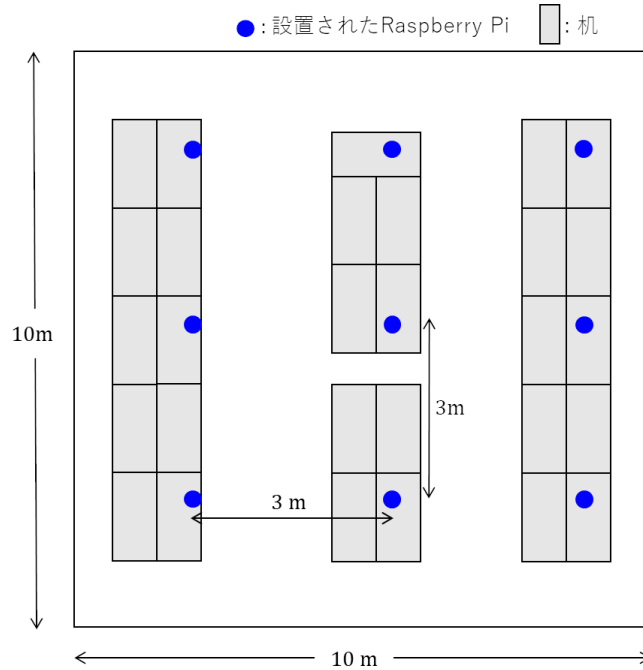


図5.15 環境Bで用いた9台のRaspberry Piの配置

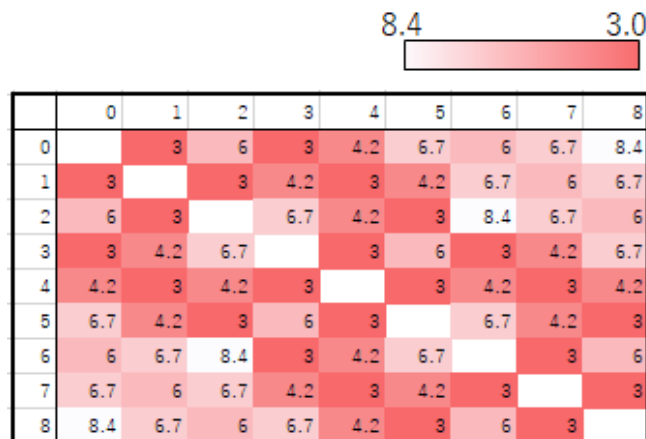


図5.16 0番から8番の各ノード間の実際の距離

たRSSIの計測結果は対称ではなく、近接関係を推定するときに補正する必要がある。2台のRaspberry Piを用いた環境AでのRSSI計測実験では、3mの距離でRSSIの平均値がおおよそ $-52 \pm 5.3 \text{ dBm}$ であったため、同様の結果が得られていることが確認できた。

#### RSSI閾値を与えたときの近接認識率

研究室内の環境Bで収集した200秒間のRSSI計測値と閾値を用いて、ノード間の近接認識率の変化を調査した。時刻 $t-1$ 秒から $t$ 秒の1秒間における各ノード間のRSSIの最大値と

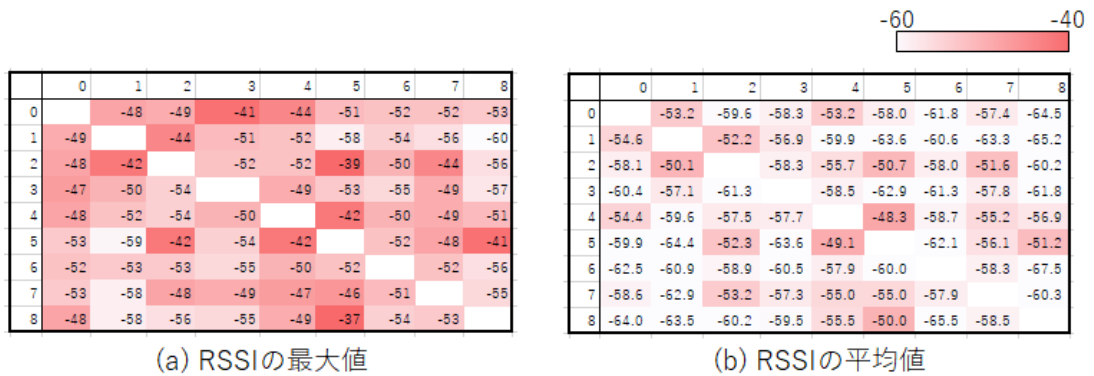


図5.17 RSSI計測値の最大値および平均値

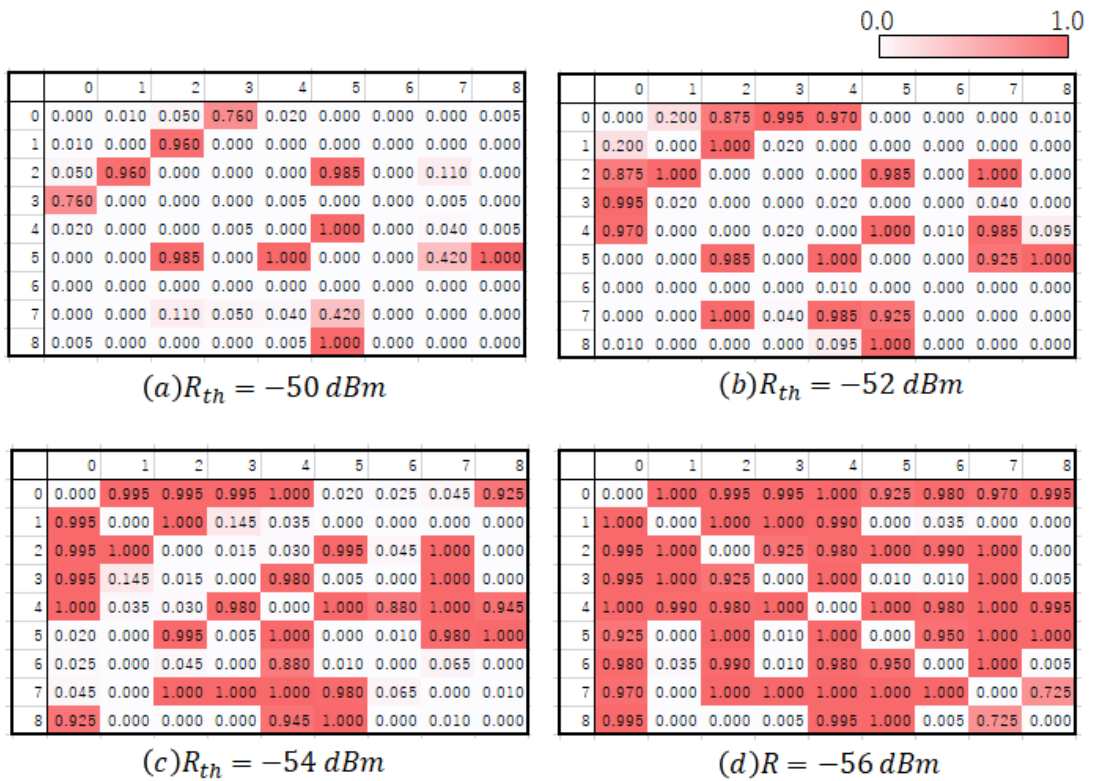


図5.18 RSSI閾値を与えたときの近接認識率

RSSI閾値から、時刻 $t$ における近接関係（非近接：0，近接：1）を判断した．200秒間にノード $i-j$ 間が、近接と認識された回数の割合を近接認識率とする．図5.17の結果から、RSSI計測値は各ノード間で対称ではなく、近接関係の推定の際に補正する必要があることがわかっている．一方から近接と認識されているにもかかわらず他方から非近接と認識された場合、相互に近接と認識されるように式(5.1)を用いて近接認識を行った．同じ計測データに対し、RSSI閾値 $R_{th}$ を $-50$ ， $-52$ ， $-54$ ， $-56\text{dBm}$ と与えたときの近接認識率を図5.18に



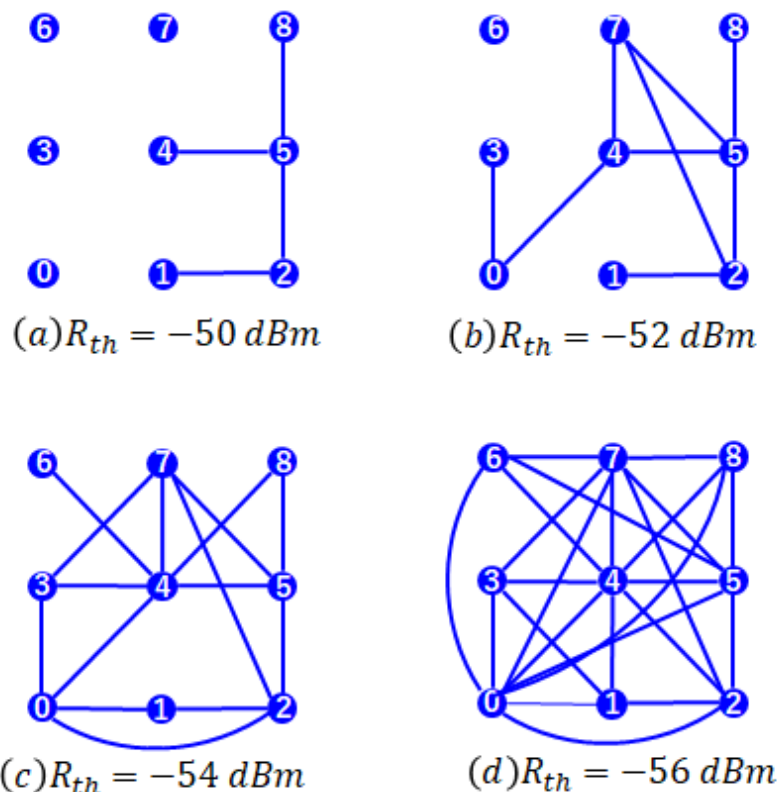


図5.19 近接認識率 $\geq 0.8$ の近接関係

示す。また、図5.18において近接認識率が0.8以上の近接関係を図5.19に示す。

図5.18および図5.19の結果より、近接認識のためのRSSI閾値 $R_{th}$ を小さくすると近接と認識されるノードペア数は増加し、閾値 $R_{th}$ を大きくすると近接と認識されるノードペア数は減少することがわかる。領域内のノード数が $N$ であるとき、近接と認識されるノードペア数の最大値は

$$\frac{1}{2}N(N-1) \quad (5.11)$$

である。閾値 $R_{th}$ が $-50 \text{ dBm}$ で、近接認識率が0.8以上のノードペアは全体の11%であった。同様に、閾値 $R_{th}$ が $-52 \text{ dBm}$ で25%、 $-54 \text{ dBm}$ で42%、 $-56 \text{ dBm}$ で72%であった。提案手法2の協調位置推定では、無向グラフ上で3台以上（提案手法1の多辺測量は2台以上）のアンカーノードに接続されていないノードは位置を推定できないため、すべてのノードが無向グラフ上で連結する近接関係が望ましい。そのためには近接認識のためのRSSI閾値 $R_{th}$ を適切に設定する必要がある。

## 5.6 減衰モデル

次に、実際の屋内環境で収集したRSSI計測値から、その環境の電波伝搬特性を確認する。本節では、減衰モデルについて説明する。本研究では、一般的に利用される対数距離減衰モデルを採用した。これは、ノード間のRSSI[dBm]と距離[m]の関係を表す式であり、以下のよう表す。

$$RSSI(d) = -10n \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + RSSI(d_0). \quad (5.12)$$

ここで、 $RSSI(d)$ は距離 $d$ におけるRSSIで、 $RSSI(d_0)$ は参照距離 $d_0$ におけるRSSIである。 $n$ は減衰指数であり、障害物のない自由空間では $n$ の値は2.0である。一方、電波が反射する伝搬空間では $n < 2.0$ であり、電波が障害物に吸収され減衰する伝搬環境では $n > 2.0$ である。なお、実際の屋内環境には家具や歩行者などの障害物が存在し、計測したRSSIにはノイズが含まれていることに注意されたい。

自由空間において、距離 $d$ 離れた位置にある無線電波の送信機と受信機を考える。送信機は送信電力 $P_t$ 、アンテナ実効面積 $A_t$ 、送信アンテナ利得 $G_t$ を持つとする。受信機は受信電力 $P_r$ 、アンテナ実効面積 $A_r$ 、受信アンテナ利得 $G_r$ を持つとする。受信電力 $P_r$ は

$$P_r = P_t G_t \frac{1}{4\pi d^2} A_r \quad (5.13)$$

である。ここで、電波の速度 $c = 3 \times 10^8$ (m/s)と周波数 $f$ (MHz)を用いて $\lambda = c/f$ で表される波長 $\lambda$ を用いる。受信アンテナ利得 $G_r$ とアンテナ実効面積 $A_r$ の関係

$$A_r = \frac{\lambda^2}{4\pi} G_r \quad (5.14)$$

を式(5.13)に代入すると、以下のようにフリスの伝達公式が得られる。

$$P_r = P_t G_t \left( \frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 G_r \quad (5.15)$$

式(5.15) から、自由空間における受信信号強度は距離の二乗に反比例して減衰していくこと、さらに、アンテナ利得が周波数に依存しないとき周波数が高くなるほど受信信号強度が弱くなるのがわかる。

ここで、自由空間伝搬損失 $L_p$ を

$$L_p = \left( \frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2 \quad (5.16)$$

とおく。自由空間伝搬損失 $L_p$ をデシベル表記にすると

$$\begin{aligned} L_p [dB] &= -10 \log_{10} \left( \frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2 \\ &= -10 \times 2 \log_{10}(d) - 10 \times 2 \log_{10} \left( \frac{4\pi}{\lambda} \right) \end{aligned} \quad (5.17)$$

である。式(5.17)は式(5.12)に対応し、これは自由空間の式であるので経路損失指数 $n$ の値は2.0である。

## 5.7 最小二乗推定を用いた減衰モデルの推定

### 5.7.1 最小二乗推定

RSSI計測値から減衰モデルを推定するために、最小二乗推定 (Least squares method)を用いたパラメタ推定を行った。最小二乗推定はシステムのパラメタ推定を行うための最も一般的な方法として知られている。本研究では、式(5.12)における未知数 $n$ および $RSSI(d_0)$ を求める。

$$RSSI(d) = -10n \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + RSSI(d_0). \quad (\text{再掲}; 5.12)$$

最小二乗推定とは、 $N$ 個の標本 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ に基づいて直線回帰モデル

$$y_i = \alpha + \beta x_i \quad (5.18)$$

における切片 $\alpha$ と傾き $\beta$ を次のように推定する手法である。

$$\sum_{i=1}^N \{y_i - (\alpha + \beta x_i)\}^2 \xrightarrow{\alpha, \beta} \min. \quad (5.19)$$

この解を $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ とすると

$$\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x}, \quad (5.20)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (5.21)$$

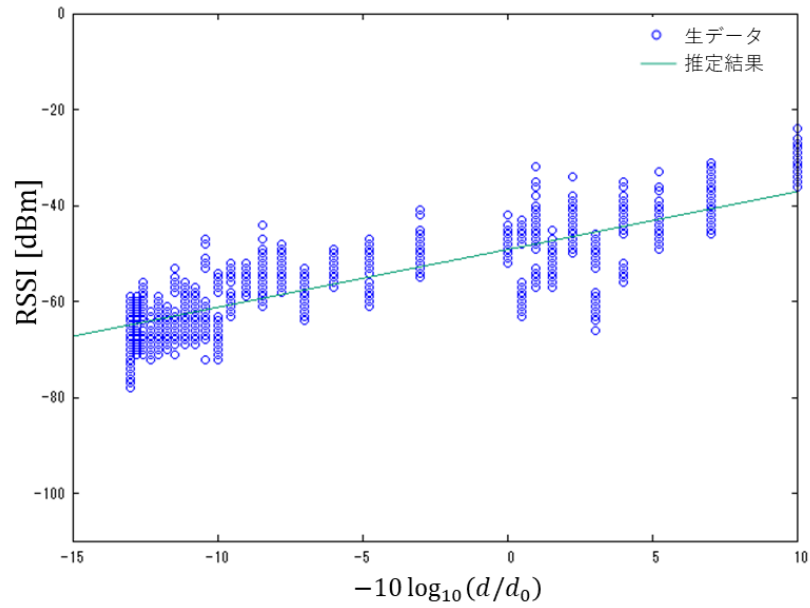
となり、このとき、

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j, \quad \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_j$$

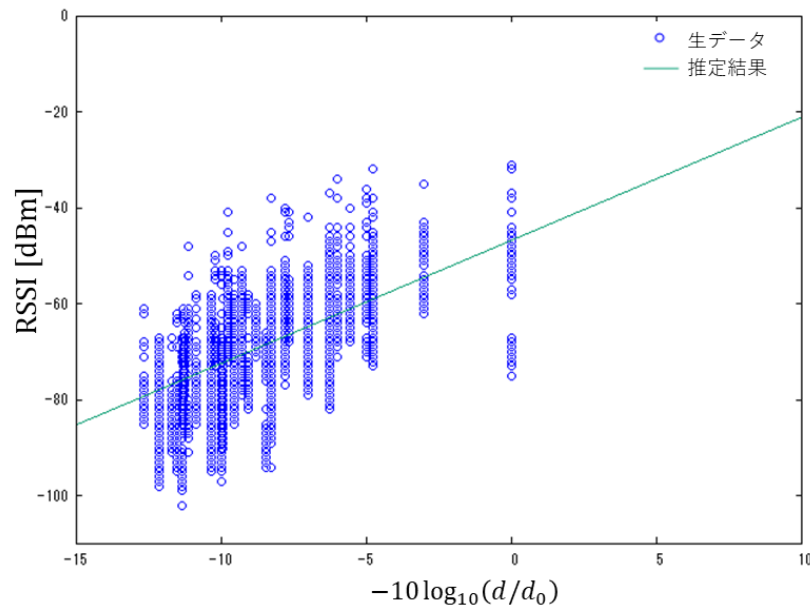
である。

### 5.7.2 パラメタ推定結果

予備実験環境A(図5.12)では、廊下で2台のRaspberry Piの距離を0.1から20.0mまで変化させ、RSSI計測値を収集した。これらの29種類の距離で合計55,100件の計測値を用いてパラメタを推定した。なお、参照距離 $d_0$ は1.0mである。一方、予備実験環境B(図5.13)では、研究室と別の2つの部屋に15台のRaspberry Piを配置し、RSSI計測値を収集した。研究室にはデスクトップPCや家具などが配置されており、ドアは常に閉じていた。1.0から18.4mの31種類の距離で合計62,000件の計測値を用いた。なお、参照距離 $d_0$ は1.0mである。図5.20に環境Aおよび環境Bのパラメタ推定結果を示す。



(a) 環境A (廊下)



(b) 環境B (研究室)

図5.20 環境Aと環境Bにおけるパラメタ推定結果

図5.20の結果より、環境Aでは $n=1.21$ 、 $RSSI(d_0)=-49.27\text{dBm}$ で、ノード間の距離とRSSIの相関係数は0.85であると推定された。自由空間における減衰指数 $n$ は2.0であるため、電波の反射により強くなったことがわかる。また、環境Bでは $n=2.56$ 、 $RSSI(d_0)=-46.90\text{dBm}$ で、ノード間の距離とRSSIの相関係数は0.72と推定された。これらのパラメタから推定された減衰モデルをそれぞれ減衰モデルA、減衰モデルBと呼ぶ。図5.21に減衰モデルAおよ

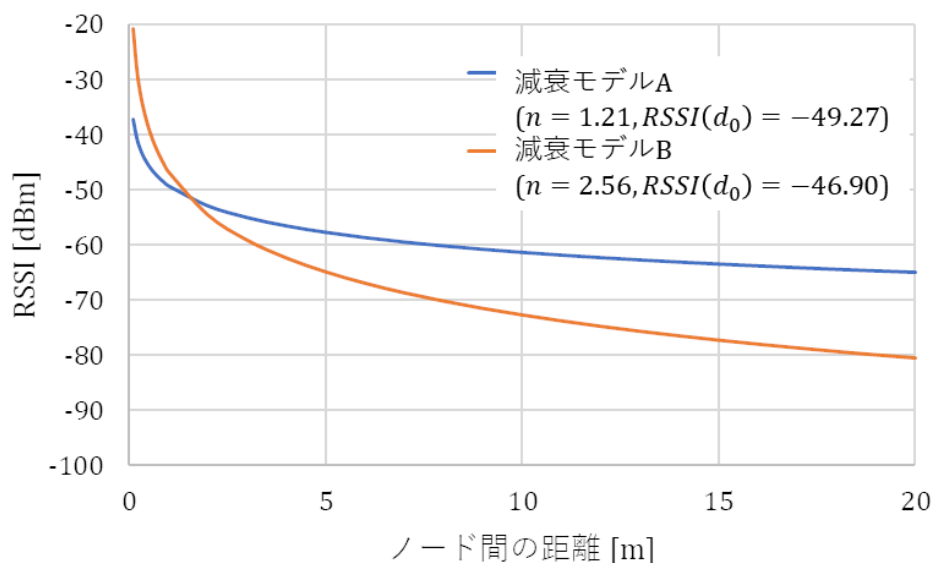


図5.21 減衰モデルAおよび減衰モデルB

び減衰モデルBのノード間の距離とRSSIの関係を示す。減衰モデルBの減衰指数 $n$ は減衰モデルAよりも大きく、これは、環境Bにおける壁越しの通信や障害物（家具やデスクトップPC）による影響で妥当な結果であると考えられる。

図5.21より、RSSIが距離に対して減衰していく様子が確認できる。減衰モデルBにおいて、Raspberry Pi間の距離が7m以上の場合に、近似曲線から得られるRSSIは-68から-80dBmと狭い範囲となる。ノード間の距離が比較的遠い場合は、RSSIから距離を推定するために大きな誤差が含まれる可能性がある。また、6m以下の近距離では、RSSIは-20から-67dBmと広範囲に分布している。したがって、ノード間の距離が比較的近い場合（例えば6m）であれば、RSSI計測値とRSSI閾値からノード間の近接関係を正しく推定することができる。これが本研究で、ノード間の近接関係に着目した理由である。

減衰モデルは、図5.21に示した減衰モデルAおよびBのように環境によって異なる。BLE信号は、異なる周波数を使用する3種類のアドバイジングチャンネルのいずれかで送信されることに注意されたい。減衰モデルAおよびBは3つのアドバイジングチャンネルで統合された減衰モデルであるため、各アドバイジングチャンネルにおける電波伝搬特性とは異なる。文献 [59]では、3種類のBLEアドバイジングチャンネルの減衰モデルを用いた位置推定手法を提案した。ただし、他の先行研究 [29]では、通常、スマートフォンはパケットを受信したアドバイジングチャンネルに関する情報へのアクセスを許可されていないと述べています。本研究では、歩行者のスマートフォンはアドバイジングチャンネルを識別できないと想定したため、各アドバイジングチャンネルの減衰モデルを推定することはしていない。しかしながら、提案手法はチャンネルごとに異なるRSSI閾値を設定することにより、歩行者の持つスマートフォンがアドバイジングチャンネルの識別が可能となるように拡張できる。

## 5.8 本章のまとめ

本章では、センサ応答ベース位置推定手法を拡張した、「近い/遠い」の2値情報である接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法を提案し、実機実験を通して2種類の屋内環境の電波伝搬特性を把握した。研究室フロアにおけるRaspberry Piを用いたRSSI計測予備実験により、RSSIが距離に対して減衰するという特性と、同じ距離で計測した場合であってもRSSI計測値が大きく変動するという特性を確認できた。さらに、近接認識のためのRSSI閾値を変化させることにより、認識される近接関係が異なることが確認できた。これらの結果により、適切に近接認識のためのRSSI閾値を設定する必要があることがわかった。加えて、2種類の環境で収集したRSSI計測データに基づき、最小二乗推定を用いて減衰モデルを推定した。推定した減衰モデルから、ノード間の距離が比較的近い場合（例えば、6m）であれば、RSSI計測値からノード間の近接関係を正しく推定できると結論付けた。

## 第6章

# 接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法の精度検証

第6章では、提案する接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法について、実機実験やシミュレーションによりその推定精度を検証する。はじめに、シミュレーションで用いる群集歩行モデルについて説明する。次に、ノード間の近接関係が決定論的に決まる場合の性能評価を行い、歩行者密度や近接と認識される距離が位置推定精度に与える影響を調査する。次いで、実機で収集したRSSI計測値を用いた位置推定実験の結果を示す。さらに、近接関係が変動するRSSIによって決まる場合のシミュレーションによる性能評価を行う。予備実験で推定した減衰モデルに基づきRSSIを疑似的に発生させた広範囲なシミュレーションにより提案手法の有効性を示す。

### 6.1 群集歩行モデル

屋内展示会場内におけるスマートフォンを携帯した歩行者の動きを模擬するために、群集歩行モデルを用いる。近年、歩行環境の設計に群集シミュレーションが活用されるようになった。一般に、歩行者の動きをモデル化する群集シミュレーションのモデルは以下の3つに分類できる [85]。

- **マクロモデル**：群集全体を流体のような連続的なものであると仮定し、各点の密度や圧力を流体力学的考察から求めるモデルである。マクロモデルでは、人は連続的な流体として計算されるため、人の個人差が小さく密集した群集に適している。
- **メゾモデル（ネットワークモデル）**：歩行空間を複数のエリアに分割し、群集の移動を各エリアに滞在する人数の変化で表すモデルである。メゾモデルはネットワークモデルとも呼ばれており、各ノードが駅や空港を表すことができるため、あらゆる種類の歩行空間や交通ネットワークのモデル化が可能である。
- **マイクロモデル**：群集の中の人々を個別の点として表現し、現実と同様に歩行者の行動を表すモデルである。各個人の特性を設定できるため、適切にそれらを設定でき

- : 移動対象の歩行者
- : 他の歩行者

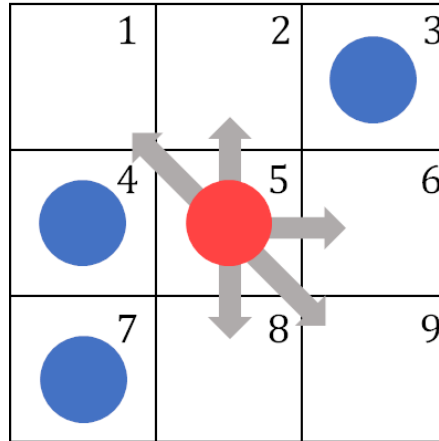


図6.1 2次元セルオートマトンモデルの移動例

ば高い精度の結果を得ることができる。しかしながら、計算量が多いため小規模エリアの計算に適している。

この中でも、屋内展示会場のような小規模なエリアの群集シミュレーションにはマイクロモデルが適しているといえる。マイクロモデルの代表的なモデルとして、セルオートマトンモデル、ソーシャルフォースモデルが挙げられる。以降では、これらのマイクロモデルの概要と特徴について述べる。

### 6.1.1 セルオートマトンモデル

セルオートマトンモデルは、1940年代に数学者のStanislaw Marcin UlamとJohn von Neumannによって導入された離散的なモデルである。複雑なモデルをシンプルルールで模擬することができ、多くの群集シミュレーションに用いられている。

セルオートマトンモデルは、ある空間をセルと呼ばれる格子状の空間に分割し、このセル上における歩行者の有無によって歩行者の位置を表現する。ただし、1つのセルには1名の歩行者のみが入ることができる。歩行者は、1タイムステップにおいて、現在のセルに隣接する空いているセルのみに移動が可能であり、ある確率 $p$ で空いているセルに移動する。図6.1に2次元セルオートマトンモデルの移動例を示す。

図6.1において、5番のセルにいる移動対象の歩行者は空いている1, 2, 6, 8, 9番のセルに移動が可能である。ただし、確率 $p$ で移動し、確率 $1-p$ でその場に留まる。セルオートマトンモデルは、歩行者の位置が領域を分割したセル上に拘束されるシンプルなモデルであるため、一般に計算速度が速い。しかしながら、狭い領域内で歩行者の動きの可視化を行うと、滑らかではなく不自然な動きに見えることがある。



### 6.1.2 ソーシャルフォースモデル

ソーシャルフォースモデルは、1990年台にDick HelbingとPeter Molnarによって提案された歩行モデルである [86] [87]。ソーシャルフォースモデルは、セルオートマトンモデルとは異なり、歩行者の位置は領域を分割したセル上に固定されないため計算量が大きい。歩行者の位置は、歩行者が目的地へ向かう自己駆動力と、他の歩行者や壁から受ける斥力の合力により、以下の運動方程式を用いて表される。

$$m_i \frac{d\mathbf{v}_i}{dt} = m_i \frac{\mathbf{v}_i^0(t) \mathbf{e}_i^0(t) - \mathbf{v}_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(\neq i)} \mathbf{f}_{ij} + \sum_w \mathbf{f}_{iw}, \quad (6.1)$$

ここで

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{ij} &= \left\{ A_i \exp\left(\frac{r_{ij} - d_{ij}}{B_i}\right) + Kg(r_{ij} - d_{ij}) \right\} \mathbf{n}_{ij} + kg(r_{ij} - d_{ij}) \{(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i) \cdot \mathbf{t}_{ij}\} \mathbf{t}_{ij}, \\ \mathbf{f}_{iw} &= \left\{ A_i \exp\left(\frac{r_i - d_{iw}}{B_i}\right) + Kg(r_i - d_{iw}) \right\} \mathbf{n}_{iw} + kg(r_i - d_{iw}) (\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{t}_{iw}) \mathbf{t}_{iw}, \\ g(x) &= \begin{cases} 0 & (x < 0) \\ 1 & (x \geq 0) \end{cases} \end{aligned} \quad (6.2)$$

である。

式(6.1)の第一項は歩行者が目的地へ向かう自己駆動力であり、第二項は他の歩行者から受ける斥力、第三項は壁から受ける斥力である。歩行者間に働く力は物理的な力ではなく、互いのパーソナルスペースを保つための心理的な力を表している。 $m_i$ は歩行者*i*の質量、 $A_i, B_i$ は歩行者*i*の任意定数、 $\mathbf{v}_i^0 \mathbf{e}_i^0(t)$ は歩行者*i*の希望移動速度、 $\mathbf{v}_i(t)$ は時刻*t*における歩行者*i*の速度、 $r_{ij}$ は歩行者*i*の半径 $r_i$ と歩行者*j*の半径 $r_j$ の和である。 $d_{ij}$ は歩行者*i*と歩行者*j*の距離、 $\mathbf{n}_{ij}$ は歩行者*i*から歩行者*j*へ向かう単位ベクトル、 $\mathbf{t}_{ij}$ は $\mathbf{n}_{ij}$ に垂直な単位ベクトルである。 $d_{iw}$ は歩行者*i*と壁*w*の距離、 $\mathbf{n}_{iw}$ は歩行者*i*から壁*w*へ向かう単位ベクトル、 $\mathbf{t}_{iw}$ は $\mathbf{n}_{iw}$ に垂直な単位ベクトルである。このように、ソーシャルフォースモデルでは、各個人の詳細なパラメタを設定できる。

### 6.1.3 ソーシャルフォースモデルによる避難シミュレーション

本項では、15m × 15mの2次元領域の一角に1.2m幅の出口を設け、歩行者200名が出口を目指した避難シミュレーションの例を示す。歩行者の初期座標は、領域内にランダムに配置されるとする。表6.1に避難シミュレーションのパラメタを示す。図6.2に避難シミュレーションのフローチャートを、図6.3に開始から20秒後の歩行者位置のスナップショットをそれぞれ示す。

図6.3のように、歩行者が出口付近で膠着状態になることもあり、群集の形状が扇形になる様子が確認できる。この結果は、文献 [87]の図1(A)と同様の結果となった。本シミュレー

表6.1 避難シミュレーションのパラメタ

希望移動速度 $v_i^0 e_i^0(t)$ [m/s]	1.5
歩行者質量 $m_i$ [kg]	60
歩行者半径 $r_i$ [m]	0.2
反応時間 $\tau_i$ [s]	0.1
初期速度[m/s]	0
反発係数 $K$	$1.2 \times 10^5$
摩擦係数 $k$	$2.4 \times 10^5$
任意定数 $A_i$	$2.5 \times 10^3$
任意定数 $B_i$	0.08

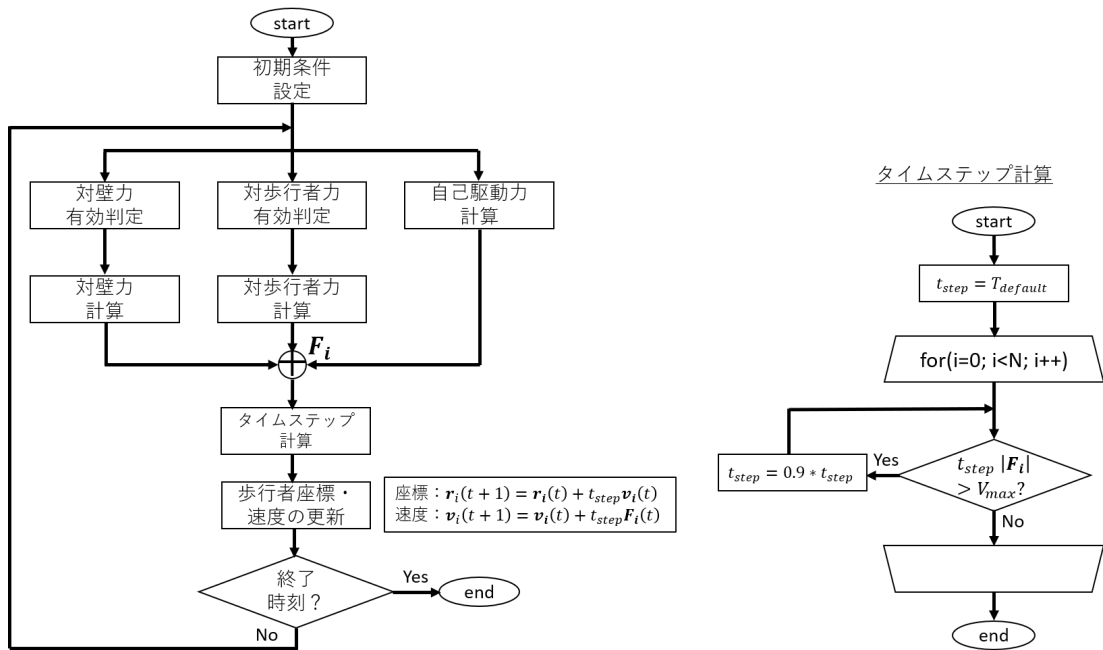


図6.2 避難シミュレーションのフローチャート

シミュレーションにより、小さな屋内領域において人の歩行をシミュレートすることが可能であるとわかった。したがって、本章のシミュレーションでは、屋内展示会場内におけるスマートフォンを携帯した歩行者の動きをソーシャルフォースモデルを用いて模擬する。これにより取得可能な移動する歩行者の位置を、位置推定シミュレーションのために用いることとする。

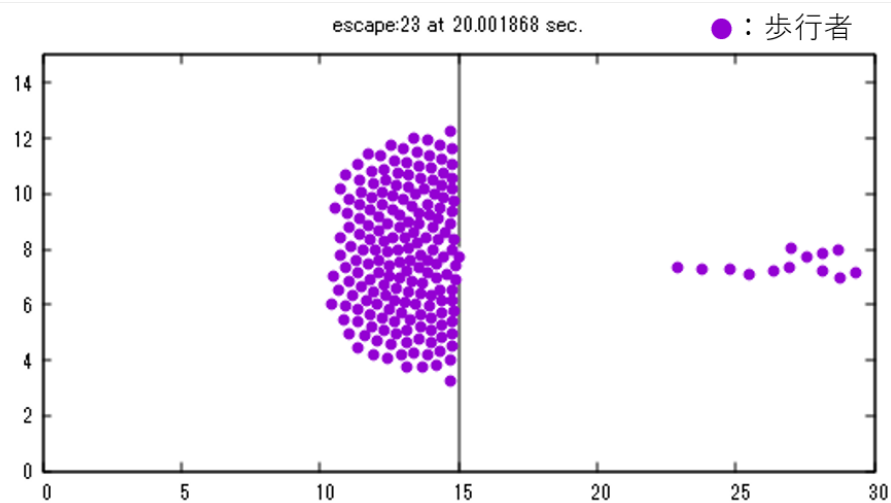


図6.3 開始から20秒後の歩行者位置のスナップショット

## 6.2 近接関係が決定論的に決まる場合のシミュレーションによる性能評価

本節では、ノード間の近接関係が、そのノード間の直線距離によって決定論的に決まる場合のシミュレーションによる性能評価について述べる。具体的には、監視領域内の歩行者密度と、近接と認識されるノード間の距離の設定（近接認識距離）が位置推定精度に与える影響を調査した結果を示す。

### 6.2.1 シミュレーション条件

左右2つの出入口と、5つの展示物が設置された15m × 30mの屋内展示会場を考える。図6.4に屋内展示会場を示す。監視領域内の歩行者はBLEビーコンを周囲に送信する端末を携帯しており、設置されている展示物を見学するために展示物の周囲に集まるとする。展示物が設置されている場所にはBLEビーコンが設置されており、このビーコンは位置が既知のアンカーノードとなる。すなわち、歩行者が持つ端末も、設置されているアンカーノードも同様にBLEビーコンである。これらのBLEビーコンは、周囲のノードに対してビーコンを送信し、周囲のノードから受信したビーコンの識別子とRSSIを位置管理サーバに対して送信する。位置管理サーバは、監視領域内に存在するノードの識別子とRSSIからノード間の近接関係を認識できるとする。近接関係が決定論的に決まるシミュレーションでは、ノード間の直線距離が $R_m$ 以内にあるノード（歩行者もしくは展示物）は必ず近接と認識されるとする。

歩行者は、平均到着間隔が指数分布であるポアソン過程に従って入場する。歩行者は5つ

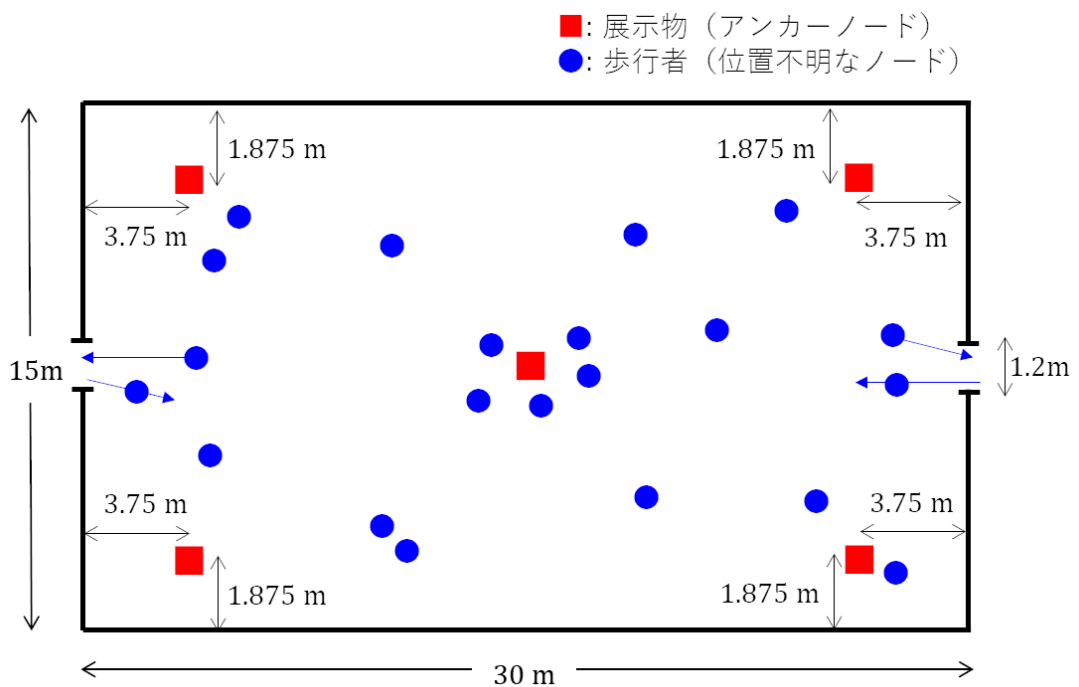


図6.4 屋内展示会場

の展示物をランダムな順で訪れ、平均10秒の指数分布に従う時間に渡って見学し、入場した出入り口とは別の出入り口から退出する。このとき、歩行者は目的地へ向かう自己駆動力と、他の歩行者や壁からの斥力を受けて移動するソーシャルフォースモデル [86] [87]により移動する。また、位置推定は1秒間隔で行われるとする。

ノード間で近接していると認識される距離(近接認識距離)を $R$ とする。歩行者の到着間隔によって調整可能な領域内の歩行者密度を $\rho$ [人/ $m^2$ ]で表す。これらの近接認識距離 $R$ および歩行者密度 $\rho$ は、認識されるノード間の近接関係に影響を与えるパラメタである。以降では、歩行者密度 $\rho$ と近接認識距離 $R$ が位置推定精度に与える影響を調査した結果を示す。

### 6.2.2 歩行者密度の影響

本項では、平均位置推定誤差に対する歩行者密度 $\rho$ の影響を調査する。歩行者密度 $\rho$ は $0.125/m^2$ 、 $0.25/m^2$ 、 $0.5/m^2$ であり、それぞれ歩行者の到着間隔を10秒、6秒、4秒と設定した。各歩行者密度 $\rho$ のスナップショットを図6.5に示す。また、近接認識距離 $R$ が6mのときの平均位置推定誤差の比較を図6.6(a)に、近接認識距離 $R$ が10mのときの平均位置推定誤差の比較を図6.6(b)にそれぞれ示す。

図6.6の結果より、すべての歩行者密度 $\rho$ において提案手法2の平均位置推定誤差は提案手法1よりも小さくなることがわかる。近接認識距離 $R$ が10mで密度 $\rho$ が $0.5/m^2$ のとき、提案手法1の平均位置推定誤差は3.1mで、提案手法2の平均位置推定誤差は1.6mである。したがっ

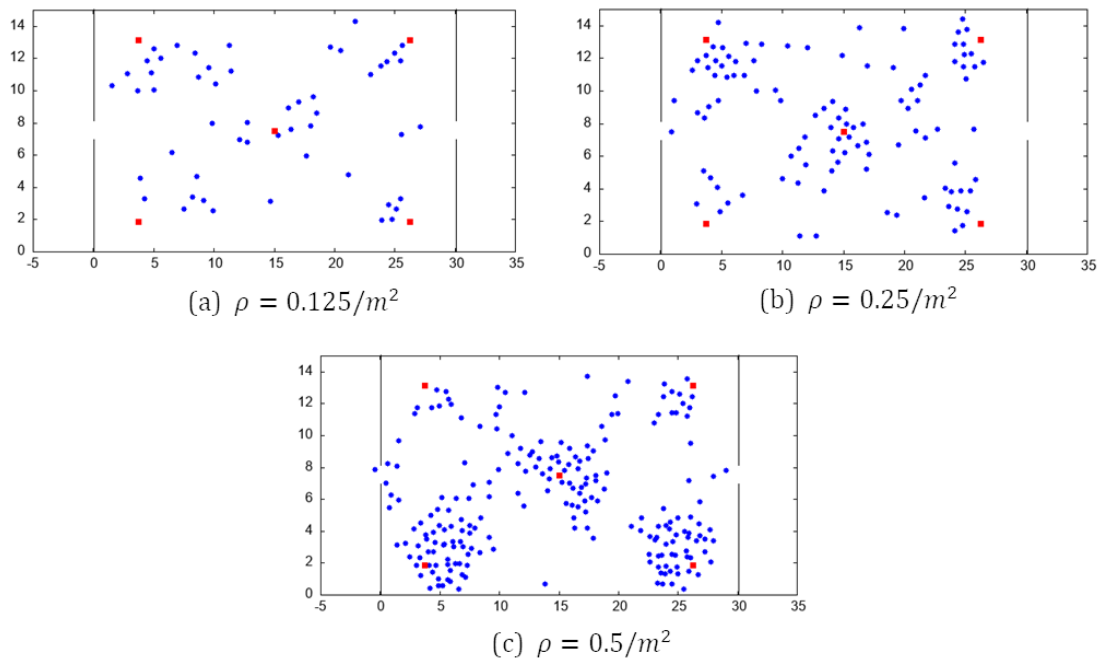


図6.5 各歩行者密度 $\rho$ のスナップショット

て、提案手法2は提案手法1の位置推定精度を向上させていることがわかる。

さらに、近接認識距離 $R$ が6mのとき、歩行者密度 $\rho$ が大きくなるに伴い平均位置推定誤差は減少している。近接認識距離 $R$ が6mで歩行者密度 $\rho$ が $0.5/m^2$ のとき、提案手法2の平均位置推定誤差は1.6mと最小であった。一方、 $R$ が10mのとき、歩行者密度 $\rho$ が大きくなるに伴い、平均位置推定誤差は提案手法1で微増し、提案手法2はほとんど変化がなかった。近接認識距離 $R$ が10mと比較的大きいときは、ノード間の近接関係が認識されやすくなる。提案手法1の多辺測量では、歩行者密度が高くなるにつれて、推定したい歩行者とアンカーノード間の推定距離の誤差が大きくなるため位置推定誤差も増加したと考えられる。

### 6.2.3 近接認識距離の影響

本項では、ノード間で近接していると認識される距離（近接認識距離 $R$ ）の影響を調査する。ノード $i-j$ 間の距離が $R$ m以内である場合に、ノード $i-j$ 間は必ず近接と認識されるとする。また、歩行者密度 $\rho$ は $0.25/m^2$ であるとした。5.7.2項に示した減衰モデルから、RSSIはノード間の距離が近い場合に大きく減衰することがわかっている。したがって、近接認識距離 $R$ は比較的近い2から10mの間で変化させた。

図6.7に近接認識距離 $R$ に対する平均位置推定誤差の比較結果を示す。近接認識距離 $R$ が4m、 $R$ が6mで提案手法2を用いたとき、平均位置推定誤差は最小の0.97mであった。図5.21の減衰モデルから、ノード間の距離が比較的近い場合（例えば6m以内）であれば、RSSI計測値と閾値からノード間の近接関係を正しく推定できると考えた。ノード間の近接関係が

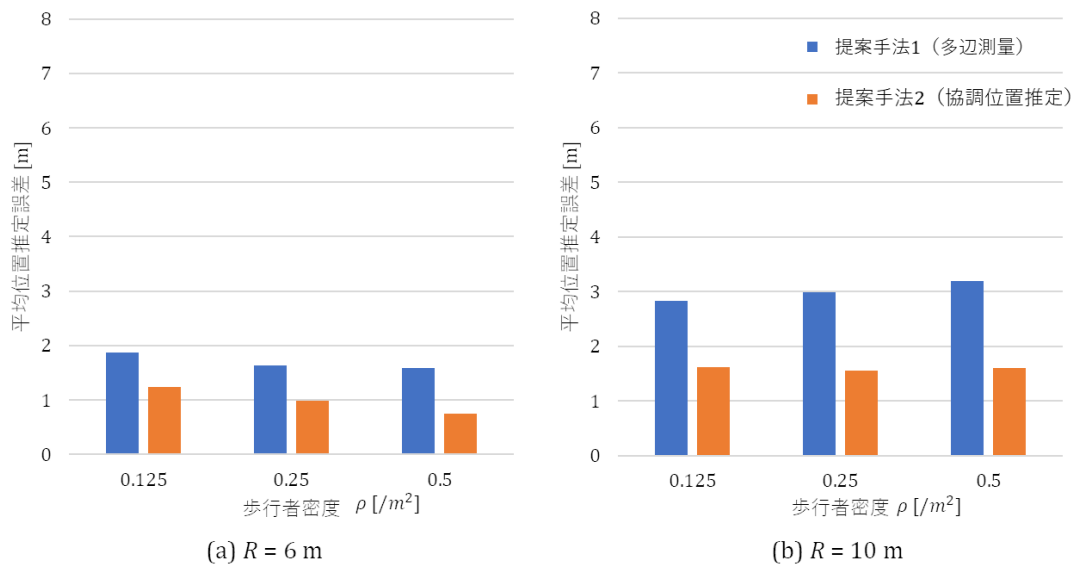


図6.6 歩行者密度 $\rho$ に対する平均位置推定誤差

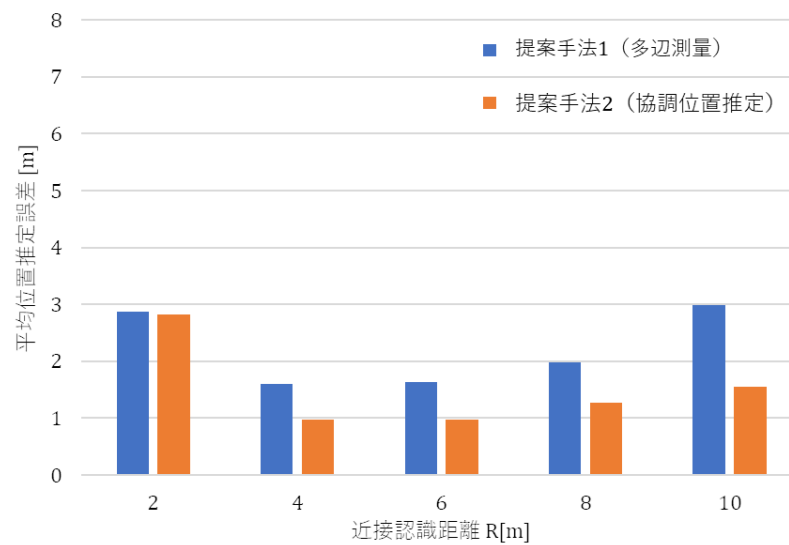


図6.7 近接認識距離 $R$ に対する平均位置推定誤差

距離によって決定論的に決まる場合でも、6m以内の距離で近接か否かを判定すると平均位置推定誤差が1m以内となることがわかった。したがって、ノード間の近接関係をRSSIから決定する場合でも、ノード間の距離が6m以内となるようにRSSI閾値を設定することができれば、高い精度で位置推定が可能である。

近接認識距離 $R$ が2mと比較的短い場合、提案手法1と提案手法2の平均位置推定誤差の差

はわずか0.05mであった。提案手法2では、3台以上のアンカーノードに接続するノードのみ位置推定が可能である。これは、近接認識距離が2mと短い場合は位置推定可能なノードが少なくなり、多くのノードの推定位置が初期値として利用した提案手法1の推定位置となったことによると考えられる。

## 6.3 実機で収集したRSSI計測値を用いた位置推定実験

本節では、予備実験の環境Bで15台のRaspberry Piを用いた位置推定実験の結果を示す。

### 6.3.1 実験条件

20m × 20mの領域である予備実験環境B(図5.13)の研究室内と別の2つの部屋に、15台のRaspberry Piが設置された。研究室内にはデスクトップPCや家具などが配置されており、ドアは常に閉じていた。図5.13に赤い四角で示された5台のRaspberry Piは、位置が既知であるアンカーノードとして利用された。すべてのRaspberry Piは、iBeaconを使ってBLEビーコンを100ms間隔で送信し、他のRaspberry Piから送信されたビーコンを受信し、RSSI計測値、受信時刻、送信元の識別子をCSVファイルに記録した。なお、実験時には人の出入りはなかった。

各ノードは、事前に設定されたRSSIの閾値 $R_{th}$ と $RSSI_i$ および $RSSI_j$ から、以下の式(5.1)

$$proximity_{i,j}(t) = \begin{cases} 0, & RSSI_i \leq R_{th} \text{かつ} RSSI_j \leq R_{th}, \quad (\text{再掲}; 5.1) \\ 1, & RSSI_i > R_{th} \text{または} RSSI_j > R_{th}, \end{cases}$$

を使って近接関係を認識した。近接認識のために1秒間のRSSI計測値の平均値が $RSSI_i$ として利用され、位置推定は1秒間隔で行われた。近接関係を用いた提案手法では、RSSI閾値 $R_{th}$ によって認識される近接関係が異なる。 $R_{th}$ の値が大きいと近接関係が認識される割合は小さくなり、 $R_{th}$ の値が小さいと近接関係が認識される割合は高くなる。

家具の配置や監視領域内の人の数など、時間の経過とともに変化する電波伝搬環境の変化はレンジベース位置推定手法の精度に大きな影響を与える。特に、ノード間の距離を推定するために用いる減衰モデルが不正確である場合に、位置推定精度は大きく影響を受ける。本研究では、レンジベース位置推定手法の精度を2種類の状況で評価した。1つ目の状況は、距離推定に使用された減衰モデルが正確である場合である。ここでは、予備実験環境Bで収集されたRSSIから減衰モデルBによってノード間の距離が推定されたと仮定する。2つ目の状況は、距離推定に使用された減衰モデルが不正確である場合である。ここでは、予備実験環境Bで収集されたRSSIから減衰モデルAによってノード間の距離が推定されたと仮定する。6.4節で述べる近接関係が変動するRSSIによって決まる場合のシミュレーションでも、これらの2種類の状況が想定されている。表6.2に既存手法で用いた減衰モデルと位置推定時の電波伝搬環境の条件を示す。

表6.2 既存手法で用いた減衰モデルと位置推定時の電波伝搬環境の条件

結果	既存手法で用いた減衰モデル	位置推定時の電波伝搬環境
環境Bにおける位置推定実験 (図6.8)	減衰モデルB (正確) 減衰モデルA (不正確)	減衰モデルB
RSSI閾値の影響 (図6.9)	減衰モデルA (正確) 減衰モデルB (不正確)	減衰モデルA
信号強度の平均を計算するための 計測値数 (図6.11)	減衰モデルA	減衰モデルA
アンカーノード数の依存性 (図6.13)	減衰モデルA	減衰モデルA
減衰指数 $n$ の依存性 (図6.14)	減衰モデルA	減衰モデルA (正確) $n=1.4-2.6$ (不正確)

### 6.3.2 既存手法：レンジベース位置推定手法

提案手法と比較するため、以降の結果には既存手法であるレンジベース位置推定手法の結果を併記した。レンジベース位置推定手法では、推定対象の歩行者とアンカーノードの間の距離を推定し、推定距離に基づき三辺測量や多辺測量によって位置が推定される。本研究では、歩行者が持つスマートフォンがアンカーノードから受信した信号のRSSIに基づき距離が推定されるとする。RSSIから直接的にノード間の距離 $d$ を推定するために、式(5.12)を変形した以下の式

$$d = d_0 \times 10^{\left(\frac{RSSI(d_0) - \overline{RSSI}}{10n}\right)} \quad (6.3)$$

を用いた。 $\overline{RSSI}$ は複数のアンカーノードから受信した信号のRSSIの平均値であり、 $n$ および $RSSI(d_0)$ には図5.21の減衰モデルAまたは減衰モデルBのパラメタを用いた。なお、レンジベース位置推定手法における距離の推定以外の位置推定には、5.3.4項に示した提案手法1の多辺測量を用いた。

### 6.3.3 位置推定実験の結果

図6.8に、予備実験環境BにおけるRSSI閾値 $R_{th}$ を変化させたときの平均位置推定誤差の推移を示す。右縦軸は提案手法で近接と認識されたノードペアの割合を表している。図6.8の結果より、減衰モデルが正確である場合のレンジベース位置推定手法と、提案手法でRSSI閾値 $R_{th}$ を $-58\text{dBm}$ と設定したときの平均位置推定誤差は同程度であった。一方、減衰モデルが不正確である場合のレンジベース位置推定手法では、提案手法と比べ位置推定精度が大きく低下した。



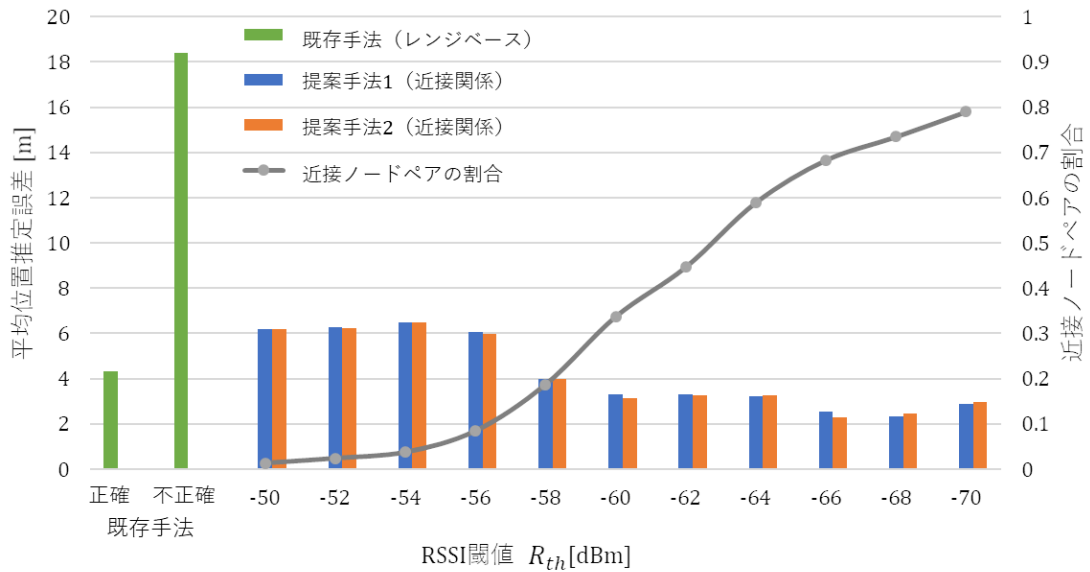


図6.8 予備実験環境BにおけるRSSI閾値 $R_{th}$ に対する平均位置推定誤差の推移

提案手法を用いた場合、RSSI閾値 $R_{th}$ による平均位置推定誤差の変化はわずかであるように見える。ただし、 $R_{th}$ が $-50$ から $-56$ dBmの間では、10%未満のわずかなノード間が近接と認識されていた。提案手法1では、推定するノードがアンカーノードと無向グラフ上で接続する数が0の場合は領域の中心を推定位置とするため、これらの閾値では推定位置が領域の中心であり、このときの平均位置推定誤差は約6mであった。一方、 $R_{th}$ を $-58$ dBmから小さくするに伴い近接ノードペアの割合は増加し、RSSI閾値 $R_{th}$ を $-66$ dBmと設定したとき提案手法2を使った平均位置推定誤差は2.3mと最小になった。

以上の結果より、無線センサネットワーク用の位置推定手法であるセンサ応答ベース位置推定手法を、実際の環境における屋内位置推定に適用できることが確認できた。しかしながら、これは15台というわずかな数のノードを使った結果である。したがって、提案手法においてRSSI閾値が位置推定精度に与える影響を確認するためには、広範囲で大規模なシミュレーション結果を確認する必要がある。

## 6.4 近接関係が変動するRSSIによって決まる場合のシミュレーションによる性能評価

6.2節と異なり、本節では、ノード間の近接関係が変動するRSSIによって決まる場合の性能評価について述べる。6.3節に示した実機実験の結果を踏まえ、RSSIを疑似的に発生させる広範囲なシミュレーション結果を示す。ここでは、5.7.2項の予備実験により定めたRSSI減衰モデルを用いる。さらに、位置推定時の電波伝搬環境を表す減衰モデルに対して、既存手法で用いる減衰モデルが正確である場合と、既存手法で用いる減衰モデルが不正確である場合の平均位置推定誤差を比較する。

本節では、RSSIを疑似的に発生させるシミュレーションにより、広範囲で大規模な位置推定の結果を確認する。ノード間の近接関係のみを使用して、既存手法と同程度の位置推定精度となることを示す。さらに、既存手法と比べ、提案手法が環境の変化に対してロバストであることを示す。

### 6.4.1 シミュレーション条件

左右2つの出入り口と、5つの展示物が設置された15m × 30mの屋内展示会場を考える（図6.4）。監視領域内の歩行者はBLEビーコンを周囲に送信する端末を携帯しており、設置されている展示物を見学するために展示物の周囲に集まるとする。展示物が設置されている場所にはBLEビーコンが設置されており、このビーコンは位置が既知のアンカーノードとなる。すなわち、歩行者が持つ端末も、設置されているアンカーノードも同様にBLEビーコンである。これらのBLEビーコンは、周囲のノードに対してビーコンを送信し、周囲のノードから受信したビーコンの識別子とRSSIを位置管理サーバに対して送信する。位置管理サーバは、監視領域内に存在するノードの識別子とRSSIからノード間の近接関係を認識できるとする。

歩行者は、平均到着間隔が指数分布であるポアソン過程に従って入場する。歩行者は5つの展示物をランダムな順で訪れ、平均10秒の指数分布に従う時間に渡って見学し、入場した出入り口とは別の出入り口から退出する。このとき、歩行者は目的地へ向かう自己駆動力と、他の歩行者や壁からの斥力を受けて移動するソーシャルフォースモデル [86] [87]により移動する。また、位置推定は1秒間隔で行われるとする。

変動するRSSIからノード間の近接関係が決まるシミュレーションでは、歩行者間の直線距離 $d$ から式(5.12)

$$RSSI(d) = -10n \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + RSSI(d_0) \quad (\text{再掲 ; 5.12})$$

を用いて疑似的にRSSIを発生させる。なお、障害物のない屋内環境を想定した本シミュレーションでは、障害物のない環境で推定した減衰モデルAにより、減衰指数 $n$ および $RSSI(d_0)$

のパラメタを決定した。実際の屋内環境では、ノードの移動や時間経過で電波の受信レベルが変動するフェージングの影響を受ける。本研究では、レイリー・フェージングを仮定し、受信電力の分布が指数分布に従うとした。各ノードは事前に設定されたRSSI閾値 $R_{th}$ と $RSSI_i$ から式(5.1)を使ってノード間の近接関係を判定し、ノード間の近接関係を認識する。RSSIの変動を抑えるために $k$ 回のRSSIの平均値を用いた簡単な平滑化を行い、 $RSSI_i$ として利用する。以降に示すシミュレーション結果では、開始から1,000秒経過した後の500秒間の位置推定誤差の平均値を評価指標として用いた。実際の電波伝搬環境を表す減衰モデルに対して、既存手法で用いる減衰モデルが正確である場合と、既存手法で用いる減衰モデルが不正確である場合の平均位置推定誤差を比較した。

#### 6.4.2 既存手法：フィンガープリンティング

提案手法を比較するため、以降の結果には既存手法であるフィンガープリンティングの結果を併記した。フィンガープリンティングは複数のビーコンから取得したRSSI計測値を、事前に計測されたRSSIマップと比較することで最も一致する推定位置座標を求める手法である。一般に、レンジベース位置推定手法よりもフィンガープリンティングの方が高精度な位置推定が可能であるが、事前に位置推定を行う環境でRSSIマップを計測する手間がかかるという問題がある。

図6.4に示した15m × 30mの監視領域を0.5mの格子状に分割し、地点 $i$ の位置座標を $p_i$ とする。はじめに、地点 $i$ にいる歩行者とアンカーノード $j$ の間の1000回のRSSI計測値の平均値 $RSSI_j^{(i)}$ を、RSSIマップとして事前に計測する。次に、以下の関数 $m$ を最小化する地点 $i$ の位置座標 $p_i$ を、歩行者とアンカーノード $j$ の間の10回のRSSI計測値の平均値 $RSSI_j$ から求める。

$$p_i = \arg \min_i m(i), \quad m(i) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{j \in \mathcal{A}} |RSSI_j^{(i)} - RSSI_j|. \quad (6.4)$$

ここで、 $\mathcal{A}$ はアンカーノードの番号の集合である。

#### 6.4.3 RSSI閾値の影響

既存手法のレンジベース位置推定手法は、距離推定に使用された減衰モデルが不正確である場合に正確な位置推定が難しいという問題がある。同様にフィンガープリンティングでも、事前にRSSIマップを計測した環境と位置推定時の環境が異なっている場合、正確な位置推定が難しい。したがって、正確な位置推定のためには、どちらの手法においても想定する減衰モデルが正確である必要がある。一方、近接関係を用いる提案手法では、RSSI計測値と閾値から距離を推定するため、減衰モデルを想定する必要がない。

本項で示すシミュレーションでは、図5.21の減衰モデルA( $d_0=1.0\text{m}$ ,  $n=1.21$ ,  $RSSI(d_0)=-49.27\text{dBm}$ )と式(5.12)から、ノード間のRSSIを発生させた。ここで、RSSIの変動を抑えるために10回のRSSIの平均値 $RSSI_i$ として利用した。歩行者密度 $\rho$ は $0.125/m^2$

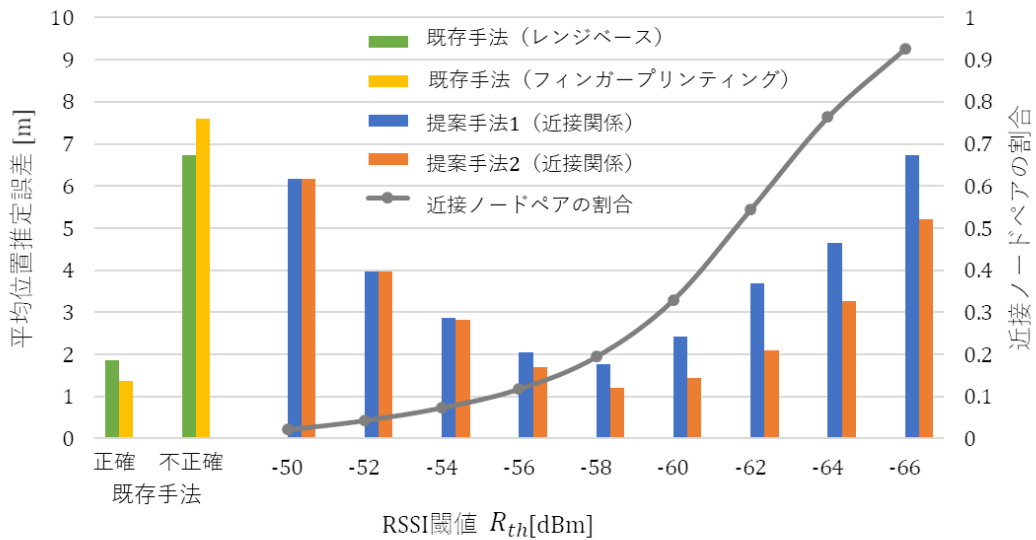


図6.9 RSSI閾値 $R_{th}$ に対する平均位置推定誤差の推移

であり、歩行者の平均到着間隔は10秒である。提案手法では、近接認識のためのRSSI閾値 $R_{th}$ を-50から-66dBmまで変化させ、2種類の既存手法と提案手法の平均位置推定誤差を比較した。なお、既存手法の結果には、減衰モデルが正確である場合（減衰モデルAを使用）と不正確である場合（減衰モデルBを使用）の両者を併記した。図6.9にRSSI閾値 $R_{th}$ に対する平均位置推定誤差の推移を示す。

図6.9より、近接認識のための閾値 $R_{th}$ を-50dBmから小さく変化させることにより、平均位置推定誤差は一度減少し、 $R_{th}$ が-58dBmを境に増加に転じた。 $R_{th}$ が大きいと認識される近接関係が少なく、 $R_{th}$ を小さくするにしたがって近接認識されるノードペアが増加していく。 $R_{th}$ が-50および-52dBmのとき、3台以上のアンカーノードに無向グラフ上で接続されたノードのみ推定可能な提案手法2は、初期位置として利用した提案手法1の結果を推定位置として引き継ぐために、提案手法1と提案手法2の平均位置推定誤差は等しい。

RSSI閾値 $R_{th}$ が-58dBmのとき、平均位置推定誤差は提案手法1で1.8m、提案手法2で1.2mと最小になった。既存手法に用いる減衰モデルが正確である場合、位置推定誤差の差は、レンジベース位置推定手法と提案手法1で0.1mであり、フィンガープリンティングと提案手法2で0.2mとわずかな差となることが確認できた。一方、既存手法に用いる減衰モデルが不正確である場合、既存手法の位置推定精度は大幅に低下した。提案手法は特定の減衰モデルを想定する必要はないが、近接認識のためのRSSI閾値を適切に設定する必要があることがわかる。ただし、この-58dBmという閾値は環境によって変化するため、常に最適な値であるとは限らないことに注意されたい。さらに、提案手法の平均位置推定誤差は、近接ノードペアの割合がおよそ20%のときに最小となった。以降の結果では、近接ノードペアの割合が

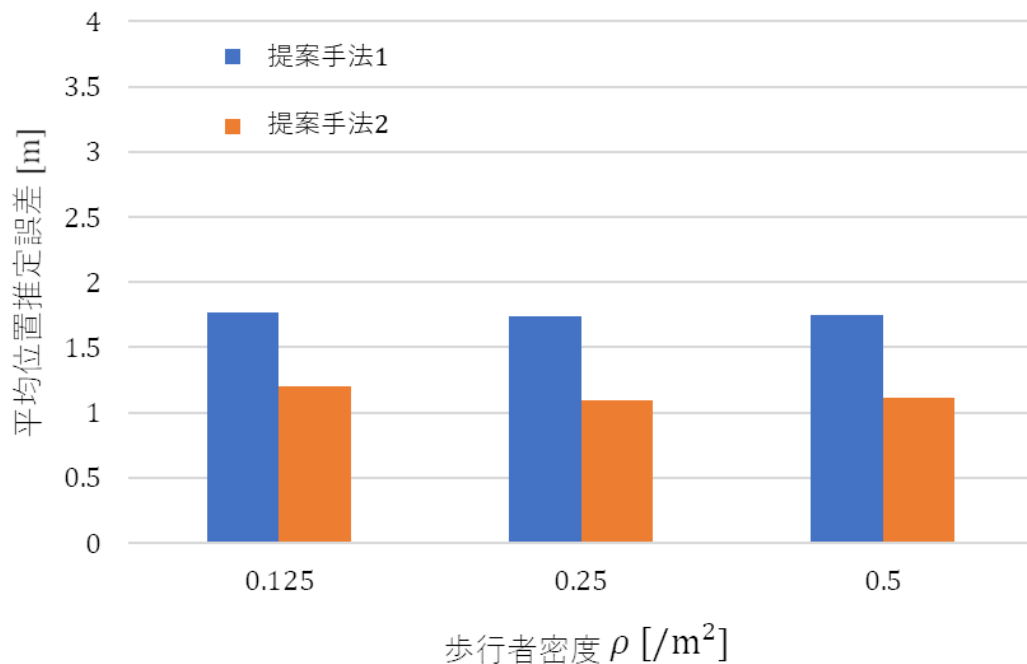


図6.10 歩行者密度に対する平均位置推定誤差の比較

およそ20%となるRSSI閾値 $R_{th}$ を用いて位置推定を行うこととする。

#### 6.4.4 歩行者密度の影響

提案手法はノード間の近接関係に基づいて位置を推定しているため、その位置推定精度は歩行者密度に影響されるのではないかと考えた。本項では、平均位置推定誤差に対する歩行者密度 $\rho$ の影響を調査する。歩行者密度 $\rho$ は $0.125/m^2$ 、 $0.25/m^2$ 、 $0.5/m^2$ である。図6.10に歩行者密度に対する平均位置推定誤差の比較を示す。

図6.10より、歩行者密度に対する平均位置推定誤差の影響はほとんどないことがわかる。提案手法1は推定対象ノードとアンカーノードの間の距離を利用しているため、歩行者密度の影響はほとんどない。提案手法2では、歩行者密度が $0.125/m^2$ から $0.25/m^2$ と増加するに伴い、平均位置推定誤差は0.1m減少した。ただし、これらの結果は歩行者の増減により電波伝搬環境を変化させていない。歩行者の増減により電波伝搬環境が変化することで、位置推定精度に大きな影響が出ることが想定される。

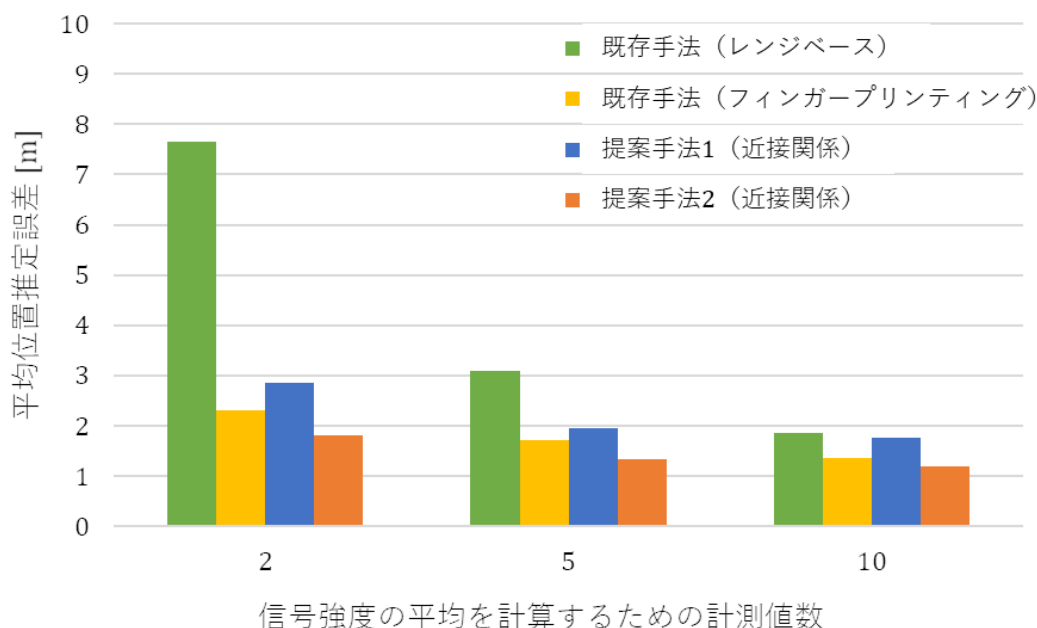


図6.11 信号強度の平均を計算するための計測値数の比較

#### 6.4.5 信号強度の平均を計算するための計測値数

減衰モデルAと式(5.12)からノード間のRSSIを発生させ、RSSIの変動を抑えるために複数のRSSI計測値を用いて信号強度の平均を計算し、 $RSSI_i$ として利用した。この計測値の数も位置推定精度に影響する可能性があるため、本項では計測値数が2, 5, 10の場合の平均位置推定誤差を比較した。歩行者密度 $\rho$ は $0.125/m^2$ である。図6.11に信号強度の平均を計算するための計測値数の比較結果を示す。なお、既存手法は減衰モデルが正確である（減衰モデルAを使用）場合の結果である。

図6.11の結果より、信号強度の平均を計算するための計測値数を増加させるに伴い、平均位置推定誤差は減少することがわかる。しかしながら、提案手法2を用いた場合の平均位置推定誤差は、計測値数が5のとき1.4m、計測値数が10のとき1.2mであり、位置推定精度の大きな向上はみられなかった。歩行者の位置推定を1秒につき1回行うと仮定すると、5回の計測値を用いる場合、ビーコンの送信間隔は200msである必要がある。同様に、10回の計測値を用いる場合、ビーコンの送信間隔は100msである必要がある。ビーコンの送信間隔が短いと、各ノードの消費電力が大きくなってしまうという問題がある。新型コロナウイルス接触確認アプリCOCOAに利用されているExposure Notifications APIは、ビーコンの送信間隔は200msから270msとすることを推奨している [32]。これらの理由から、信号強度の平均を計算するための計測値数は5回で十分である。

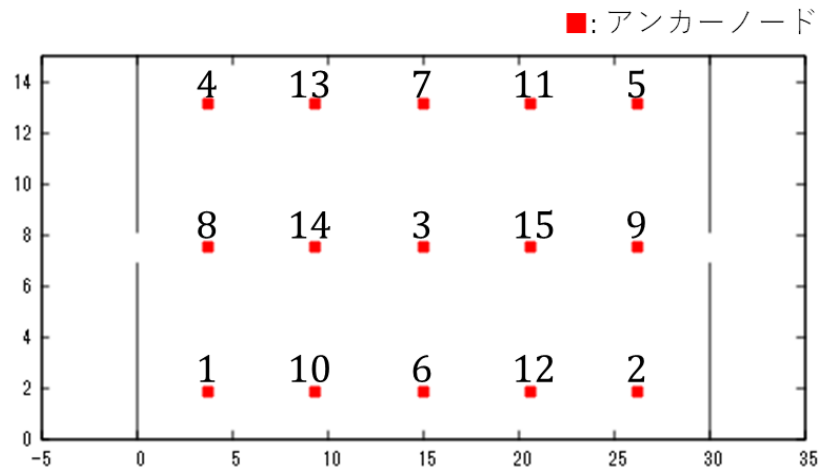


図6.12 アンカーノードの識別子と位置

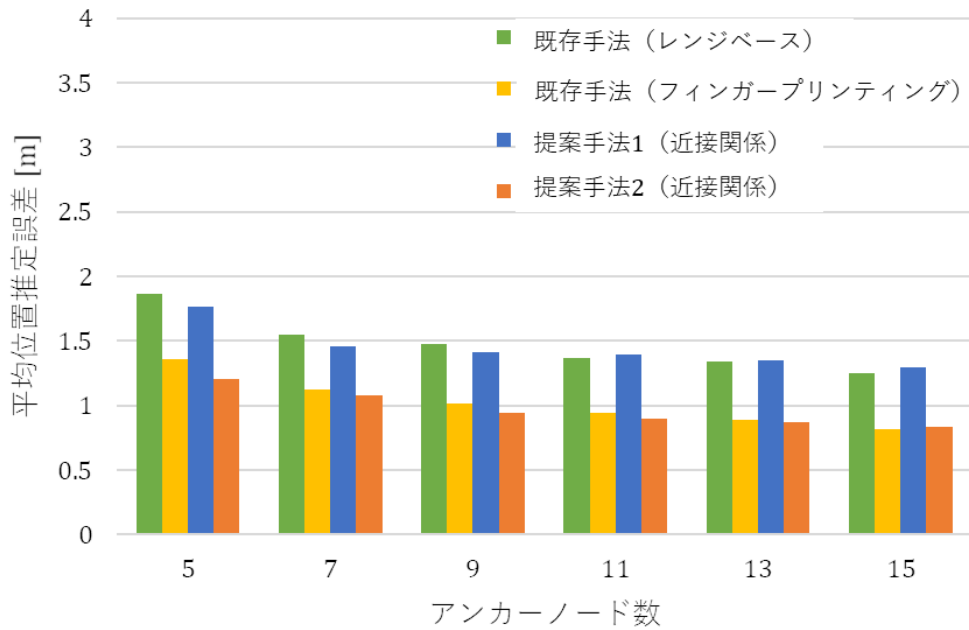


図6.13 アンカーノードの数に対する平均位置推定誤差の推移 (減衰モデルが正確)

#### 6.4.6 アンカーノード数の依存性

提案手法1および既存手法のレンジベース位置推定手法、フィンガープリンティングでは、歩行者とアンカーノードの間で受信された信号のRSSIに基づき、位置を推定している。本項では、平均位置推定誤差に対するアンカーノードの数の依存性を調査する。歩行者密度 $\rho$

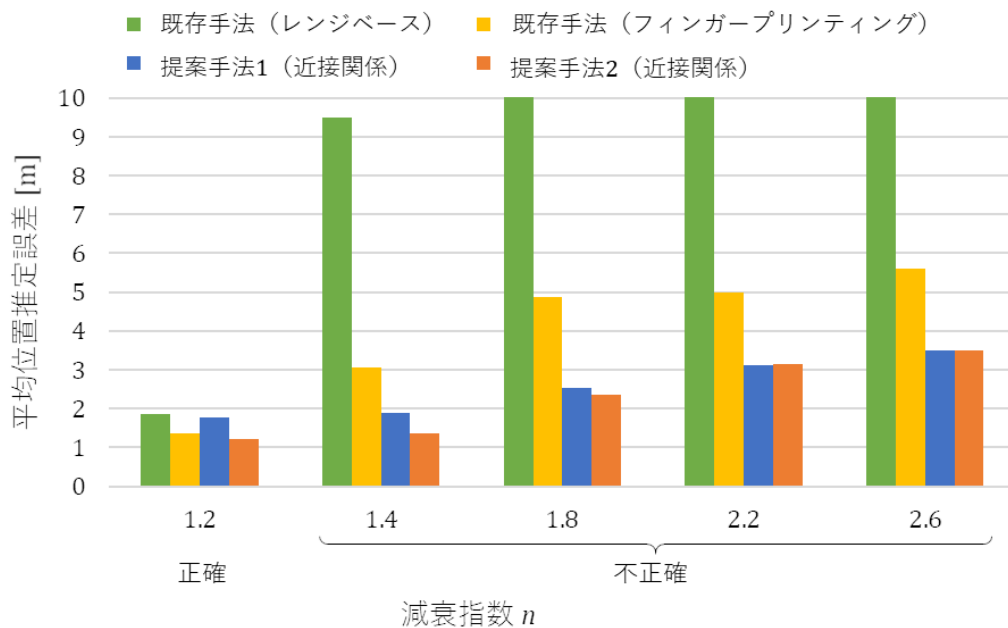


図6.14 減衰指数 $n$ に対する平均位置推定誤差の比較（減衰モデルが不正確）

は $0.125/m^2$ であり、歩行者の平均到着間隔は10秒である。減衰モデルAと式(5.12)からノード間のRSSIを発生させ、RSSIの変動を抑えるために10回の平均値を $RSSI_i$ として利用した。監視領域内に設置されるアンカーノードには、1から15の識別子が付与される。図6.12にアンカーノードの識別子と位置を示す。アンカーノード数の影響を調査するために、識別子の番号順にアンカーノードの数を変化させ、平均位置推定誤差を比較した。図6.13にアンカーノード数に対する平均位置推定誤差の推移を示す。なお、既存手法は減衰モデルが正確である（減衰モデルAを使用）場合の結果である。

図6.13の結果より、アンカーノード数が増加するに伴い平均位置推定誤差は減少した。アンカーノードの数を7以上と設定すると、位置推定誤差の減少の幅は0.2から0.3mに留まった。したがって、本研究の条件においては7台のアンカーノードがあれば、提案手法1で1.5m、提案手法2で1.0mと十分な位置推定精度が得られることがわかった。ただし、次節で想定するような、位置推定時の環境が変化し事前に想定していた環境で設定したRSSI閾値を用いて近接認識を行う場合、7台よりも多くのアンカーノードを用いて位置推定を行うことで位置推定精度が向上する可能性がある。

#### 6.4.7 減衰モデルが不正確である場合の減衰指数の依存性

6.4.3項から6.4.6項では、位置推定時の電波伝搬環境が固定され、既存手法で用いる事前に想定された減衰モデルが正確な場合と不正確な場合を考慮した。しかしながら、ユーザが位置推定アプリケーションを利用する場合は、時間経過と共に家具の配置や領域内の人



数などの環境に変化が生じることが多い。本項では、事前に想定した減衰モデルに対し、位置推定時の電波伝搬環境が変化し減衰モデルが不正確である状況を想定した。RSSIの発生のために、事前に設定した減衰モデルA( $n=1.21$ )よりも減衰指数 $n$ が1.4から2.6と大きくなった状況を考える。減衰モデルAの $RSSI(d_0)=-49.27\text{dBm}$ と変化させた減衰指数 $n$ と式(5.12)からノード間のRSSIを発生させ、10回のRSSI計測値を用いて信号強度の平均を計算し、 $RSSI_i$ として利用した。歩行者密度 $\rho$ は $0.125/m^2$ であり、歩行者の平均到着間隔は10秒である。

6.4.3項で示した結果より、提案手法では、減衰モデルAの電波伝搬環境で得られた近接ノードペアの割合が20%となるRSSI閾値 $R_{th}$ の $-58\text{dBm}$ を用いて位置推定を行った。フィンガープリンティングでは、事前にRSSIマップを計測した電波伝搬環境は減衰モデルAであるとして位置推定を行った。図6.14に減衰モデルが不正確の場合の減衰指数 $n$ に対する平均位置推定誤差の比較を示す。なお、結果には減衰モデルが正確である場合（減衰モデルAを使用）と、不正確である場合（ $n=1.4 - 2.6$ ）の両者を併記した。

図6.14の結果より、位置推定時の電波伝搬環境が変化し減衰モデルが不正確である状況では、減衰指数 $n$ の増加に伴い全ての手法で平均位置推定誤差は増加した。特に、減衰指数 $n$ が1.4以上の環境では、RSSIから直接的に距離を推定するレンジベース位置推定手法の平均位置推定誤差は9m以上と大幅に増加した。減衰指数 $n$ を1.2から1.8へ変化させた環境では、平均位置推定誤差はフィンガープリンティングで約3.5倍、提案手法1で約1.4倍、提案手法2で約2.0倍の増加であった。減衰指数 $n$ が大きく変化するという事は、電波が通りにくくなりRSSIが小さく見積もられ、実際のノード間距離よりも距離が大きいと推定されるということである。このような状況では、歩行者間の情報を利用する分、提案手法1よりも提案手法2の協調位置推定の方が推定距離の誤差が大きくなり位置推定誤差の増加に繋がったと考えられる。以上の結果より、近接関係を用いる提案手法は、既存手法と比べ環境の変化に強いことが確認できた。

提案手法を用いる場合、位置管理サーバでRSSI計測値と閾値からノード間の近接関係を認識するため、位置管理サーバは近接ノードペアの割合が20%となるようなRSSI閾値を動的に決定することが可能である。このように、RSSI閾値ではなく近接ノードペアの割合に関する閾値を決定するアルゴリズムがあれば、提案手法の位置推定精度の向上に寄与できると考えられる。

## 6.5 本章のまとめ

本章では、接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定手法について、実機実験やシミュレーションによりその推定精度を検証した。はじめに、ノード間の近接関係が、そのノード間の直線距離によって決定論的に決まる場合のシミュレーションによる性能評価を行った。監視領域内の歩行者密度が位置推定精度に与える影響を調査し、提案手法2の協調位置推定は提案手法1の多辺測量の位置推定精度を向上させているということが確認できた。また、

近接と認識されるノード間の距離の設定（近接認識距離）が位置推定精度に与える影響を調査し、近接認識距離が4mおよび6mで平均位置推定誤差が1.0mとなることが確認できた。したがって、ノード間の近接関係をRSSIから決定する場合でも、ノード間の距離が6m以内となるようにRSSI閾値を設定することができれば、高い精度で位置推定が可能であることを示すことができた。

次いで、実際の屋内環境において15台のRaspberry Piを用いた位置推定実験を行い、無線センサネットワーク用のセンサ応答ベースの位置推定手法を拡張した手法を、実際の環境における屋内位置推定に適用できることを示した。提案手法では、収集されたRSSI計測値と閾値から近接関係が認識された。ここでは、RSSIから直接的に距離を推定するレンジベース位置推定手法の距離推定の際に、減衰モデルが正確である場合と不正確である場合の2種類の状況を想定した。減衰モデルが正確である場合、レンジベース位置推定手法と提案手法の位置推定精度は同程度であった。一方、減衰モデルが不正確である場合、レンジベース位置推定手法は、提案手法と比べ位置推定精度が大きく低下した。ただし、この実験結果は15台というわずかな数のノードを使った結果であるため、広範囲なシミュレーションを通して位置推定精度を確認する必要があるという結論に至った。

実機実験の結果を踏まえ、ノード間の近接関係が変動するRSSIによって決まる場合の広範囲なシミュレーションによる性能評価を行った。ここでは、位置推定時の電波伝搬環境は固定され、既存手法で用いる事前に想定された減衰モデルが正確/不正確である状況を考慮した。提案手法におけるRSSI閾値の影響を確認し、位置推定精度の向上のためにRSSI閾値を適切に設定する必要があることがわかった。既存手法に用いる減衰モデルが正確である場合、既存手法と提案手法の位置推定精度は同程度であることが確認できた。他にも、信号強度の平均を計算するための計測値数や、アンカーノード数の依存性について調査した。本研究で想定した条件では、信号強度の平均を計算するための計測値数は5回、アンカーノード数は7台で十分であると結論付けた。

最後に、事前に想定した減衰モデルに対し、位置推定時の電波伝搬環境が変化し減衰モデルが不正確である状況を想定した。減衰指数が増加することにより、すべての既存手法と提案手法で位置推定精度が低下した。減衰指数を1.2から1.8へ変化させると、平均位置推定誤差はフィンガープリンティングで約3.5倍、提案手法1で約1.4倍、提案手法2で約2.0倍の増加であった。以上の結果より、ノード間の近接関係を用いる提案手法は、既存手法と比べ環境の変化に強いことが確認でき、提案手法の有効性を示すことができた。

## 第7章

# 結論

### 7.1 本研究のまとめ

サイバーフィジカルシステムの実現に向け、実世界からの収集データを活用する際には、データ収集地点の位置情報が重要である。そして、位置情報を用いたサービスやアプリケーションを実現するにあたり、デバイスの位置属性を推定することは必須である。本研究では、位置属性を持たないノード間の近接関係を用いた位置推定手法の有効性を示すことを目的とした。そのために、先行研究である無線センサネットワーク上のセンサノードの位置推定のためのセンサ応答ベース位置推定手法 [20] の誤差増加要因を検証した。さらに、この手法を歩行者の屋内位置推定に拡張し、接触情報を活用した位置推定手法の提案と、実機を用いた位置推定実験や無線伝搬環境を考慮したシミュレーションによりその推定精度を検証した。

はじめに、シミュレーションのみで検証されていたセンサ応答ベース位置推定手法 [20] を、実際の環境における位置推定実験を通して評価した。これは、移動する検知対象物体に対するセンサの応答に基づき、「近い/遠い」で表す近接関係を推定し、設置されたセンサノードの位置を推定する手法である。実機実験の結果、センサ応答ベース位置推定手法を用いて1.0m未満の誤差で位置推定が可能であることが確認できた。また、ノードペアを True, False-negative, False-positive の3種類に分類し、実機実験で収集した応答データを分析することにより、あるノード間が近接していると認識する距離は3.3mであることがわかった。実機実験、意図的にセンサノードの誤検知を起こすシミュレーション、近接関係がノード間の距離と閾値によって決定論的に決まる理想環境の結果を比較することにより、主な位置推定誤差の増加要因は実際は遠くに存在するが近接と認識されたノードペアである False-positive ペアであると特定できた。誤差増加要因の特定により、センサ応答ベース位置推定手法の位置推定精度の向上に寄与できる。

次に、センサ応答ベース位置推定手法を歩行者の屋内位置推定に拡張し、接触情報を活用した位置推定手法を提案した。無線センサネットワーク用の位置推定手法は、センサノードが設置され動かないことが前提であるため、歩行者の屋内位置推定に適用できるか否か

明らかではなかった。本研究では、無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法を拡張し、スマートフォン間のBLE通信によって得られる「近い/遠い」の2値情報である接触情報を活用した2種類の歩行者の位置推定手法を提案した。シングルボードコンピュータであるRaspberry Piを用いて収集したRSSI計測データに基づき、実際の屋内環境における電波伝搬特性を把握し、最小二乗推定により減衰モデルを推定した。推定した減衰モデルから、ノード間の距離が比較的近い場合(例えば、6m)であれば、RSSI計測値からノード間の近接関係を正しく推定できると結論付けた。

最後に、提案する接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定について、実機実験やシミュレーションによりその推定精度を検証した。実際の屋内環境における位置推定実験を通して、無線センサネットワーク用のセンサ応答ベース位置推定手法を拡張した手法を、実際の環境における屋内位置推定に適用できることを示した。既存手法で事前に想定した減衰モデルが位置推定時の電波伝搬環境に対して正確である場合、既存手法と提案手法の位置推定精度は同程度であることが確認できた。事前に想定した減衰モデルに対し、位置推定時の電波伝搬環境が変化し減衰モデルが不正確である場合、提案手法は既存手法と比べ環境の変化に強いことが確認できた。これらの貢献により、省電力および低コスト化を目指すこれからの屋内位置推定の研究分野に、接触情報を用いるという新たな視点を加えることができた。

## 7.2 今後の展望

本研究の今後の展望として、ノード間の近接関係を認識するための新たな手法の考案、スマートフォンの実機を用いた位置推定実験が挙げられる。4.4節で述べたセンサ応答ベース位置推定手法を用いた大規模シミュレーションでは、長方形の大規模な監視領域に多数のセンサノードを配置した場合に、正方形の監視領域よりも位置推定誤差が増加するという結果が得られていた。これは、センサノードの誤動作によるFalse-positiveペアが蓄積されやすくなり、さらに、長方形の監視領域では誤検知とされるノード間の距離が遠くなりやすいためであると考えた。したがって、誤差増加要因であるFalse-positiveペアの発生を抑えるために、ノード間の近接関係を認識するための新たな手法を考案する必要がある。具体的には、古いデータを消去する、または、False-positiveペアとなり得るノードペアの情報を除去する等のメカニズムを手法に組み込むことが挙げられる。

ノード間の接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定では、ノード間の近接関係を認識するためにRSSI閾値を動的に決定するアルゴリズムの考案が課題である。本研究では、あらかじめ設定されたRSSI閾値を用いて近接関係を認識していたが、この閾値は、監視領域内の歩行者の密度等によって動的に決定されることが望ましい。6.4.3項のシミュレーション結果において、平均位置推定誤差は、近接と認識されたノードペアの割合がおよそ20%のときに最小となったことが確認できていた。提案手法を用いる場合、位置管理サーバでRSSI計測値と閾値からノード間の近接関係を認識するため、位置管理サーバは近接ノードペアの割合が20%となるようなRSSI閾値を動的に決定することが可能である。このような

アルゴリズムを考案することができれば、提案手法の位置推定精度の向上に寄与できると考えられる。動的にRSSI閾値を決定するアルゴリズムの考案の前に、最適な近接ノードペアの割合を様々なケースで確認する必要がある。

また、5.5節で実施した予備実験および6.3.3項で示した位置推定実験では位置が変化しない設置されたRaspberry Piを用いた結果を示したが、シミュレーションでは移動する歩行者の位置推定結果を示した。複数のノードが監視領域内を移動することで電波伝搬環境が変化し、設置されたノードを用いる場合と比べて、移動するノードを用いる場合は収集されるRSSI計測値に変化があることが予想される。したがって、スマートフォン上で動作するRSSIを計測するアプリケーションを実装し、実際の屋内環境でスマートフォンを用いた位置が動的に変化するノードに対する位置推定実験の結果を示す必要がある。

# 付録

5.3.5項で述べた接触情報を活用した歩行者の屋内位置推定の提案手法2の協調位置推定では、歩行者ノードの推定座標を、非線形最適化問題を解くことにより求めた。ここでは、最適化問題への定式化と、その解法の詳細について述べる。

## 最適化問題への定式化

2次元平面上の監視領域内に $N(= |\mathcal{N}|)$ 人の歩行者が存在する状況を考える。歩行者の番号の集合を $\mathcal{N}$ 、アンカーノードの番号の集合を $\mathcal{A}$ 、無向グラフ上で連結しているノードペアの集合を $\mathcal{P}$ とする。 $\mathbf{a}_i = (a_{x,i}, a_{y,i})$ をアンカーノード $i$ の既知の座標とする。ここで、 $a_{x,i}$ と $a_{y,i}$ は、それぞれ、アンカーノード $i$ の $x$ 座標と $y$ 座標とする。また、ノード $i-j$ 間の推定距離 $d_{ij}$ が推定されているとする。ただし、ホップ数距離が2ホップ以内の近傍ノードに対応する距離情報の身を用いるとする。

提案手法2の協調位置推定では、歩行者に1から $N$ まで番号付けを行い、歩行者の推定位置座標 $\mathbf{r}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ を以下の最適化問題を解くことにより求める。

$$(\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_N) = \underset{(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)}{\arg \min} g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N), \quad (1)$$

このとき

$$g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| - d_{ij})^2 + \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} (|\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j| - d_{ij})^2, \quad (2)$$

$$\mathcal{A}_i = \{j \in \mathcal{A}; (i, j) \in \mathcal{P}\},$$

$$\mathcal{N}_i = \{j \in \mathcal{N}; (i, j) \in \mathcal{P}\},$$

である。ここで、関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ が $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ で最小化される。すなわち

$$\forall \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N, \quad g(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min}) \leq g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$$

が成り立つならば、 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ を推定距離 $d_{ij}$ から求めた1から $N$ 番の歩行者の推定位置座標とみなすことができる。以降では、最適化問題を解き、各歩行者の推定位置座標 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ を求める方法について述べる。

## 最適化問題の解法

関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ は、非凸の非線形関数であり、解析的には大域的最小値を求めることができない。したがって、降下法等を用いて数値的に関数 $g$ の局所最小値を求める。ここで、局所最小値を与える $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ を各ノードの推定座標とみなす。以降では、目的関数の特徴を活かし、漸化的に局所最小値を求める効率的な解法について述べる。はじめに、任意の $\mathbf{v}_i$ と $\mathbf{v}_j$ に対して次式が成り立つ事に注意する。

$$\begin{aligned} (|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| - d_{ij})^2 &= |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2 + d_{ij}^2 - 2|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|d_{ij} \\ &\leq |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2 + d_{ij}^2 - 2(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^\top \frac{d_{ij}}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|}. \end{aligned} \quad (3)$$

関数 $s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ を

$$\begin{aligned} &s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) \\ &\stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \left\{ |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2 + d_{ij}^2 - \frac{2d_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^\top}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|} \right\} \\ &\quad + \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \left\{ |\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j|^2 + d_{ij}^2 - \frac{2d_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j)(\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j)^\top}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j|} \right\}. \end{aligned}$$

により定めると、 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) = s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ である。さらに、式(3)より

$$g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) \leq s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$$

が成り立つ。したがって、関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ が $s$ 、与えた $(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ によって $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ で最小化される。すなわち、任意の $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ に対し

$$s(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min}; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) \leq s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$$

が成り立つとすると

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min}) &\leq s(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min}; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) \\ &\leq s(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) \\ &= g(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N). \end{aligned} \quad (4)$$

である。

以上より、次の手順で漸化的に関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ の局所最小値を求めることができる。はじめに、何らかの方法により初期解 $(\mathbf{x}_1^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(1)})$ を定める。次に、定めた初期解 $(\mathbf{x}_1^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(1)})$ に対し、関数 $s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{x}_1^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(1)})$ を最小化する $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ を求め、これを2番目の解 $(\mathbf{x}_1^{(2)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(2)})$ とする。この手順を繰り返し、 $k$ 番目の解 $(\mathbf{x}_1^{(k)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(k)})$  ( $k = 1, 2, \dots$ )を繰り返し求める。ここで、 $g_k \stackrel{\text{def}}{=} g(\mathbf{x}_1^{(k)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(k)})$ と定義すると、 $g_1, g_2, \dots$ は式(4)によって単調減少列となるため、関数 $g(\mathbf{x}_1^{(k)}, \dots, \mathbf{x}_N^{(k)})$ は $k \rightarrow \infty$ の極限で関数 $g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$ の局所最小値に収束する。ただし、収束先は必ずしも関数 $g$ の大域的最小値ではないことに注意されたい。

## 関数 $s$ の最小解の求め方

前節で述べた手順において、与えた任意の $(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ に対し、関数 $s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ を最小化する $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ を求める部分がある。本章ではこの関数 $s$ の最小解を求める方法について述べる。はじめに、関数 $s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ を以下のように分解する。

$$\begin{aligned} s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) &= s_1(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) + s_2(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N), \\ s_1(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) &\stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \left\{ |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2 + d_{ij}^2 - \frac{2d_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^\top}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|} \right\}, \\ s_2(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) &\stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \left\{ |\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j|^2 + d_{ij}^2 - \frac{2d_{ij}(\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j)(\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j)^\top}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j|} \right\}. \end{aligned}$$

ここで、関数 $s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ は、 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ によって最小化されることから、すべての歩行者 $i \in \mathcal{N}$ に対し

$$\frac{\partial s(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)}{\partial \mathbf{x}_i} \Big|_{\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i^{\min}} = \mathbf{0} \quad (5)$$

が成り立つ。さらに、すべての $i \in \mathcal{N}$ に対し

$$\frac{\partial s_1(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)}{\partial \mathbf{x}_i} = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \left\{ (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) - \frac{d_{ij}(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|} \right\}, \quad (6)$$

および

$$\frac{\partial s_2(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N; \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)}{\partial \mathbf{x}_i} = \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \left\{ (\mathbf{x}_i - \mathbf{a}_j) - \frac{d_{ij}(\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j)}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j|} \right\}. \quad (7)$$

が成り立つ。式(6)と式(7)を式(5)に代入して

$$\boldsymbol{\beta}_i = (|\mathcal{N}_i + \mathcal{A}_i|)\mathbf{x}_i^{\min} - \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \mathbf{x}_j^{\min}, \quad i \in \mathcal{N}, \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\beta}_i \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \frac{d_{ij}(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|} + \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \frac{d_{ij}(\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j)}{|\mathbf{v}_i - \mathbf{a}_j|} + \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \mathbf{a}_j.$$

を得る。

式(8)は、 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ に対する連立方程式とみなすことができ、これを解くことで推定位置座標 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ を求めることができる。例えば、 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ の $x$ 成分を並べたベクトル $\mathbf{X}_r \stackrel{\text{def}}{=} (x_{x,1}, \dots, x_{x,N})^\top$ と、 $\boldsymbol{\beta}_1, \dots, \boldsymbol{\beta}_N$ の $x$ 成分を並べたベクトル $\mathbf{X}_\beta \stackrel{\text{def}}{=} (\beta_{x,1}, \dots, \beta_{x,N})^\top$ を定義すると

$$\mathbf{X}_\beta = \mathbf{B}\mathbf{X}_r,$$



ここで

$$B \stackrel{\text{def}}{=} \begin{pmatrix} |\mathcal{N}_1 + \mathcal{A}_1| & -A_{12} & \dots & -A_{1N} \\ -A_{21} & |\mathcal{N}_2 + \mathcal{A}_2| & \dots & -A_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -A_{N1} & -A_{N2} & \dots & |\mathcal{N}_N + \mathcal{A}_N| \end{pmatrix},$$

$$A_{ij} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{cases} 0, & j \notin \mathcal{N}_i \\ 1, & j \in \mathcal{N}_i. \end{cases}$$

である。行列 $B$ は逆行列を持つので

$$\mathbf{X}_r = B^{-1} \mathbf{X}_\beta. \quad (9)$$

が成り立つ。同様に,

$$(x_{y,1}, \dots, x_{y,N})^\top = B^{-1} (\beta_{y,1}, \dots, \beta_{y,N})^\top. \quad (10)$$

が成り立つ。前節で述べた手順では、 $(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)$ が $k$ 番目の解であり、 $(\mathbf{x}_1^{\min}, \dots, \mathbf{x}_N^{\min})$ が $k+1$ 番目の解に相当する。これらの解は漸化計算のたびに变化するが、行列 $B$ は变化しないため、 $B$ の逆行列は一度計算すれば良い。

# 謝辞

本研究の実施および執筆にあたり、指導教員である千葉大学工学研究院の塩田茂雄先生に対し、心から感謝の意をお伝えします。塩田先生は、多くのゼミ発表の機会を通して、研究の面白さを見出す点について考えさせるような質問をしてくださいました。自分1人では何気なく通り過ぎてしまうような事に対しても、例えば、「どうしてこのような結果になるんだろう」、「この結果から何がいえるかな」等、学生の思考を促す質問を沢山してくださいました。これらの質問によって、私は常に自分自身に対し「なぜ？」と疑問を投げかけるようになりました。塩田先生には、国内に留まらず海外でも研究発表を行う多くのチャンスをいただき、原稿執筆や研究発表を通して沢山の事をご教授いただきました。また、これらの研究発表の機会において、多くの研究者の方からのご質問やご指摘をいただいたことにより、本論文を完成させることができました。

本論文の審査をご担当いただきました千葉大学工学研究院の荒井幸代先生、関屋大雄先生、小室信喜先生、東京都立大学の松田崇弘先生に厚くお礼を申し上げます。また、2021年10月より次世代研究者挑戦的研究プログラム「全方位イノベーション創発博士人材養成プロジェクト」に採択され、研究奨励費・研究費の支援をはじめ多くの博士後期課程学生との交流の機会をいただきました。本プロジェクトのご関係者の皆様に対し、お礼を申し上げます。

学部4年から博士課程に至るまで、研究室ゼミの輪講や研究報告会で沢山のディスカッションや質疑・コメントをいただきました塩田研究室の先輩、同期、後輩の皆様に対してもお礼申し上げます。特に、同じテーマで研究を行っていらっしゃいました大橋優人さん、上原拓大さん、鈴木葵さんには、位置推定実験や発表練習等、多大なるご協力をいただきました。

また、非常勤職員としてお世話になりました千葉大学電気電子工学コースの伊藤智義先生、下馬場朋禄先生、角江崇先生、そして伊藤・下馬場・角江研究室の皆様に対してもお礼を申し上げます。業務を通して、多くの学外の研究者の方や学生の皆様と関わることができました。研究室業務と学生生活を両立することができたのは、当研究室の先生方の柔軟なご対応があったことだと考えています。

最後に、夫である白木厚司さんには、3年次編入時の受験勉強の頃から何度も相談に乗っていただき、日々の生活を支えていただきました。特に、物理の力学や微分方程式に関して、私が理解するまで多くの時間を費やしていただきました。以上のすべての皆様に対し、重ねてお礼を申し上げます。ありがとうございました。

## 参考文献

- [1] D. G. S. Pivoto, L. F. F. de Almeida, R. da Rosa Righi, J. J. P. C. Rodrigues, A. B. Lugli, and A. M. Alberti, “Cyber-physical systems architectures for industrial internet of things applications in Industry 4.0: A literature review,” *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 58, pp. 176–192, 2021.
- [2] S. K. Khaitan and J. D. McCalley, “Design techniques and applications of cyber-physical systems: A survey,” *IEEE Systems Journal*, vol. 9, no. 2, pp. 350–365, 2015.
- [3] 岩野和生, 高島洋典, “サイバーフィジカルシステムとIoT (モノのインターネット)実世界と情報を結びつける,” *情報管理*, vol. 57, no. 11, pp. 826–834, 2015.
- [4] I. Stojmenovic, “Machine-to-machine communications with in-network data aggregation, processing, and actuation for large-scale cyber-physical systems,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 122–128, 2014.
- [5] 相原健郎, “サイバーフィジカルシステムでの実世界データ収集,” *電子情報通信学会論文誌B*, vol. J102-B, no. 6, pp. 387–398, 2019.
- [6] Y. Mao, C. You, J. Zhang, K. Huang, and K. B. Letaief, “A survey on mobile edge computing: The communication perspective,” *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 19, no. 4, pp. 2322–2358, 2017.
- [7] J. Pan, J. Wang, I. Alqerm, Y. Liu and Z. Yang, “ORCA: Enabling an owner-centric and data-driven management paradigm for future heterogeneous edge-iot systems,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 59, no. 3, pp. 45–51, 2021.
- [8] 総務省, “IoTデバイスの急速な普及,” 令和3年度版 情報通信白書, Available: <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/html/nd105220.html>, Accessed on :July 30, 2022.
- [9] 千葉市, “ちばレポ (My City Report),” Available: <https://www.city.chiba.jp/shimin/shimin/kohokocho/chibarepo.html>, Accessed on :July 30, 2022.
- [10] 国土交通省, “高精度測位社会プロジェクト,” Available: [https://www.mlit.go.jp/kokudoseisaku/kokudoseisaku\\_tk1.000091.html](https://www.mlit.go.jp/kokudoseisaku/kokudoseisaku_tk1.000091.html), Accessed on :July 30, 2022.
- [11] 安藤繁, 田村陽介, 戸辺義人, 南正輝, “センサネットワーク技術 ユビキタス情報環境の構築に向けて,” 東京電機大学出版局, 2005.

- [12] 阪田史郎, “ユビキタス技術 センサネットワーク,” オーム社, 2006.
- [13] J. Bachrach and C. Taylor, “Localization in sensor networks”, Handbook of sensor networks: algorithms and architectures, *John Wiley & Sons*, vol. 49, 2005.
- [14] J. Wang, R. K. Ghosh, and S. K. Das, “A survey on sensor localization,” *Journal of Control Theory and Applications*, vol. 8, no. 1, pp. 2–11, 2010.
- [15] N. Patwari, J. N. Ash, S. Kyperountas, A. O. Hero, R. L. Moses, and N. S. Correal, “Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks,” *IEEE Signal processing magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 54–69, 2005.
- [16] H. Wymeersch, J. Lien and M. Z. Win, “Cooperative localization in wireless networks,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 2, pp. 427–450, 2009.
- [17] Y. Shang, W. Ruml, Y. Zhang, and M. P. J. Fromherz, “Localization from mere connectivity,” in *Proceedings of the 4th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing*, pp. 201–212, 2003.
- [18] S. Lederer, Y. Wang, and J. Gao, “Connectivity-based localization of large-scale sensor networks with complex shape,” *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, vol. 5, no. 4, pp. 1–32, 2009.
- [19] S. Shioda, J. Komatsu, and K. Nishihara, “Connectivity-based sensor localization for anisotropic networks by stress relaxation,” in *2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall)*, pp.1–5, 2015.
- [20] S. Shioda, “Localizing sensors from their responses to targets,” *IEICE Transactions on Communications*, vol. 98, no. 1, pp. 145–152, 2015.
- [21] F. Zafari, A. Gkelias, and K. K. Leung, “A survey of indoor localization systems and technologies,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, no. 3, pp. 2568–2599, 2019.
- [22] 大槻知明, “ワイヤレス位置検出技術”, 計測と制御, vol. 48, no. 7, pp. 560–564, 2009.
- [23] M. Fazio, A. Buzachis, A. Galletta, A. Celesti, and M. Villari, “A proximity-based indoor navigation system tackling the covid-19 social distancing measures,” in *2020 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*, pp. 1–6, 2020.
- [24] Y. Zhao, F. Yin, F. Gunnarsson, M. Amirijoo, E. Özkan, and F. Gustafsson, “Particle filtering for positioning based on proximity reports,” in *2015 18th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, pp. 1046–1052, 2015.
- [25] F. Yin, Y. Zhao, and F. Gunnarsson, “Proximity report triggering threshold optimization for network-based indoor positioning,” in *2015 18th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, pp. 1061–1069, 2015.
- [26] Y. Zhao, C. Fritsche, F. Yin, and F. Gustafsson. “Sequential monte carlo methods and theoretical bounds for proximity report based indoor positioning,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 6, pp. 5372–5386, 2018.

- [27] T. Martin, G. Karopoulos, J. L. Hernández-Ramos, G. Kambourakis, and I. N. Fovino, “Demystifying covid-19 digital contact tracing: A survey on frameworks and mobile apps,” *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2020, 2020.
- [28] B. Etzlinger, B. Nußbaumüller, P. Peterseil, and K. A. Hummel, “Distance estimation for BLE-based contact tracing –a measurement study,” in *2021 Wireless Days (WD)*, pp. 1–5, 2021.
- [29] C. Gentner, D. Günther and P. H. Kindt, “Identifying the BLE advertising channel for reliable distance estimation on smartphones” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 9563–9575, 2022.
- [30] P. H. Kindt, T. Chakraborty, and S. Chakraborty, “How reliable is smartphone-based electronic contact tracing for covid-19?,” *Communications of the ACM*, vol. 65, no. 1, pp. 56–67, 2021.
- [31] 厚生労働省, “新型コロナウイルス接触確認アプリ (COCOA) COVID-19 Contact-Confirming Application,” Available: [https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/cocoa\\_00138.html](https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/cocoa_00138.html), Accessed on :July 30, 2022.
- [32] Apple and Google, “Exposure Notification Bluetooth Specification,” Available: <https://covid19-static.cdn-apple.com/applications/covid19/current/static/contact-tracing/pdf/ExposureNotification-BluetoothSpecificationv1.2.pdf>, Accessed on: July 30, 2022.
- [33] G. Gao, J. Gao, Q. Liu, Q. Wang, and Y. Wang, “CNN-based density estimation and crowd counting: A survey,” *arXiv preprint arXiv:2003.12783*, 2020.
- [34] 日本電気株式会社, “宇都宮市で映像解析によるソーシャルディスタンス判定技術の実証実験を実施,” Available: [https://jpn.nec.com/press/202103/20210319\\_01.html](https://jpn.nec.com/press/202103/20210319_01.html), Accessed on: July 30, 2022.
- [35] 株式会社NTTドコモ, “モバイル空間統計,” Available: <https://mobaku.jp/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [36] KDDI株式会社, “KDDI Location Data,” Available: <https://k-locationdata.kddi.com/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [37] 矢野経済研究所, “屋内位置情報ソリューション市場に関する調査を実施(2021年),” Available: [https://www.yano.co.jp/press-release/show/press\\_id/2900](https://www.yano.co.jp/press-release/show/press_id/2900), Accessed on: July 30, 2022.
- [38] JAL企業サイト, “JAL×NRI、空港旅客業務の先進化に向け、iBeaconおよびスマートウォッチを活用した実証実験を開始,” Available: <https://press.jal.co.jp/ja/release/201407/002085.html>, Accessed on: July 30.
- [39] JAL企業サイト, “IoTを活用した位置管理ソリューションの実証実験を羽田空港で開始,” Available: <https://press.jal.co.jp/ja/release/201510/002478.html>, Accessed

on: July 30.

- [40] M. Pušnik, M. Galun, and B. Šumak, “Improved bluetooth low energy sensor detection for indoor localization services,” *Sensors*, vol. 20, no. 8, p. 2336, 2020.
- [41] R. Giuliano, G. C. Cardarilli, C. Cesarini, L. Di Nunzio, F. Fallucchi, R. Fazzolari, and A. Vizzarri, “Indoor localization system based on bluetooth low energy for museum applications,” *Electronics*, vol. 9, no. 6, p. 1055, 2020.
- [42] P. Spachos and K. N. Plataniotis, “Ble beacons for indoor positioning at an interactive iot-based smart museum,” *IEEE Systems Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 3483–3493, 2020.
- [43] 佐藤大祐, 美原義行, 佐藤吉秀, 田中悠介, 宮本勝, 佐久間聡, “BLEビーコンを利用した混雑度可視化サービス,” 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2018.
- [44] 西尾信彦, “図解よくわかる 屋内測位と位置情報,” 日刊工業新聞社, 2018.
- [45] N. Bulusu, J. Heidemann, D. Estrin, “GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices,” *IEEE personal communications*, vol. 7, no. 5, pp. 28–34, 2000.
- [46] D. Niculescu and B. Nath, “Dv based positioning in ad hoc networks,” *Telecommunication Systems*, vol. 22, no. 1, pp. 267–280, 2003.
- [47] D. Niculescu, and B. Nath, “Ad hoc positioning system (APS),” in *GLOBECOM’01. IEEE global telecommunications conference*, vol. 5, pp. 2926–2931, 2001.
- [48] T. He, C. Huang, B. M. Blum, J. A. Stankovic, and T. F. Abdelzaher, “Range-free localization and its impact on large scale sensor networks,” *ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS)*, vol. 4, no. 4, pp. 877–906, 2005.
- [49] P. Davidson and R. Piché, “A survey of selected indoor positioning methods for smartphones,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 2, pp. 1347–1370, 2016.
- [50] S. Subedi and J. Y. Pyun, “A survey of smartphone-based indoor positioning system using rf-based wireless technologies,” *Sensors*, vol. 20, no. 24, p. 7230, 2020.
- [51] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, “RADAR: An in-building rf-based user location and tracking system,” in *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on computer communications. Nineteenth annual joint conference of the IEEE computer and communications societies*, pp. 775–784, 2000.
- [52] Bluetooth SIG Inc., “Core Specification 5.3,” Available: <https://www.bluetooth.com/specifications/specs/core-specification-5-3/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [53] K. Townsend, and C. Cufi, and R. Davidson, “Bluetooth Low Energy をはじめよう,” *O’Reilly Japan*, 2015.
- [54] L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau, and A. P. Patil “LANDMARC: Indoor location sensing

- using active RFID,” in *Proceedings of the First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, 2003.(PerCom 2003)*, pp. 407–415, 2003.
- [55] D. Čabarkapa, I. Grujić, and P. Pavlović, “Comparative analysis of the bluetooth low-energy indoor positioning systems”, in *2015 12th International Conference on Telecommunication in Modern Satellite, Cable and Broadcasting Services (TEL-SIKS)*, pp. 76–79, 2015.
- [56] A. Poulou, O. S. Eyobu, and D. S. Han, “A combined PDR and Wi-Fi trilateration algorithm for indoor localization,” in *2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*, pp. 072–077, 2019.
- [57] T. Wu, H. Xia, S. Liu, and Y. Qiao, “Probability-based indoor positioning algorithm using ibeacons,” *Sensors*, vol. 19, no. 23, p. 5226, 2019.
- [58] W. Xue, W. Qiu, X. Hua, and K. Yu, “Improved wi-fi rssi measurement for indoor localization,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 7, pp. 2224–2230, 2017.
- [59] B. Huang, J. Liu, W. Sun and F. Yang, “A robust indoor positioning method based on Bluetooth low energy with separate channel information,” *Sensors*, vol. 19, no. 16, p. 3487, 2019.
- [60] R. Faragher and R. Harle, “Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons,” *IEEE journal on Selected Areas in Communications*, vol. 33, no. 11, pp. 2418–2428, 2015.
- [61] Y. Zhuang, J. Yang, Y. Li, L. Qi, and N. El-Sheimy, “Smartphone-based indoor localization with bluetooth low energy beacons,” *Sensors*, vol. 16, no. 5, p. 596, 2016.
- [62] Y. C. Pu, and P. C. You, “Indoor positioning system based on BLE location fingerprinting with classification approach,” *Applied Mathematical Modelling*, vol. 62, pp. 654–663, 2018.
- [63] L. Bai, F. Ciravegna, R. Bond, and M. Mulvenna, “A low cost indoor positioning system using bluetooth low energy,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 136858–136871, 2020.
- [64] Z. D. Tekler, R. Low, B. Gunay, R. K. Andersen, and L. Blessing, “A scalable Bluetooth Low Energy approach to identify occupancy patterns and profiles in office spaces,” *Building and Environment*, vol. 171, p. 106681, 2020.
- [65] S. T. Kouyoumdjieva and G. Karlsson, “Experimental evaluation of precision of a proximity-based indoor positioning system,” in *15th Annual Conference on Wireless On-demand Network Systems and Services (WONS)*, pp. 130–137, 2019.
- [66] P. Dickinson, G. Cielniak, O. Szymanczyk, and M. Mannion, “Indoor positioning of shoppers using a network of bluetooth low energy beacons,” in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8, 2016.

- [67] R. Momose, T. Nitta, M. Yanagisawa, and N. Togawa, “An accurate indoor positioning algorithm using particle filter based on the proximity of bluetooth beacons,” in *IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, pp. 1–5, 2017.
- [68] P. C. Ng, J. She, and R. Ran, “A compressive sensing approach to detect the proximity between smartphones and ble beacons,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 4, pp. 7162–7174, 2019.
- [69] D. Surian, V. Kim, R. Menon, A. G. Dunn, V. Sintchenko, and E. Coiera, “Tracking a moving user in indoor environments using Bluetooth low energy beacons,” *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 98, p. 103288, 2019.
- [70] T. Kitanouma, E. Nii, and Y. Takizawa, “SmartFinder: Cloud-based self organizing localization for mobile smart devices in large-scale indoor facility,” in *2017 Global Internet of Things Summit (GIoTS)*, pp. 1–6, 2017.
- [71] 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.
- [72] S. Shiraki, Y. Ohashi, and S. Shioda, “Data-correlation-based sensor localization for environment sensing with non-geotagged data,” in *2020 IEEE 92nd Vehicular Technology Conference (VTC2020-Fall)*, pp. 1–6, 2020.
- [73] E. R. Gansner, Y. Koren, and S. North, “Graph drawing by stress majorization,” in *International Symposium on Graph Drawing*, Springer, pp. 239–250, 2005.
- [74] B. Horn, H. Hilden, and S. Negahdaripour, “Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices,” *Journal of the Optical Society of America*, vol. 5, no. 7, pp. 1127–1135, 1988.
- [75] S. Shiraki, Y. Ohashi, T. Uehara, and S. Shioda, “Verification of error-increasing factors by sensor response-based localization technology through real device experiments,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 101729–101740, 2021.
- [76] 白木詩乃, 大橋優人, 上原拓大, 塩田茂雄, “実世界センシングに向けたセンサ応答ベースの位置推定技術の実機検証,” *電子情報通信学会和文論文誌B*, vol. J104-B, no. 7, pp. 606-608, 2021.
- [77] Mono Wireless Inc., “TWELITE DIP,” Available: <https://mono-wireless.com/jp/products/TWE-Lite-DIP/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [78] Mono Wireless Inc., “MONOSTICK,” Available: <https://mono-wireless.com/jp/products/MoNoStick/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [79] M. P. Murray, R. C. Kory, and B. H. Clarkson, “Walking patterns in healthy old men,” *Journal of gerontology*, vol. 24, no. 2, pp. 169–178, 1969.
- [80] Raspberry Pi, “Raspberry Pi 4 Model B,” Available: <https://www.raspberrypi.com>.



- com/products/raspberry-pi-4-model-b/, Accessed on: July 30, 2022.
- [81] Raspberry Pi, “Raspberry Pi 4 Model B Product Brief,” Available: <https://datasheets.raspberrypi.com/rpi4/raspberry-pi-4-product-brief.pdf>, Accessed on: July 30, 2022.
- [82] OpenJS Foundation, “Node.js,” Available:<https://nodejs.org/ja/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [83] npm, “bleacon,” Available:<https://www.npmjs.com/package/bleacon>, Accessed on: July 30, 2022.
- [84] Apple, “iBeacon,” Available: <https://developer.apple.com/ibeacon/>, Accessed on: July 30, 2022.
- [85] 東京大学社会連携部門群集マネジメント研究会, “群集マネジメント総論 – 理論と実践 –,” 東京大学出版会, 2020.
- [86] D. Helbing and P. Molnar, “Social force model for pedestrian dynamics,” *Physical review E*, vol. 51, no. 5, p. 4282, 1995.
- [87] D. Helbing, I. Farkas, and T. Vicsek, “Simulating dynamical features of escape panic,” *Nature*, vol. 407, no. 6803, pp. 487–490, 2000.
- [88] 北須賀輝明, 鈴木秀和, 稲村浩, 太田賢, 今井哲朗, 奥村幸彦, 鈴木信雄, 吉廣卓哉, 森野博章, 神崎映光, 江原正規, 梶克彦, 村尾和哉, 水野忠則, 内藤克浩, “モバイルネットワーク,” 未来へつなぐデジタルシリーズ, 共立出版, 2016.

# 研究成果

## 学術論文（すべて査読あり）

1. **S. Shiraki** and S. Shioda, “Contact information-based indoor pedestrian localization using Bluetooth Low Energy beacons,” *IEEE Access*, no. 10, pp. 119863-119874, 2022.
2. **白木詩乃**, 大橋優人, 上原拓大, 塩田茂雄, “実世界センシングに向けたセンサ応答ベースの位置推定技術の実機検証,” 電子情報通信学会和文論文誌, vol. J104-B, no. 7, pp. 606-608, 2021.
3. **S. Shiraki**, Y. Ohashi, T. Uehara, and S. Shioda, “Verification of error-increasing factors by sensor response-based localization technology through real device experiments,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 101729-101740, 2021.

## 国際会議（すべて査読あり，口頭発表）

1. **S. Shiraki**, A. Suzuki, T. Uehara, Y. Ohashi, and S. Shioda, “Indoor pedestrian localization methods using contact information from Bluetooth low energy beacons between smartphones,” *Proc. IEEE VTC2022-Spring*, Helsinki, Finland, June 2022.
2. **S. Shiraki** and S. Shioda, “Target counting using binary sensors based on disjoint connected subgraphs,” *Proc. 12th Wireless Days Conference (WD 2021)*, Paris, France, June 2021 (Online Conference).
3. **S. Shiraki**, Y. Ohashi, T. Uehara, and S. Shioda, “Experimental verification of proximity-based localization using motion sensors,” *Proc. ICETC2020*, Tokyo, Japan, Dec. 2020 (Online Conference).

### Student Presentation Award 受賞

4. **S. Shiraki**, Y. Ohashi, and S. Shioda, “Data-correlation-based sensor localization for environment sensing with non-geotagged data,” *Proc. IEEE VTC2020-Fall*, Victoria, British Columbia, Canada, Nov. 2020 (Online Conference).

### IEEE VTS Tokyo/Japan Chapter 2020 Young Researcher’s Encouragement Award 受賞

## 一般講演

1. 大橋優人, 鈴木葵, 白木詩乃, 塩田茂雄, “スマートフォンが発するBLE信号を利用した歩行者の屋内位置推定,” 電子情報通信学会コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2021-102, pp. 11-16, 2022年3月 (オンライン開催).
2. 白木詩乃, 鈴木葵, 上原拓大, 大橋優人, 塩田茂雄, “携帯端末間の接触情報の活用による歩行者の屋内位置推定,” 電子情報通信学会ネットワークシステム研究会, NS2021-94, pp. 50-55, 福岡, 2021年11月.  
**2021年ネットワークシステム研究賞 受賞**
3. 白木詩乃, 塩田茂雄, “センサの応答に基づく近接情報利用型位置推定実験の妥当性の検討,” 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-15-37, 2021年9月 (オンライン開催).
4. 白木詩乃, 竹原健太, 鈴木葵, 塩田茂雄, “携帯端末間の接触情報の活用による歩行者の屋内位置推定,” 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-15-36, 2021年9月 (オンライン開催).
5. 白木詩乃, 塩田茂雄, “センサの応答に基づく近接情報利用型位置推定実験における誤差増加要因,” 電子情報通信学会コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2021-32, pp. 52-57, 2021年8月 (オンライン開催).
6. 大橋優人, 白木詩乃, 上原拓大, 塩田茂雄, “物体検出型センサ反応に基づくOpenCVを利用した物体数認識,” 電子情報通信学会コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2020-78, pp. 70-71, 2021年1月 (現地とオンラインのハイブリッド開催).
7. 白木詩乃, 大橋優人, 塩田茂雄, “収集データの相関に基づくセンサの位置推定と交通量調査への応用,” 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-15-27, 2020年9月 (オンライン開催).
8. 白木詩乃, 大橋優人, 上原拓大, 塩田茂雄, “焦電型赤外線センサを用いた近接情報利用型位置推定実験,” 電子情報通信学会コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2020-25, pp. 19-24, 2020年7月 (オンライン開催).
9. 塩田茂雄, 大橋優人, 白木詩乃, “位置情報非付与型センシングデータに基づく環境認識技術,” 電子情報通信学会コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2019-95, pp. 35-40, 神戸, 2019年11月.
10. 白木詩乃, 塩田茂雄, “周回を許す図書館の貸出図書の待ち行列,” 日本オペレーションズ・リサーチ学会秋季研究発表会, 2-G-3, 広島, 2019年9月.
11. 白木詩乃, 塩田茂雄, “短期貸出客を優先処理する図書館の貸出図書の待ち行列,” 2018年度待ち行列シンポジウム「確率モデルとその応用」, 東京, 2019年1月.

## 受賞等

1. 白木詩乃, 鈴木葵, 上原拓大, 大橋優人, 塩田茂雄, 電子情報通信学会ネットワークシステム研究会2021年ネットワークシステム研究賞, 2022年3月.
2. 白木詩乃, 千葉大学大学院融合理工学府都市環境システムコース 修士論文優秀賞受賞, 2021年3月.
3. **S. Shiraki**, ICETC2020 Student Presentation Award, 2020年12月.
4. **S. Shiraki**, IEEE VTS Tokyo/Japan Chapter2020 Young Researcher's Encouragement Award, 2020年11月.