Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

Wi-Fi RTTを用いたデバイスフリー複数人屋内測位

須ヶ﨑 聖人[1,a)]　坪内 孝太[2,b)]　西尾 信彦[3,c)]　下坂 正倫[1,d)]

概要：屋内における位置情報は，ユビキタスコンピューティングの基盤技術として着目されており，その中でも Wi-Fi 信号を用いた屋内位置の推定手法は実用性が高い技術として議論されている．Wi-Fi を用いた屋内測位技術として，近年 IEEE 802.11mc 規格として規定された Round trip time (RTT) は，一般の端末でも容易に使用可能となったため，実用性の観点から大きく着目されて始めた技術である．現在，RTT により計測される端末と AP と基地局間の高精度な距離測量を用いた端末位置の屋内測位の議論が数多く行われ，高精度測位の実現を目指している．一方，現在，社会では COVID-19 の影響により，濃厚接触者やクラスタ，混雑の検知の観点で，部屋レベルの複数人の屋内位置の推定技術の需要が大きく高まっている．この問題設定の特徴として，測位対象者が端末を持っているとは限らず，端末保持者に対する測位では対象者全体の測位が不可能という問題がある．本研究では Wi-Fi RTT の新たな応用手法として，RTT 情報を用いたデバイスフリー複数人屋内測位を提案する．この手法は，対象環境に基地局と端末を複数設置しセンサとして使用することで，対象環境における人の密度推定を実現し，対象環境内の複数人の人の位置をデバイスを持たずとも検知する技術である．提案手法の特筆すべき点として，一人が環境中にいるデータのみの学習で，複数人の測位モデルの構築が可能な点が挙げられる．2020 年 3 月に取得した，35 平米の室内に 9 個の基地局および 6 個の端末を設置した環境における 1 から 3 名を対象とした実験により，提案手法が一人が環境に存在するデータのみの学習で，複数人の屋内位置及び人数を高精度に推定できることを示す．

キーワード：屋内密度推定，屋内測位，Round trip time

1. 序論

屋内における位置情報は，ユビキタスコンピューティングの基盤技術として着目されており，その中でも Wi-Fi 信号を用いた屋内位置の推定手法は実用性が高い技術として議論されている．Wi-Fi を用いた屋内測位技術として従来から使用されている Received signal strength indicator (RSSI) [1, 2] の他に，Channel state information (CSI) [3, 4]，Round trip time (RTT) [5] といったプロトコルを用いた高精度な測位が提案されている．この中でも，RTT は RSSI よりもノイズが乗りにくい特性を持つことと，近年 IEEE 802.11mc 規格として規定され一般の端末でも容易に使用可能となったため，実用性の観点から大きく着目され始めた技術である．

現在，RTT の使用方法として，端末と基地局間の高精度な距離測量を用いた端末位置測位の議論が数多く行われている [6, 7]．この枠組みでは，多くの研究者が，より高精度な RTT 測位手法の実現や，RTT 測位に必要である基地局位置の推定 [8]，また基地局位置によらない RTT 測位 [6] など，端末を保持した測位対象者の高精度屋内測位を目指している．しかし，RTT に対する屋内測位手法は，上記の端末位置の高精度屋内測位の議論にとどまっており，まだ Wi-Fi RTT を用いた新たな応用可能性の議論は不十分である．

一方，現在，社会では COVID-19 の影響により，濃厚接触者やクラスタ，混雑の検知の観点で，部屋レベルの複数人の屋内位置の同時測位技術の需要が大きく高まっている．この屋内の複数人屋内測位問題の特徴として，測位対象者が端末を持っているとは限らず，端末保持者に対する測位だけでは，測位対象者全員の測位が行えないという問題がある．この屋内測位情報の抜けは，濃厚接触者やクラスタ，混雑の検知への応用の際，信頼度を大きく下げてしまうため，大きな問題となる．つまり，端末の有無に関わらず，対象環境中の複数人の屋内測位を実現できる，デバイスフリー屋内測位技術の構築が必要である．

そこで，本研究では RTT 情報の新たな応用手法として，

[1] 東京工業大学
[2] Yahoo! JAPAN 研究所
[3] 立命館大学
[a)] sugasaki@miubiq.cs.titech.ac.jp
[b)] ktsubouc@yahoo-corp.jp
[c)] nishio@cs.ritsumei.ac.jp
[d)] simosaka@miubiq.cs.titech.ac.jp

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

RTT 情報を用いたデバイスフリー複数人屋内測位を提案する．この手法は，今まで距離測定のみに使用されている RTT を，対象環境に基地局と端末を複数設置し，電波干渉の発生をセンサ反応として使用することで，新たに対象環境における人の密度推定への応用を行うことで実現している．つまり，RTT を用いた対象環境内の複数人の人の位置をデバイスを持たずとも検知する技術である．さらに，提案手法の特筆すべき点として，一人が環境中にいるデータのみの学習で，複数人の測位モデルの構築が可能な点が挙げられる．

本研究の貢献は以下である．

- 現在濃厚接触者やクラスタ，混雑の検知の観点で必要とされている複数人の屋内位置情報の取得について，新たに一般に使用可能となった Wi-Fi RTT を用いた，複数人を対象としたデバイスフリー屋内測位の枠組みを新たに提案した．
- 一人が環境中にいるデータのみの学習で複数人の測位モデルの構築を可能とする，教師データ取得コストが低く実用性の高い複数人の RTT デバイスレス屋内測位モデルの構築を実現した．
- 室内に 9 個の基地局および 6 個の端末を設置し一人から三人が環境中に存在するデータを用いた実験により，一人が環境に存在するデータのみの学習で，一人から三人が環境にいるデータを混合したデータで学習したモデルと同程度の精度で，複数人の測位が行えることを示した．

関連研究

Wi-Fi RSSI や CSI を用いた測位

Wi-Fi を用いた測位手法として，信号強度である RSSI を用いた手法が多く研究されている [1,2]．これらの手法では，RSSI を並べたベクトルである fingerprint を入力として，教師データとのマッチングを行うことにより，対象となる端末の測位を行う手法である．また，近年，より正確な測位を目指して，Wi-Fi の電波の周波数などといった Channel State Information (CSI) を用いた測位技術も多く研究されている [3,4]．この枠組みでは複数のアンテナを持つ受信機にて周波数を取得し，複数のアンテナの距離に基づいて位相差を計算することにより，端末の存在する角度情報を得ることで高精度な測位を実現する手法である．この CSI は，高精度な測位を実現する反面，特殊なハードウェアやソフトウェアを必要とするため，実用性が低いという問題が存在する．

Wi-Fi RTT を用いた測位

現在，新たに IEEE 802.11mc 規格として規定された RTT が，高精度な測位のためのプロトコルとして着目されている．この RTT は，基地局と端末間の通信時間情報を用いて，その間の距離を測量する技術である．この RTT の特徴として，時間情報を用いるため RSSI と異なりそもそものノイズ量が少ないことや，規格化されているため特殊な端末が必要とせず実用性が高いことが挙げられ，これから普及していくことが予想される．この RTT によって計測される距離測量を用いて，多くの研究者が，高精度な RTT 測位手法の実現 [9,10] や，RTT 測位に必要である基地局位置の推定 [8]，また基地局位置によらない RTT 測位 [6] など，端末を保持した測位対象者の高精度屋内測位を目指している．

Schauer らは，RTT を用いた距離測量において，ハードウェアが変化した際の特性や，取得される通信時間への様々なフィルタリングの性能を詳細に評価している．また，Choi ら [8] は，Wi-Fi RTT を用いた三角測量による屋内測位技術に必須となる基地局の位置を推定する手法を提案している．Hashem ら [6] は，基地局位置が未知である環境への適用を行うため，RTT による Fingerprint を用いた測位への発展を行なった．これらの手法に代表されるように，現在，RTT を用いた測位では，距離測量結果を用いた端末位置の高精度な測位についての議論にとどまっている．つまり，新たな指標を用いた測位が議論されているが，そのほかの応用はまだ不十分である．

RTT を用いた人の検知の応用技術

この RTT を用いた応用手法であるが，Wi-Fi RTT と同様の指標である UWB RTT を用いた応用技術として，人が通過しているかの検知といった人の検知技術が提案されている [11,12]．一つ目の手法では，天井に RTT の送受信機を設置し，RTT の反射波について干渉を検知することで通過人数を検知している [11]．また，二つ目の手法では，同様に天井に RTT の送受信機を設置し，RTT の干渉を検知することで，3m 四方程度の環境における人の有無の検知を行なっている [12]．これらの手法では，RTT を用いて人の存在の検知という新たな応用手法を提案しているものの，狭い範囲の一人の検知にとどまっている．そのため，現在 COVID-19 で必要とされているクラスタの検知や多人数の測位，混雑の推定などへの適用が不可能である．

そこで本研究は，Wi-Fi RTT を用いたデバイスフリー複数人屋内測位の実現を行う．

2. RTT を用いた複数人デバイスレス屋内測位

まず，本研究で提案する RTT を用いた密度検知に基づいた複数人を対象とするデバイスレス屋内測位について問題設定を行い，その後，一人の学習データから複数人の測位を実現するための議論を行う．

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

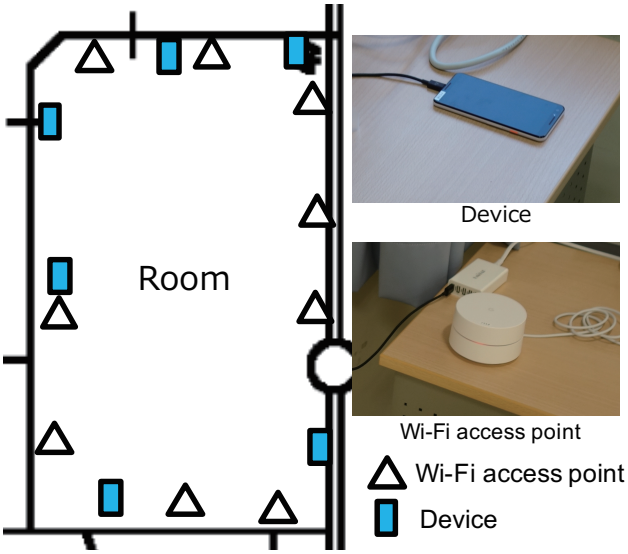


図 1: RTT を用いた複数人デバイスレス屋内測位環境

2.1 RTT を用いた密度推定によるデバイスフリー複数人屋内測位

今まで，RTT を用いた距離測量を使用した屋内測位として，三角測量を用いた端末位置の検出による測位の議論が行われてきた．この手法では，３つの基地局が存在する環境において，それぞれの基地局から端末までの測定された距離を半径とした円に対する交点に端末が存在するといった検出を行うことで，端末位置の推定を行う手法である．この手法は，RTT が時間指標を用いているため，測定距離に対する誤差が少ないという特性を持ち，RSSI による三角測量と異なり，高精度に測位が行えるというものである．一方，この検出手法による測位では，基地局と端末の間の距離測量を直接測位に用いるため，測位対象者が端末を保持する必要がある．つまり，環境中の測位対象者全員が端末を持つ必要がある．この全員が端末を持つ必要がある検出による手法は，端末を持つ一人一人の高精度な測位を行うことに即した技術である．しかし，対象環境中の混雑検知や接触検知の目的では，端末の有無に関わらない環境中全員の測位が必要となる．端末による距離検知による屋内測位手法では，環境中の端末を持たない人に対する測位が不可能であるため，上記の目的に使用できない．

そこで本研究では，環境中の複数人の検知を端末の有無に限らず複数人の測位を行うため，環境中に基地局と端末を配置しセンサとして使用することで，新たに密度推定手法への展開を行う．密度推定への応用のため，本研究では，基地局と端末の間を人が遮った際に，Wi-Fi 信号への人体の干渉により，RTT による距離測量結果が変化することに着目した．つまり，RTT の人体の干渉から環境内部の変化を検知できることを利用し，環境内部の人の密度を推定するものである（2.2 章で，RTT に対する人の干渉による影響について議論を行う）．密度推定への展開により，RTT を用いて各測位対象位置にどの程度人が存在するのかのモデル化が可能となる．このモデル化された密度分布を元に，人の存在位置を推定することにより，測位対象者が端末を持たずとも複数人のデバイスフリー測位が可能となる．これにより，今まで端末の検出に基づいた測位のみ議論されていた RTT 情報を用いて，新たに，現在 COVID-19 の影響で需要が大幅に高まっている部屋内の複数人の屋内測位へと展開が可能となる．

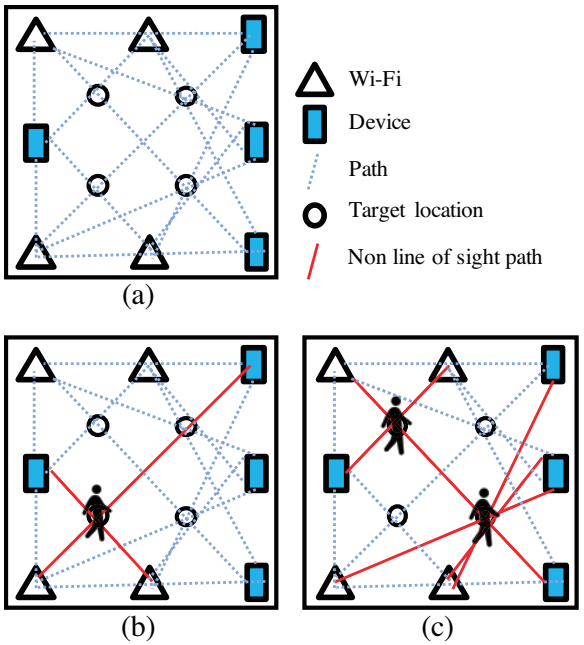


図 2: RTT による複数人屋内測位の認識原理: (a) 対象点四点の環境構築の例 (b) 左下の対象点に対象者が存在する際の間接波状態 (c) 左上・右下それぞれに対象者が存在する際の間接波状態

本研究で提案する密度推定による複数人屋内測位は，図 4 で示されるような環境中に $N^{(\mathrm{A})}$ 個の Wi-Fi 基地局および $N^{(\mathrm{D})}$ 取得端末を配置し，それらのペアで取得される RTT から計算される距離を入力として密度推定モデルを構築する（配置の方針について，2.3 章にて議論する）．i 番目の基地局と j 番目の端末のペアについて，RTT により計算される距離を $x_{(i,j)}$ と定義する．密度推定モデルは，測位対象点 $\mathcal{L} \subset \mathbb{R}^2$ に対して，測定距離を並べたベクトル $\boldsymbol{x} = [x_{(1,1)} x_{(1,2)} \cdots x_{(N^{(\mathrm{A})}, N^{(\mathrm{D})})}]^{\mathsf{T}}$ から各位置の人の密度を示すベクトル表現 $\boldsymbol{y} = [y_1, \cdots, y_{|\mathcal{L}|}] \in R^{|\mathcal{L}|}$ への写像関数として定義される．ここで y_i は $\boldsymbol{l}_i \in \mathcal{L}$ における人の密度を示している．この推定された各対象位置の人の密度に対して，以下で示される推定密度が閾値 a とする閾値関数 h を用いて，対象者の位置の推定を行う．

$$h(y_i) = \begin{cases} 1 & (y_i > a) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \tag{1}$$

閾値処理の結果，$h(y_i) = 1$ となった位置 l_i には測位対象者が存在すると推定を行う．

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

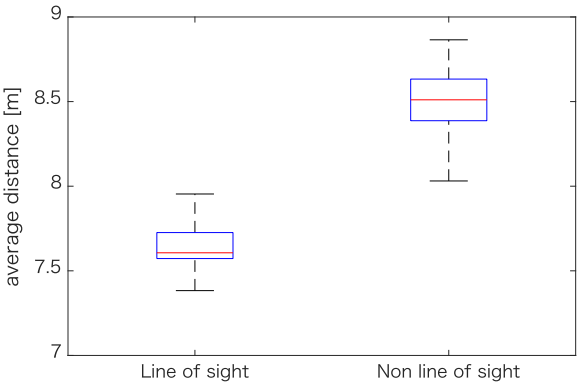


図 3: RTT における 7m 離れた際の直接波 (Line of sight) および人が間に入った際 (Non line of sight) の測定距離

本研究で定義した密度推定による複数人屋内測位における特筆すべき点として，環境中に一人が存在する教師データの学習のみで，複数人の測位を実現できるフレームワークとなっている点である．これは，各測位対象点ごとに回帰モデルを定義しているため，ある入力 $\boldsymbol{x}$ に対して，それぞれの地点で独立に人の密度を学習しているモデルとなっていることで実現される．つまり，環境中のそれぞれの点について，人が存在するデータが学習データに含まれていれば，環境中に一人のみが存在するデータの学習のみで，複数人のデバイスフリー屋内測位が実現可能である．したがって，各地点が独立してモデルを作成する密度推定手法であることにより，環境中に一人が存在する教師データの学習のみで，複数人の測位を実現している．

本研究では，データセット $\mathcal{D} = (\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ を用いた回帰による密度推定モデルの設計のため，以下の各測位対象地点に対する L2 正則化最小二乗誤差を用いた最適化問題を考える．

$$\arg\min_{\boldsymbol{W}} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{W}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{y}\|^2 + \|\boldsymbol{W}\|^2 \qquad (2)$$

ここで，$\boldsymbol{W} = [\boldsymbol{w}_1, \cdots, \boldsymbol{w}_n]$ と全体の位置に関する重みを示している．この最適化問題を解くことにより，密度推定モデルの構築を行う．本研究では，さらに環境中に一人のデータ，つまり，$\mathcal{D} = (\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})||\boldsymbol{y}| = 1$ となるデータのみの学習で複数人の測位を高精度に実現するため，2.4 章にて有用な特徴量の議論を行う．

2.2 RTT の遮蔽による信号強度変化

RTT を用いた人デバイスレス屋内測位の実現のため，着目する RTT の性質である，RTT の遮蔽による信号強度変化について述べる．まず，本研究で使用する RTT は基地局と端末間の電波到達時間であり，この時間を用いて距離を計測する指標である [13]．この測定方法に起因し，この電波到達時間が変化すると測定される距離も変化する特徴を持つ．

また，この電波到達時間は環境要因や間に人が入り干渉するなど，直接波が干渉されることで計測できなくなるため，反射波や回折波の電波到達時間が計測されるようになる．つまり，信号の直接波が存在するかどうかで，RTT が変化し，測定される距離が変化する．本研究では，直接波のパス状に人などが入った際，人体による直接波の吸収が行われることで，反射波や回折波の測定値に変化することで通信の時間が長くなり，測定される距離が長くなるという現象を利用する．

図 3 に，実環境中に基地局と端末を 7m 離して設置した環境において，直接波上に人が存在する際と存在しない際の測定される距離について，40 回測定した際の平均を示す．この結果より，直接波が計測される際 (Line of sight) 人が間に入り干渉した結果 (Non line of sight) と比較しておおよそ 1m ほど計測される距離が伸びていることが確認できる．つまり，測定される距離が人が間に存在する際，直接波と比べて長い距離へと変化することがわかる．本研究では，この人が間に入った際の測定距離の変化に着目し，環境中に複数の基地局と端末の対を作成し，直接波を環境中に多数構成することで，RTT による距離が人の位置に反応する環境を構成する．構築された複数の直接波への人の干渉を用いて，密度推定モデルを構築することにより，複数人のデバイスレス屋内測位が実現される．

2.3 RTT を用いた人デバイスレス屋内測位の環境構築

本研究では，直接波と間接波の変化を用いて密度推定モデルの構築を行うため，推定性能は環境構築が大きく関わる．そこで，高精度な測位を実現する環境設定の指針について議論を行う．環境中に存在する対象者の位置の検知において，２つ以上の複数の直接波が干渉されている際，その干渉された直接波の交点が対象者が存在する最も確からしい位置となる．例として，図 2 (a) のような測位対象点が四点の状態を考える．図 2 (b) のように 3 つの直接波が干渉された場合，その交点に近い左下の位置に人がいると推定される．また，図 2 (c) のように 4 つの直接波が干渉された場合，干渉された直接波の交点は左上及び右下に存在し，その交点に人がいると推測される．このように，測位対象となる点上で少なくとも 2 つの直接波が通るように基地局及び端末を設置をすることで，それぞれの位置で推定が行える．

つまり，RTT を用いた密度推定を実現するためには，それぞれの測位対象となる地点に複数の直接波の交点が存在するように配置することが必要となると言えるつまり，環境構築の指針として，直接波の交点が少なくとも測位対象位置に，環境中に満遍なく存在するように配置することが挙げられる．また，直接波数が多くなるとその分交点が増加し，より高精細な認識モデルを構築することができる特徴も持つことがわかる．

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

ここで，環境要因や環境内の人の数の影響で直接波と間接波それぞれの状態においても，測定のノイズが発生することや，測定される距離がどの程度変化するのかが自明でないため，人の干渉が発生しているかといった状態が明示的に取得できるわけではないことに注意されたい．つまり，干渉を直接検知し，交点に人が存在するという検知方法でなく，人の存在の確からしさとして扱いモデル化する必要がある．本研究では，このノイズに頑健なモデルを構築するため，機械学習による密度推定モデル構築を採用した．

2.4 人の遮蔽を考慮する特徴量の定式化

環境中に一人のデータを用いて高精度に複数人測位を達成するには，直接波及び間接波をよく反映した特徴量の構成を行う必要がある．しかし，それぞれの基地局と端末対に対する測定距離は未知であるため，直接波と間接波の確からしさをデータからエンコードした特徴量を構成する必要がある．本研究では，直接波及び間接波における特性を考慮し，教師データから直接波に近しい統計量と間接波に近しい統計量を用いて特徴量設計を行う．

ここで教師データにおける，ある基地局と端末のペアに着目した際の，直接波の測定値と，間接波の測定値のデータの量を考える．環境内に人が少ないデータを収集している際，ある一部の直接波のみ干渉され，ほとんどの直接波は干渉されない状態となる．つまり，それぞれの直接波における中央値は，直接波に近しい統計量であると言える，また，人体のよって Wi-Fi の直接波が干渉された際，2.2 で議論したように，RTT によって測定される測定距離が伸びることがわかる．つまり，それぞれの直接波における最大値は，間に人が存在する干渉された値に近しい統計量であると言える．

この直接波に近しい統計量である中央値，干渉された値に近しい統計量である最大値を用いて，以下の Gaussian Median-Max 特徴量を提案する．

$$\{\phi^{(\mathrm{M})}(\boldsymbol{x})\}_i = \exp\left(\frac{-(\boldsymbol{x}_{(j,k)} - \tilde{\mu}_{(j,k)})^2}{\sigma}\right) \quad (3)$$

$$\{\phi^{(\mathrm{U})}(\boldsymbol{x})\}_i = \exp\left(\frac{-(\boldsymbol{x}_{(j,k)} - \mu^{(\mathrm{U})}_{(j,k)})^2}{\sigma}\right) \quad (4)$$

ここで，$\tilde{\mu}_{(j,k)}$ は基地局 j と端末 k のデータにおける中央値，$\mu^{(\mathrm{U})}_{(j,k)}$ は基地局 j と端末 k のデータにおける最大値である．(3) が中央値，つまり直接波に関する特徴量，(4) が最大値，つまり，干渉された測定値に関する特徴量となっている．Gaussian RBF で変換することにより中央値に近い，もしくは，最大値に近い際，それぞれの特徴量が 1 に近い値となり，また，遠い際には 0 に近い値をとる．つまり，この特徴量により直接波もしくは間接波である度合いを特徴量として表現することができる．この特徴量により過不足なく直接波及び間接波の情報が入力として表現され，環境中に一人が存在する教師データのみで，複数人の屋内測位が可能となる．

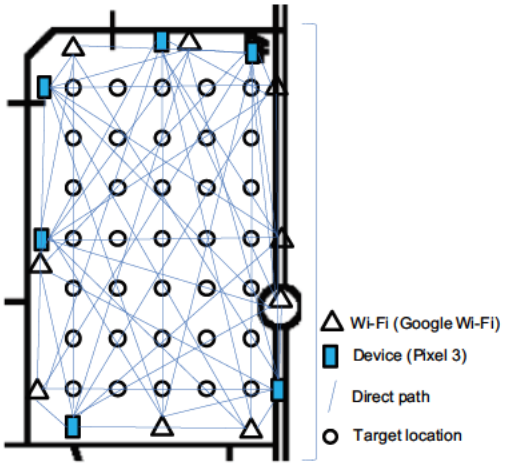


図 4: 実験環境

3. 性能評価実験

本章では，実際の屋内で取得されたデータを用いて，RTT によるデバイスフリー複数人屋内測位が行えること，また，環境中に一人が存在するデータのみを用いて，複数人のデバイスフリー屋内測位が行えることを示す．

3.1 実験設定

まず，本論文で使用するデータを取得した実験設定について示す．

3.1.1 環境設定

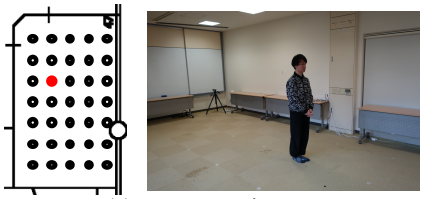
実験は，図 4 に示された，大学構内の鉄筋コンクリートによって建築されているビルの 4 階にあるミーティングに使用される 5 m × 7 m の部屋を測位対象環境として設定し実験を行なった．この対象環境中のそれぞれの側面に図 4 のように，基地局として Google Wi-Fi を 9 台，端末として Pixel 3 を 6 台設置した．この環境中に 1m ごとに 5 × 7 の 35 点を測位対象点として設定した．これらの設置した基地局および端末によって形成される直接波のパスは図 4 中の青色の線で示されており，各測位対象点付近で直接波の交点が形成されることがわかる．

3.1.2 取得データ

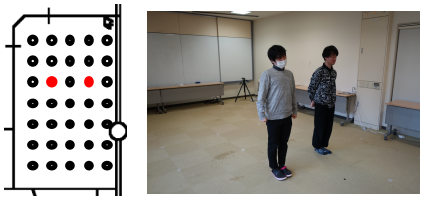
設定した環境中で，環境中に対象者が一人存在するデータ，二人存在するデータ，また，三人存在するデータの 3 種類の人数パターンでの評価を行う．環境中に一人が存在するデータは，各測位対象点ごとに一人存在する状態で取得を行っている．図 5 (a) は実際に環境中に一人存在する際の配置位置の例と，環境の状態を示した図である．二人存在するデータは，中央およびその左右の列にて，縦と横にそれぞれ 1m および 2m 離れて存在する状態で取得を行なった．図 5 (b) は環境中に二人横に 1m はなれて存在する際の配置位置の例と，環境の状態を示した図である．ま

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

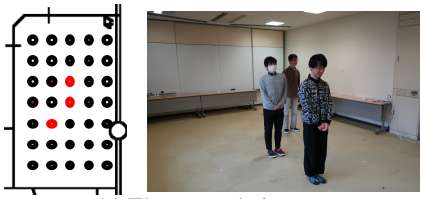
Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30



(a) one person in env.



(b) Two people in env.



(a) Three people in env.

図 5: 取得データ設定（左：実験環境に対応する配置，右：実環境における測位対象者）

た，環境中に三人存在するデータに関しては，ランダムにサンプリングを行なった 3 点に人が存在する配置を，90 パターン作成し，そのパターンに則って取得を行なった．図 5 (c) は環境中に三人配置した際の配置位置の例と，環境の状態を示した図である．

それぞれのバターンで，40 サンプルのデータ取得を行なった．

3.1.3 比較手法

本研究では提案した特徴量に加え，以下の 2 種類の特徴量を用いて性能の比較を行う．

RTT 距離特徴量 (Naive)

以下の式に示される，取得される距離を特徴量としてそのまま使用する特徴量である．

$$\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{x}$$

Gaussian 特徴量 (Gaussian)

以下の式に示される，各対に対する取得された距離に対して，適当に決定した μ, σ に基づいて Gauss RBF により変換した特徴量である．本研究では，μ を 1.0 から 8.0 まで 0.5 刻みに，$\sigma = 2.0$ と設定した．

$$\{\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x})\}_i = \exp(\frac{-(\boldsymbol{x}_j - \mu_k)^2}{\sigma}) \tag{5}$$

上記の二つの特徴量に加えて，提案手法の特徴量において，学習データとして環境中に一人のデータを使用した結果 (One) と，一人から三人までのデータを混合したデータを使用した結果 (Mixed) の二つのパターンを比較し，合計 6 パターンの評価を行った．

3.1.4 メトリック

本研究では，評価指標として以下の 3 つの指標を設定し評価を行う．

全体推定人数誤差平均 (MNE)

以下に定義される全体推定人数誤差平均を用いて，環境中に存在する人数とモデルで推定した人数の誤差に関して評価を行う．

$$\frac{1}{||\mathcal{D}||}\sum_{i}^{|\mathcal{D}|}|n_i - \sum h(\hat{\boldsymbol{y}})| \tag{6}$$

この結果により，環境中の人数推定精度の議論を行う．

推定距離誤差和平均 (SLE)

また，以下に定義される推定距離誤差和平均を用いて，環境中に存在する人の位置についての誤差の評価を行う．

$$\sum_{i}^{N}\sum_{j}^{|\boldsymbol{l}_i|}\min\|l_{(i,j)} - r(h(\hat{\boldsymbol{y}}))_k\| \tag{7}$$

この結果により，環境中に存在する対象者の位置の推定精度の議論を行う．

各メッシュ密度推定人数誤差平均 (MNELE)

そして，以下に定義される，各メッシュ密度推定人数誤差平均を用いて，モデルで計算される密度推定結果に関する評価を行う．

$$\frac{1}{N|\mathcal{L}|}\sum_{i}^{N}|\boldsymbol{y}_i - \hat{\boldsymbol{y}}| \tag{8}$$

この結果より，密度推定に関する精度の議論を行う．

表 1: 環境中に一人存在する場合の測位精度

Method	SLE	MNE	MNELE
Naive (One)	5.82	1.89	0.0019
Gaussian (One)	4.06	0.78	0.0018
Proposed (One)	4.06	0.78	0.0018
Naive (Mixed)	6.30	2.07	0.0019
Gaussian (Mixed)	4.93	1.22	0.0016
Proposed (Mixed)	3.03	1.69	0.0022

表 2: 環境中に二人存在する場合の測位精度

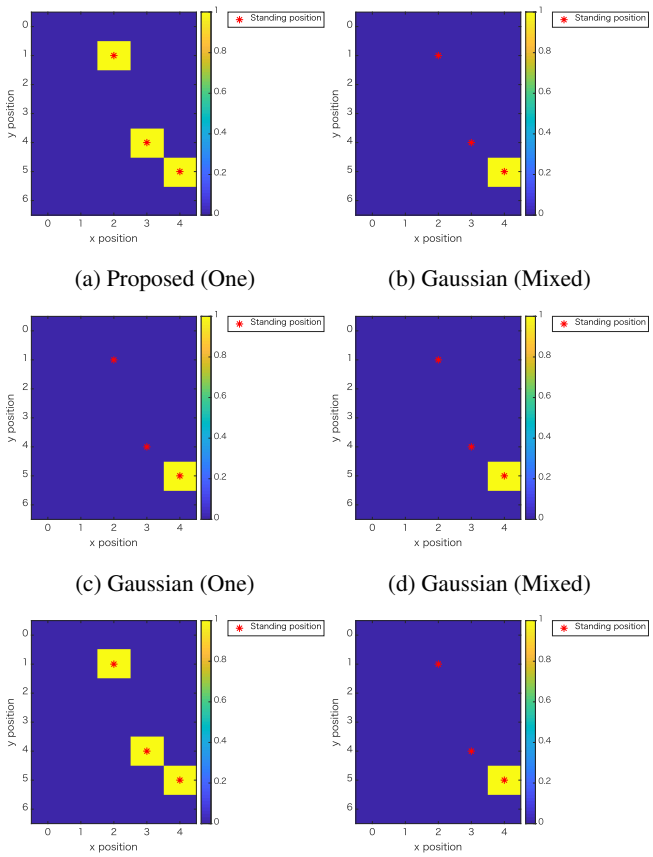
Method	SLE	MNE	MNELE
Naive (One)	5.43	1.89	0.0017
Gaussian (One)	3.87	0.93	0.0020
Proposed (One)	2.86	0.96	0.0020
Naive (Mixed)	3.99	1.27	0.0018
Gaussian (Mixed)	3.16	0.85	0.0012
Proposed (Mixed)	2.35	1.03	0.0014

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

表 3: 環境中に三人存在する場合の測位精度

Method	SLE	MNE	MNELE
Naive (One)	5.44	1.60	0.0035
Gaussian (One)	4.62	1.41	0.0037
Proposed (One)	3.39	1.34	0.0034
Naive (Mixed)	3.62	1.45	0.0029
Gaussian (Mixed)	2.97	1.33	0.0024
Proposed (Mixed)	2.80	1.36	0.0026



(a) Proposed (One) (b) Gaussian (Mixed)

(c) Gaussian (One) (d) Gaussian (Mixed)

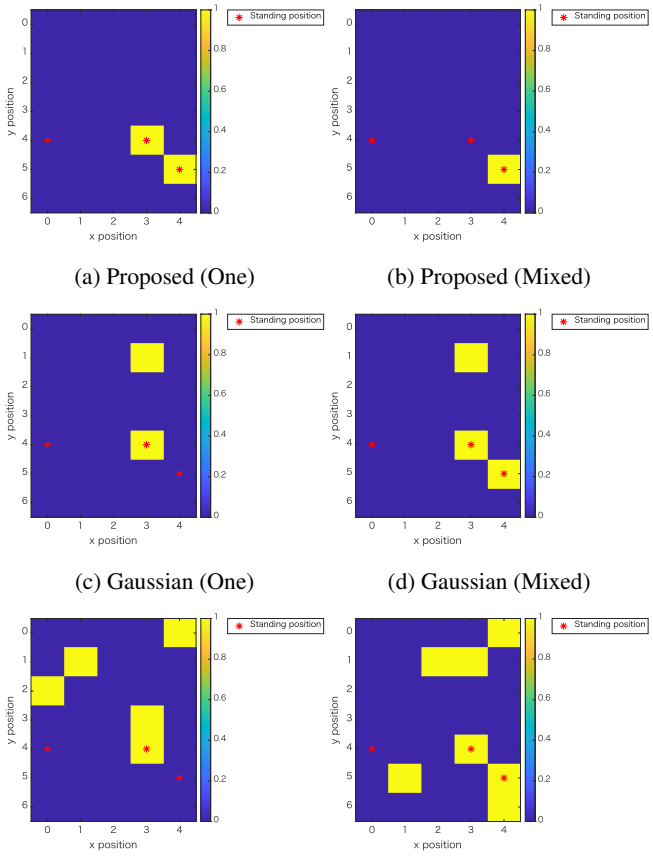
(e) Naive (One) (f) Naive (Mixed)

図 6: 三人を対象とした際のそれぞれの手法での測位結果
例 1 ：環境上部に一人，下部に二人配置

3.2 実験結果

表 1 は，環境中に一人が存在するデータに対する評価である．この表 1 の SLE を確認すると，提案手法が測位結果に関して単純な距離を用いる方法と比べて高精度に測位が行えることがわかる．また，MNE の結果より，一人のデータで学習した提案手法が，学習データを混合させた結果や単純に距離を用いた結果と比べて，人数を高精度に推定できることがわかる．この結果より，提案手法が一人に対する測位を高精度に行えることがわかる．

次に，表 2 に示されている，環境中に二人が存在するデータに対する評価について議論を行う．この結果における SLE を確認すると，一人の学習データを用いた提案手法が，一人の学習データを用いた他の特徴量や，混合したデータにおける直接測定値を用いる結果，Gaussian による特徴量変換を用いた結果と比べて，位置に関して高精度に推定されていることがわかる．また，人数に対する推定精度に関しても，SNE より一人のデータを用いた提案手法の学習結果が，同等，もしくはより高精度に推定できていることがわかる．つまり，測位対象者が学習データに含まれていない二人となった際にも，提案手法が高精度に即位できることがわかる．



(a) Proposed (One) (b) Proposed (Mixed)

(c) Gaussian (One) (d) Gaussian (Mixed)

(e) Naive (One) (f) Naive (Mixed)

図 7: 三人を対象とした際のそれぞれの手法での測位結果
例 2 ：環境左に一人，右側に二人配置

また，表 3 に示した環境中に二人が存在するデータに対する評価結果より，MLE より位置に対する測位精度，および，SNE より検知人数について，一人の学習データだけで学習した提案手法が，他の一人のデータだけで学習した手法と比べ高精度，かつ，混合したデータを用いた学習したモデルと同等の精度で推定が行われることがわかった．これらの結果から，提案手法が一人が環境に存在するデータのみの学習で，複数人の測位が高精度に行えることが示された．

次に，定性的な評価を図 6 および，図 7 に示した，それぞれ環境上部に一人，下部に二人配置した際の測位結果，および，環境左に一人，右側に二人配置した測位結果を用いて評価する．ここで，この図のそれぞれのメッシュは 7×5

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

Vol.2020-MBL-96 No.31
Vol.2020-UBI-67 No.31
Vol.2020-CDS-28 No.31
Vol.2020-ASD-19 No.31
2020/9/30

の環境となっており，環境設定を示した図 4 と対応している．まず，図 6 を確認すると，一人を学習データとした際の提案手法と測定値を直接使用する手法が正確に測位を行なっており，その他の手法では一人と推定していることがわかる，また，図 7 を確認すると，一人を学習データとした際の提案手法が最も性能が良く，また混合データを用いた提案手法も測位位置に関して実際に人が存在する位置のみを示している．他の手法では，人がいない点について，誤認識が発生し，特に測定値をそのまま使用する場合，大量の誤認識が発生していることがわかる．つまり，定性的にも，提案している特徴量は高精度な推定が行える表現であることが確認できる．

これらの結果から，RTT をセンサと使用した密度推定の枠組みによるデバイスフリー複数人屋内測位が実現されること，また，一人の学習データのみで複数人の屋内測位が可能であることが示された．

4. 結論

近年新たに IEEE 802.11mc 規格として規定された RTT を用いた測位において，社会で COVID-19 の影響により，濃厚接触者やクラスタ，混雑の検知の観点で必要とされている，デバイスフリー複数人屋内測位を新たな応用手法として提案した．これは，今まで距離測定のみに使用されている RTT を，対象環境に基地局と端末を複数設置し電波干渉の発生をセンサとして使用することで，新たに対象環境における人の密度推定へ展開することで実現した．さらに，一人が環境中にいるデータのみの学習で複数人の測位モデルの構築が可能なモデルを構築することで，一人でデータを取得するのみで環境に適用可能な手法となっている．

2020 年 3 月に取得した，室内に 9 個の基地局および 6 個の端末を設置し一人から三人が環境中に存在するデータを用いた実験により，RTT をセンサと使用した密度推定の枠組みによるデバイスフリー複数人屋内測位が実現されること，また，一人の学習データのみで複数人の屋内測位が可能であることが示された．

参考文献

[1] Bahl, P. and Padmanabhan, V.: RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system, *In Proceedings of International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, Vol. 2, pp. 775–784 (2000).

[2] Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.: Adaptive temporal radio maps for indoor location estimation, *In Proceedings of International conference on pervasive computing and communications (PerCom)*, pp. 85–94 (2005).

[3] Hsu, C.-Y., Ahuja, A., Yue, S., Hristov, R., Kabelac, Z. and Katabi, D.: Zero-effort in-home sleep and insomnia monitoring using radio signals, *In Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies (IMWUT)*, Vol. 1, No. 3, p. 59 (2017).

[4] Kotaru, M., Joshi, K., Bharadia, D. and Katti, S.: Spotfi: Decimeter level localization using wifi, *In Proceedings of the ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM)*, pp. 269–282 (2015).

[5] Prieto, J., Bahillo, A., Mazuelas, S., Lorenzo, R., Blas, J. and Fernandez, P.: NLOS mitigation based on range estimation error characterization in an RTT-based IEEE 802.11, indoor location system, *In Proceedings of International Symposium on Intelligent Signal Processing (ISPACS)*, pp. 61–66 (2009).

[6] Hashem, O., Youssef, M. and Harras, K. A.: WiNar: Rtt-based sub-meter indoor localization using commercial devices, *In Proceedings of International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 1–10 (2020).

[7] Yan, S., Luo, H., Zhao, F., Shao, W., Li, Z. and Crivello, A.: Wi-Fi RTT based indoor positioning with dynamic weighted multidimensional scaling, *In Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8 (2019).

[8] Choi, J., Choi, Y.-S. and Talwar, S.: Unsupervised Learning Technique to Obtain the Coordinates of Wi-Fi Access Points, *In Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–6 (2019).

[9] Schauer, L., Dorfmeister, F. and Maier, M.: Potentials and limitations of wifi-positioning using time-of-flight, *In Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–9 (2013).

[10] Ibrahim, M., Liu, H., Jawahar, M., Nguyen, V., Gruteser, M., Howard, R., Yu, B. and Bai, F.: Verification: Accuracy evaluation of WiFi fine time measurements on an open platform, *In Proceedings of International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*, pp. 417–427 (2018).

[11] Choi, J. W., Quan, X. and Cho, S. H.: Bi-directional passing people counting system based on IR-UWB radar sensors, *In Journal of IEEE Internet of Things*, Vol. 5, No. 2, pp. 512–522 (2017).

[12] Choi, J. W., Yim, D. H. and Cho, S. H.: People counting based on an IR-UWB radar sensor, *In Journal of IEEE Sensors*, Vol. 17, No. 17, pp. 5717–5727 (2017).

[13] Pei, C., Zhao, Y., Chen, G., Tang, R., Meng, Y., Ma, M., Ling, K. and Pei, D.: WiFi can be the weakest link of round trip network latency in the wild, *In Proceedings of International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pp. 1–9 (2016).

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan