

UWB 屋内軌跡データからの滞在領域抽出

Extracting Stay Regions from UWB Indoor Trajectory

成相 毅^{*1}
Tsuyoshi Nariai

長友 和也^{*1}
Kazuya Nagatomo

羽山 徹彩^{*1}
Tessai Hayama

^{*1} 長岡技術科学大学
Nagaoka University of Technology

Abstract: Location-based technology is key for ubiquitous society. Recognizing the places and their patterns where a person and an object have visited in addition to geographical locations are needed to enhance the location-based services. Although some researchers have developed methods which extract outdoor stay-regions from GPS trajectories to recognize the visiting places, there isn't technology to recognize stay-regions, such as spatial location in a living house and an office building, from indoor trajectories. Technologies for extracting an indoor stay-regions are required to achieve more intelligent indoor-location-based services, such as smart-home and smart office. Therefore, we developed a method which extracts stay regions from UWB indoor trajectory. An UWB indoor-positioning technology provides location information with a-few-tens-of-centimeters error. Our developed method was evaluated comparing with conventional methods.

1. はじめに

本論文では屋内空間のなかで人やモノの位置を逐次取得し、その軌跡から対象物が意図的に滞在した場所を特定する方法について述べる。

ユビキタス社会において、GPS や Wi-Fi を用いた屋内外での位置情報を用いたサービスが一般的となってきた。モバイルや車などの位置情報を特定することで、その場所や経緯など個々の状況に応じたサービスの提供が可能となる。このような位置情報を扱った技術は工場の生産管理、見守りなどの安全性、運搬・旅行の効率性など様々な場面で既に活用されている。さらに位置情報サービスを高度化するにはまず、物理的な位置(空間的座標位置)だけでなく、人やモノにとって意味を持って滞在した場所(シンボル)の認識が必要となる。

現在、屋外での位置情報に対しては GPS の軌跡から滞在した領域を特定する研究が数多く取り組まれ、様々な手法が開発されてきた[Ester et al., 1996] [Zheng et al. 2009]. その一方で、屋内を対象とした位置検出に対しては、Wi-Fi[Weng et al. 2013], Bluetooth[Wang et al. 2013], RFID[Wang et al. 2013]などの無線通信技術を用いた手法が開発されてきたものの、位置検出誤差が数メートル以上であったり、通信領域が非常に狭いため、多くの通信機器の設置が必要であったりした。今後、スマートホームやスマートオフィスの普及に伴い、屋内で誰が何をしているかといった詳細な位置の特定と簡易な機器の設置が望まれている。

近年、屋内位置検出センサーとして Ultra Wideband(UWB)が注目されている。UWB を用いた位置検出では、誤差数十センチメートルと比較的高精度で、消費電力が少なく、壁や物への透過性を持った位置検出を可能とする。これまで UWB を用いた位置検出サービスに関する研究がいくつか取り組まれてきた。例えば、Duruらは複数の UWB アンカーから UWB タグの空間的位置の算出方法を、位置検出誤差の平均と標準偏差から検討してきた[Duru et al. 2018]. Alhadhramiらは視覚障害者のために UWB で検出された屋内位置情報から、現在位置の周囲の状況や出口方向の音声ガイドを提供するシステムを開発し、その有効性を確認してきた[Alhadhrami et al. 2015]. Huo らは拡張

現実感(AR)を用いて屋内の対象物の情報を把握し易くするために、AR 眼鏡で UWB タグを付与した物体の位置にその情報を一緒に表示する技術を開発してきた[Huo et al. 2018]. これまで研究では主に、UWB タグの空間的座標位置に対し情報提供するサービスが開発されてきた。さらに人やモノの高度な位置情報サービスを実現するためには、意味を持った滞在場所やその遷移を特定し、モデリングすることが求められる[Lin et al. 2007]. しかしながら、建物ごとに人やモノの意味を持った場所と位置を定義付けたデータベース(POI: Position of Interest)の作成には非常に手間がかかるため、自動抽出が求められる。

そこで、本研究では屋内を対象として、UWB 軌跡データから人の滞在領域を抽出する方法を開発する。提案手法は時間準拠アルゴリズム[Kang et al., 2004]に基づき、方向と位置の準拠アルゴリズムを組み入れて実現された。提案手法の評価のために、実際の屋内の軌跡データ取得環境を構築し、従来手法との比較を行い、その効果の確認を行った。

2. アプローチ

屋内を対象とした UWB 軌跡データから滞在領域を抽出するアルゴリズムを開発するために、まず本研究の設定について述べ、GPS 軌道データを扱った既存アルゴリズムについて紹介し、設計方針について検討する。

2.1 設定

UWB 軌跡データから滞在領域を抽出するために、対象とする UWB 軌跡データ、およびそれを取得するための環境、および滞在領域について述べる。

我々はスマートホームやスマートオフィスなどの屋内の人の活動やモノの移動の分析とそれに基づいた支援を目指している。そこで、人やモノの空間的な位置を認識するために、それら対象物に UWB タグを付与し、固定された複数の UWB アンカーとの通信到達時間(Time-of-Arrival)で計測された距離(例えば、三点測位を使用)によって、室内空間の基準点からの物理的な座標位置を求めることができる。このような UWB タグの計測地点 p に対し、本研究では部屋空間上の基準点からの縦方向の位置 x 、横方向の位置 y 、計測時間 t に計測順序 ID i を付与した表現 $p_i = (x_i, y_i, t_i)$ を用いる。また UWB 軌跡データ T は計測地点 p の時系列データとして、 $T = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ と表現される。

人やモノの移動に伴う UWB 軌跡データには、移動の目的とする場所とそこまでの経路における計測地点が含まれる。滞在領域 $Place$ は移動目的とする場所とし、そこに滞在した領域での軌跡データ T に含まれる計測地点の集合 $Place = \{p_1, \dots, p_k, \dots, p_n\}$, $t_i < t_k < t_n$, $p_i, p_k, p_n \in T$ と表現される。

また UWB 位置検出には通常、誤り値、外れ値、UWB 通信エラーが含まれるため、UWB 軌道データ T にもそのような誤り値や欠損値を含んだ計測地点 p が含まれる。

2.2 GPS 軌跡データを扱った既存アルゴリズム

屋内を対象とした UWB 軌跡データに関する滞在領域抽出アルゴリズムはまだ明らかにされていないものの、GPS 軌道データに関する屋外の滞在領域抽出アルゴリズムはいくつか研究開発されてきた。それら研究の多くは、GPS の誤り値、外れ値、未検出値の問題が扱われてきた。そこで、本研究では GPS 軌道データを扱ったアルゴリズムに基づき、屋内 UWB 軌跡データを扱った滞在領域の抽出方法を検討する。

文献[Nishida et al. 2015]では既存の GPS 軌道データを扱ったアルゴリズムに対し、密度準拠、速度準拠、時間準拠、および方向準拠の 4 つに分類している。その概要を以下に示す。

- 密度準拠アルゴリズム: 分けられた領域あたりの計測地点数が閾値よりも多い場合に、その領域と近隣の領域とをクラスタリングしていき、滞在領域として形成していく方法である[Ester et al., 1996].
- 速度準拠アルゴリズム: 移動速度よりも遅ければ滞在していると考えられる。計測地点間の移動を一般的な移動速度スピードと比較し、滞在とみなせる計測地点の時間系列を抽出する方法である[Bhattacharya et al. 2015].
- 時間準拠アルゴリズム: 連続する計測地点のデータに対し、閾値よりも近い距離にある隣り合った計測地点をクラスタリングし、閾値よりも長い時間に滞在していたクラスタを滞在領域と判定する方法である[Kang et al., 2004].
- 方向準拠アルゴリズム: 屋外の滞在領域内での動作は移動中の動作に比べ、細かくランダムな方向への動きが生じ易い。移動速度などで計測地点のクラスタを形成し、移動方向のランダム性が高いクラスタを滞在領域と判定する方法である[Bhattacharya et al. 2012].

2.3 設計指針

屋内の UWB 軌道データに対し、既存アルゴリズムをそのまま適用した場合には、空間サイズがかなり小さい屋内領域での移動と滞在を扱うため、滞在領域の抽出が難しい。

例えば、密度準拠アルゴリズムは測定地点の密度が高い領域を滞在領域と判定するため、屋内の頻繁に往復する通路も滞在領域として抽出し易くなる。また速度準拠アルゴリズムは移動と滞在との動作速度の違いを用いるが、屋内では移動距離が短いため、その違いを判定することが難しいといえる。

その一方で、時間準拠アルゴリズムはある一定時間以上の滞在があった領域を抽出するため、屋内のモノの受け渡しなど簡易な行為を伴う移動を検出することが難しいものの、一定時間以上の滞在場所を検出できる有利な点がある。また方向準拠アルゴリズムは、計測地点のクラスタに対し、移動方向の多様性を用いるが、屋内の滞在領域での行動を考えた場合にはその場で動き回るといことが考えられ難い。しかしながら、UWB 位置検出では比較的微細な動作も認識されるため、室内を移動する行為の方が滞在しているよりも、移動方向の多様性が含まれ易いことが考えられる。

その他に屋内の特定の位置情報を用いることが、滞在領域を検出し易くなる可能性がある。例えば、部屋やオフィスでは壁際に家具や機材を配置する傾向があるため、そこを目的場所とした移動行動は壁方向への移動が含まれ易くなる。

以上から、本研究では屋内 UWB 軌道データから滞在領域を抽出するために、時間、方向、位置に準拠して軌道データから滞在領域を検出するアルゴリズムを開発する。

3. 提案手法

我々は設計方針に基づき、Kang らの時間準拠アルゴリズム [Kang et al., 2004] に方向と位置に準拠したアルゴリズムを組み込むことで、屋内 UWB 軌道データからの滞在領域抽出方法を開発した。その疑似コードを図 1 に示す。

```

クラスタ ( $p$ )
input: 測定地点  $p$ 
state: 現在のクラスタ  $cl$ ,
parameter:  $d1, d2, t, \alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ )
保留地点  $ploc$ ,
意味のある滞在場所  $Places$ 
1: if distance( $cl, p$ ) <  $d1$  then
2:   add  $p$  to  $cl$ 
3:    $ploc = null$ 
4: else
5:   if  $ploc \neq null$  then
6:     if duration( $cl$ ) >  $t$  then
7:       add  $cl$  to  $Places$ 
8:     else if facing wall( $cl$ )
          & distance(wall,  $cl$ ) <  $d2$  then
9:       if duration( $cl$ ) >  $t * \alpha$  then
10:        add  $cl$  to  $Places$ 
11:    clear  $cl$ 
12:    add  $ploc$  to  $cl$ 
13:    if distance( $cl, p$ ) <  $d1$  then
14:      add  $p$  to  $cl$ 
15:       $ploc = null$ 
16:    else
17:       $ploc = p$ 
18:    else
19:       $ploc = p$ 

```

図 1: 提案アルゴリズムの疑似コード

8-10 行目は、方向と位置に準拠したアルゴリズムに関する新たに組み入れた部分である。これはクラスタ cl 内の測位地点の多くが壁方向に向いており、クラスタ cl が壁から $d2$ までの距離にいる場合には、クラスタ cl の滞在時間が標準よりも短くても滞在領域のリスト $Places$ に加えることを意味する。その際、 $d2$ は UWB 位置検出距離の誤差を考慮して、壁際のモノに接する程度の距離であることが望ましい。

距離パラメータ $d1$ は、測位地点同士がクラスタとなり得る範囲の距離を設定する。そのため UWB 位置検出の時間当たりの頻度と対象物の移動速度、および UWB 位置検出距離の誤差を考慮した値にすることが望ましい。滞在時間を認定する時間パラメータ t は室内行動の即時的な行為も、ある程度検出可能にするために、ある程度小さい秒数(例えば、2-3 秒程度)に設定する必要がある。

滞在領域とするクラスタが形成されると、距離が近いクラスタ同士を合成していく。GPS 軌道データを扱った Kang らのアルゴリズムでは、クラスタの中心位置が $d1/3$ 以下の場合を設定していた。本研究の UWB 軌道データを扱ったアルゴリズムでは

UWB の計測誤差を考慮し、中心位置が UWB 計測の平均誤差の 2 倍した値以下の場合に合成することにする。

4. 評価

4.1 手順

提案手法の効果を確認するために、UWB 軌道データを作成し、それをもとに既存手法の結果と比較した。

UWB 軌道データの作成には、図 2 に示すような部屋(著者らの研究室)で、UWB タグを被験者 1 名の腰回りに装着し、実施された。被験者は 3 時間の予め定められたスケジュールに従って、1) デスクワーク、2) 棚から本を取りに行く行為、3) 棚から備品を取りに行く行為、4) プリンタへ印刷物を取りに行く行為、および 5) お茶を入れに行く行為、がなされた。本軌道データには延べ 20 箇所の滞在領域が含まれている。

UWB アンカーは部屋の角三箇所に対し、225cm の高さに設置された。部屋には、パソコンとモニターが置かれた机 10 機、ソファセット、本棚、いくつかの家電製品、プリンタ、工作機器などが配置されている。そのような環境下で、まず UWB 位置検出精度を調査した。調査方法は部屋内の 12 箇所の地点(図 3 中

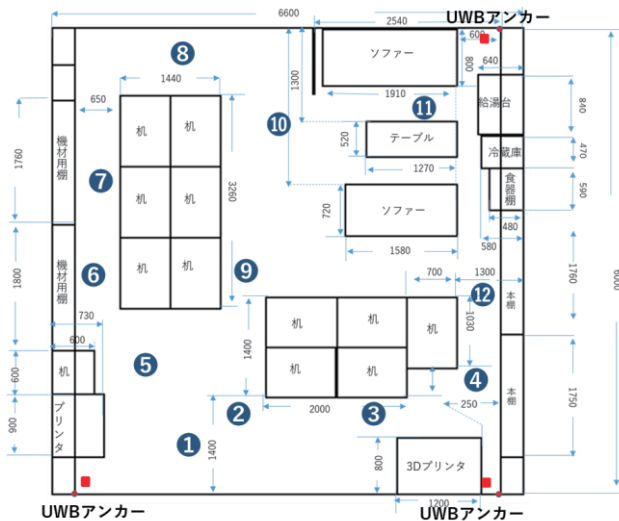


図 2 : 評価実験に用いた部屋の間取り

表 1 : UWB 検出精度の結果

観測地点	誤差(mm)			
	平均値	標準偏差	最大値	最小値
1	385.55	33.13	435.55	338.00
2	1211.59	286.88	1574.85	681.03
3	377.23	70.03	523.05	280.73
4	377.23	70.03	314.95	197.71
5	318.78	146.94	624.09	141.15
6	177.00	116.79	366.46	25.51
7	622.59	174.17	1053.61	480.91
8	598.47	318.77	1017.96	194.05
9	150.44	55.61	227.99	64.40
10	322.51	211.05	707.96	99.33
11	325.07	29.87	398.09	284.77
12	620.16	148.72	846.52	461.54
全体	440.06	321.96	1574.85	25.51

の番号 1~12) で 10 回ずつ測定した。その結果、表 1 に示すように、全体の測定誤差が平均 440.06mm、最大 1574.85mm であった。一般的な成人の横幅に比べ、440.06mm の誤差は小さいため、人間の軌跡データを取得する際には、許容範囲であるといえる。一方で、最大誤差は机の横幅 1 機半以上あるため、人間の滞在位置検出の妨げとなる可能性があり、外れ値とみなせる。測位地点 2, 7, 8, および 12 が平均誤差 500mm 以上と比較的大きかったが、その原因を特定することができなかった。UWB 距離検出エラーが 1 回確認された。

比較した既存手法には、時間準拠アルゴリズム[Kang et al., 2004], および密度準拠アルゴリズム(DBSCAN, [Ester et al., 1996]) が用いられた。

4.2 結果

図 3-6 にそれぞれ、実験で使用された UWB 軌跡データ、提案手法による滞在領域の抽出結果、時間準拠アルゴリズムによる滞在領域の抽出結果、および密度準拠アルゴリズムによる滞在領域の抽出結果、を示す。

図 3 に示すように、UWB 軌道データには外れ値と、138 回の UWB 距離検出エラーが含まれていた。提案手法の結果では図 4 に示すように、20 滞在场所すべてを正確に検出でき、誤抽出が確認されなかった。その一方で、時間準拠アルゴリズムでは 19 滞在场所を抽出できていたが、俊敏な動作を含む印刷物を取りに行く行為の 1 滞在场所が検出できなかった。密度準拠アルゴリズムではプリンタや物品取得の行為が取得できていないとともに、移動中の観測地点も取り除くことができていないことがわかった。よって、本実験では提案手法が有効であった。

5. まとめ

ユビキタス社会において注目されている位置情報サービスを更に高度化するためには物理的な位置だけでなく、意味を持って滞在场所の自動認識が必要となる。そこで、本研究では屋内の UWB 軌跡データから人やモノが滞在した領域を抽出する方法を開発した。開発手法は Kang の時間準拠アルゴリズムに、方向と位置の準拠アルゴリズムを組み入れて実現された。提案手法の評価のために、実際の屋内の軌跡データ取得環境を構築し、従来手法との比較を行った。

今後の課題としては、UWB 位置検出精度を高めること、提案手法で用いたパラメータの検証、および実践的な環境下での評価、が挙げられる。

参考文献

- [Alhadhrami et al. 2015] S. Alhadhrami, A. Alnafessah, M. Al-Ammar, A. Alarifi, H. Al-khalifa, and M. Alsaleh: UWB Indoor Tracking System for Visually Impaired People. Proc. the 13th International Conference on Advances in Mobile Computing and Multimedia (MoMM 2015), pp.54-62 (2015).
- [Bhattacharya et al. 2012] T. Bhattacharya, L. Kulik, and J. Bailey: Extracting significant places from mobile user GPS trajectories: a bearing change based approach. In SIGSPATIAL/GIS, pp. 398-401 (2012).
- [Bhattacharya et al. 2015] Tanusri Bhattacharya, Lars Kulik, and James Bailey: Automatically recognizing places of interest from unreliable GPS data using spatio-temporal density estimation and line intersections. Pervasive Mob. Comput. 19, pp. 86-107 (2015).
- [Duru et al. 2018] A. Duru, E. ?ehirli, and ?dris Kabalc?: Ultra-Wideband Positioning System Using TWR and Lateration Methods. Proc.the



図 3: 実験で使用された UWB 軌跡データ

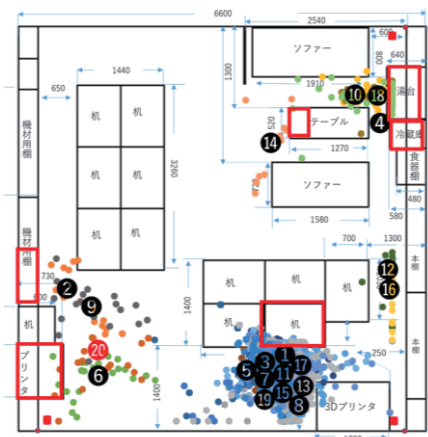


図 4: 提案手法による滞在領域の抽出結果

(「赤四角で囲まれた部分」: 移動目的場所, 「丸で囲まれた数字」: 抽出された滞在領域の中心付近と移動順序)

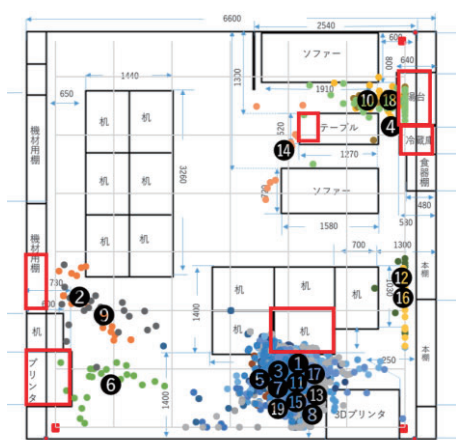


図 5: 時間準拠アルゴリズムによる滞在領域の抽出結果



図 6: 密度準拠アルゴリズムによる滞在領域の抽出結果

- Fourth International Conference on Engineering & MIS 2018 (ICEMIS '18). Article 58-61 (2018).
- [Ester et al., 1996] M. Ester, H. Kriegerl, J. Sander, and X. Xu: A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Procs. the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'96)*, AAAI Press pp.226-231(1996).
- [Huo et al. 2018] K. Huo, Y. Cao, S. H. Yoon, Z. Xu, G. Chen, and K. Ramani: Scenariot: Spatially Mapping Smart Things Within Augmented Reality Scenes. *Procs the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '18)*, pp. 219-231 (2018)
- [Kang et al., 2004] J. H. Kang, W. Welbourne, B. Stewart, and G. Borriello: Extracting places from traces of locations. *Procs. the 2nd ACM international workshop on Wireless mobile applications and services on WLAN hotspots (WMASH '04)*, pp.110-118 (2004).
- [Lin et al. 2007] L. Liao, D. J. Patterson, D. Fox, and H. Kautz: Learning and inferring transportation routines. *Artif. Intell.* 171, pp.311-331 (2007).
- [Ma et al. 2017] Y. Ma, N. Selby, M. Singh, and F. Adib: Fine-grained RFID Localization via Ultra-wideband Emulation. *Procs. the SIGCOMM Posters and Demos (SIGCOMM Posters and Demos '17)*. pp.116-118 (2017).

- [Nishida et al. 2015] K. Nishida, H. Toda, and Y. Koike: Extracting Arbitrary-shaped Stay Regions from Geospatial Trajectories with Outliers and Missing Points. *Procs. the 8th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Transportation Science (IWCTS'15)*, pp. 1-6(2015).
- [Wang et al. 2013] J. Wang and D. Katabi. Dude, where's my card?: R d positioning that works with multipath and non-line of sight. In *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, volume 43, pp. 51-62 (2013).
- [Wang et al. 2013] Y. Wang, X. Yang, Y. Zhao, Y. Liu, and L. Cuthbert. Bluetooth positioning using rssi and triangulation methods. In *Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, 2013 IEEE, pp. 837-842(2013).
- [Weng et al 2007] D. Weng, Y. Liu, Y. Wang, and L. Wu: Study on an indoor tracking system based on primary and assistant infrared markers. In *Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2007 10th IEEE International Conference on, pp. 377-382 (2007).
- [Zheng et al. 2009] Y. Zheng, L. Zhang, X. Xie, and W. Ma: Mining interesting locations and travel sequences from GPS trajectories. *Procs. the 18th international conference on World wide web (WWW '09)*. pp.791-800 (2009).