

既存 WiFi アクセスポイントからの受信電波強度を用いた 在室人数推定に関する一検討

Estimating the number of people using existing WiFi access point in indoor environment.

吉田 拓矢[†]

谷口 義明[†]

Takuya Yoshida

Yoshiaki Taniguchi

1. はじめに

公共施設, レジャー施設, 商業施設におけるマーケティングや施設管理など, 様々な目的で, あるエリア内の人の数や混雑度を求めたいという要求がある. 例えば, 遊園地のようなレジャー施設においては, アトラクションごとの混雑度を測定することにより, 利用者の利便性の向上や, 運営の最適化などが行える. 手動による人数計測は, 人件費が高く, 非常に混雑した環境下においては精度が低下する問題がある. そのため, 人の数や混雑度の計測を自動化する技術が注目を集めており, カメラを用いる手法 [1-5] や, センサを用いる手法 [6-8], 人が持つ RFID やスマートフォン等の機器を利用する方法 [9-11] 等さまざまな人数計測手法がこれまでに提案されている.

一方, 近年, ユビキタス社会の実現推進が進み, WiFi アクセスポイントの数や, WiFi に対応した機器の種類, 数が共に増加している. 例えば, 日本政府は, 全国の観光地等で無料公衆無線 LAN サービスを提供するため, 東京五輪の開催される 2020 年までに約 3 万カ所の WiFi アクセスポイントを新たに設置する方針を決めている [12]. また, モノのインターネット (Internet of Things: IoT) が近年大きく着目されており, 既に実社会に導入され始めている. 今までインターネットに繋がっていなかった製品に WiFi 等の無線通信モジュールが搭載され, 販売される傾向が今後も続くと考えられる.

一般に, ある端末における受信電波強度は, 送受信端末間の距離や送信端末の電波送信出力だけではなく, 障害物の有無等, 様々な要因により変化する. 端末付近の人の有無や人の挙動も端末の受信電波強度に影響を与えるため, 電波を使った人の行動センシングが注目されている [13]. 特に, 近年普及が進んでいる WiFi 電波を用いて, 侵入者の検知, 人の活動範囲の検出, 人の脈拍や呼吸数などを計測する検討も着目されつつある [14-17]. これらの研究においては, 計測用に専用の WiFi 機器を設置する, 障害物の少ない広場を移動する歩行者を対象にする, ことなどが想定されている.

我々の研究グループでは, パソコン, タブレット, テレビ等の既存の WiFi 対応機器における, 既存 WiFi アクセスポイントからの信号の受信電波強度 (Received Signal

Strength Indication: RSSI) を人数計測用端末に収集し, その情報のみを用いて, エリア内の人の数を推定することを検討している (図 1). WiFi 対応機器における受信電波強度の測定と収集は, 例えば, 機器のファームウェア更新やアプリケーションのインストールなどにより実現する. 本研究では, 人が RFID 等の特殊な計測用機器やスマートフォンを持つことを前提としていない. また, 既存の WiFi 対応機器を人数推定に流用することを想定している. そのため, 追加の設備投資が抑えられ, 低コストな人数計測を実現できる.

本稿では, 本研究の基礎検討として, 部屋に設置された 1 台の既存 WiFi アクセスポイントからのビーコン信号の受信電波強度を用いて, 在室人数を推定する手法の検討を行う. また, 在室人数と受信電波強度の関係を調査するために, 受信電波強度測定実験環境の構築を行う. 実験では, アクセスポイントとして, 近畿大学知的通信網研究室で実際に使用されている市販の WiFi アクセスポイントを用いる. WiFi 対応機器としては, 本稿では基礎評価のため, 複数台の計測専用の小型機器 Raspberry Pi を室内の定位置に設置して用いる. さらに, 構築した実験環境を用いて得られた測定データを用いて, 人数推定手法の精度の評価を行う.

本稿の構成は以下のとおりである. まず, 2. 章で関連研究について述べる. 次に, 3. 章で, 既存 WiFi アクセスポイントからの受信電波強度を利用した人数推定手法を検討する. 4. 章で, 実験実験を通じた評価結果について述べる. 最後に, 5. 章で本稿のまとめと今後の課題を述べる.

2. 関連研究

コンピュータビジョンの分野において, 1 台もしくは複数台のカメラより得られる画像から人の数や混雑度を推定する研究が多数行われている [1-5]. 特に, 画像中の人領域を検出する研究は従来より活発に行われており [2], これを人数推定に用いることができる. また, 近年では, 動画画像中の特徴量に基づく歩行者推定手法も着目されている [3-5]. しかしながら, カメラを用いる手法では, 人数推定精度が周囲の明るさの影響を受ける, 混雑した状況下では画像上で人と人が重なり合うオクルージョンの

[†] 近畿大学, Kindai University

発生により推定精度が低下する、等の問題がある。また、カメラから取得した画像中に個人が特定できる情報が含まれる場合にはプライバシーの問題が発生する。

カメラだけでなく、レーザーレンジスキャナや人感センサー、赤外線画像装置等、さまざまなセンサを用いたパッシブ型人数計測手法も多く提案されている [6-8]。これらセンサを用いた人数計測研究の多くは歩行者を対象としている。また、センサおよびセンサを設置するための導入コストが必要となる。さらに、人に RFID などの無線通信機能を持つデバイスやカードを付与することにより、人数を計測するアクティブ型的人数計測手法もある [9]。本手法では、精度よく人数を推定可能であるが、人が専用デバイスを保持していることが前提となるため、ショッピングモールなどの不特定多数の人が使用する施設での導入は難しい。同様に、人が持つスマートフォン等の WiFi 端末が送信する信号に基づき、人数や人流等を計測する研究も近年多数行われている [10,11]。しかしながら、人が WiFi 機能の有効化された端末を保有していることが前提となる。

一方、近年、WiFi 電波を通信以外の用途に利用する研究が着目されている [15-17]。例えば、WiFi 電波の受信電波強度を利用して、人の侵入や人の活動範囲を検出したり [14]、脈拍や呼吸数等の人の健康状態を計測すること [15] が検討されている。本稿と同様に、WiFi 電波を用いて、あるエリア中的人数を推定する研究も行われている [16,17]。例えば、文献 [16] では、専用の WiFi 送信器と WiFi 受信機の組を用いてあるエリア中の歩行者数を推定する手法を提案している。屋内廊下、屋外広場での評価実験により、提案手法の有効性を検証している。これに対して、本研究では、既設 WiFi アクセスポイントおよび複数台の既設 WiFi 対応機器を人数推定に利用することを想定している。また、歩行者だけでなく、立ち止まっている、あるいは、座っている人を含む人数の推定を想定している。

3. 人数推定手法

本章では本稿で提案する人数推定手法について述べる。

3.1 概要

本稿で想定する環境を図 1 に示す。本稿では、1 台の WiFi アクセスポイント（以降、単にアクセスポイント）と N 台の WiFi 対応端末 $\mathcal{N} = \{n_1, n_2, \dots, n_N\}$ （以降、単に端末）が固定されている屋内環境を考える。端末としては、例えば、ノートパソコン、テレビ、プリンタ、タブレット等が考えられる。端末で測定した受信電波強度に関する情報は、専用の端末ないしはサーバ（以降、人数推定用端末）に収集され、人数推定用端末上で在室人数推定が行われる。

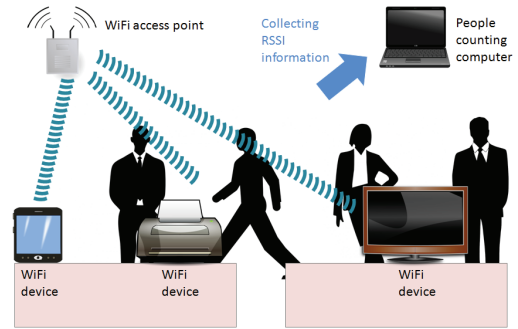


図 1: 想定環境

アクセスポイントは、一般的に、自身の存在を周囲に示すために定期的にビーコンといわれる信号をブロードキャスト送信する。ビーコンの送信間隔は、多くの製品で、100 ミリ秒程度に設定される。ビーコンはアクセスポイントからの信号が届く範囲に存在するすべての端末で受信される。ここで、室内に人がいる場合、アクセスポイントと端末の間に複数ある電磁波伝搬経路を人体が遮ることで電波の吸収、反射、回折が起こり、端末における受信電波強度が変化すると考えられる。提案手法では、この特徴を使って、計測環境中的人数を推定する。

提案手法では、端末は、アクセスポイントから送信されたビーコンの受信電波強度を測定し、測定結果を T 秒の計測区間毎に人数推定用端末に送信する。なお、本稿では T として 30 秒を用いる。人数推定用端末では、収集した受信電波強度データに対して、まず、外れ値を除去する前処理を行う。その後、回帰式を用いて計測区間における在室人数推定を行う。回帰式の係数は、事前学習により取得しているものと仮定する。なお、本稿では簡単のため、計測区間はそれぞれ独立したものと考えている。直前の計測区間で推定した人数を利用することで精度が向上すると考えられるが、今後の課題とする。以降、人数推定端末における処理の詳細の説明を行う。

3.2 計測データの前処理

端末から取得したデータには外れ値が含まれるため、本稿では、Range Edit と呼ばれる手法を用いて外れ値を除去する。まず、ある計測区間 t_k における端末 n_i の j 番目のビーコン受信に対する受信電波強度を $r_{k,i,j}$ [dBm] とする。また、計測区間 t_k における端末 n_i から取得した受信電波強度の集合を $\mathcal{R}_{k,i} = \{r_{k,i,1}, r_{k,i,2}, \dots\}$ とする。さらに、計測した受信電波強度 $r_{k,i,j}$ の外れ度合いを示す値 $d_{k,i,j}$ を下記で定義する。

$$d_{k,i,j} = \frac{r_{k,i,j} - r_{k,i}^{\text{mid}}}{\sigma_{k,i}} \quad (1)$$

ここで、 $r_{k,i}^{\text{mid}}$ は計測データ $\mathcal{R}_{k,i}$ の中央値であり、 $\sigma_{k,i}$ は、計測データ $\mathcal{R}_{k,i}$ の標準偏差である。式 (1) が、下

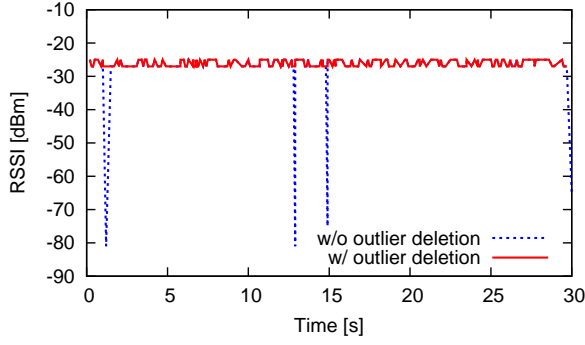


図 2: 外れ値検定結果

の閾値 D_{\min} を下回る, あるいは, 上限の閾値 D_{\max} を超えた場合に, 該当する受信電波強度データ $r_{k,i,j}$ を外れ値として削除する.

図 2 に, 外れ値除去を行う前と後の受信電波強度データを示す. ここでは, 閾値として $D_{\min} = -2$, $D_{\max} = 2$ を用いた. なお, この時のデータの中央値は -27 dBm であり, 標準偏差は 16.837 であった. 図より, 外れ値が除去されていることがわかる.

なお, 通常, WiFi モジュールにおいて取得できる受信電波強度 $r_{k,i,j}$ の単位は dBm である. これは, 電波送信源が 1 mW の電力で電波を送信している時の, 送信電波強度と受信電波強度の比である. 提案手法では, mW 単位での受信電波強度を人数推定に用いる. そのため, 下記式により, 受信電波強度 $r_{k,i,j}$ [dBm] を受信電波強度 $p_{k,i,j}$ [mW] に変換する.

$$p_{k,i,j} = 10^{\frac{r_{k,i,j}}{10}} \quad (2)$$

3.3 人数推定

前節の処理によって得られた前処理済みデータから, 人数推定を行う. 受信電波強度と人数の関係は, 人の有無だけでなく, 人の位置や部屋内の什器レイアウト等にも影響され複雑であると考えられるが, 本稿では, 簡単化のため, 線形回帰式を用いた 2 つの手法を検討する.

3.3.1 線形回帰手法

線形回帰手法では, 計測区間 t_k の在室人数 \hat{m}_k を下記式により推定する.

$$\hat{m}_k = a_0 + \sum_{n_i \in \mathcal{N}} a_i \bar{p}_{k,i} \quad (3)$$

なお, $a_0, a_1, a_2, \dots, a_N$ は係数である. また, $\bar{p}_{k,i}$ [mW] は計測区間 t_k の端末 n_i の受信電波強度の平均値である.

3.3.2 補正付線形回帰手法

計測環境中に, 人の有無にかかわらずアクセスポイントからの直接波を受信できる端末があれば, その端末における受信電波強度は人の影響を受けづらいと考えられる. 一方, 一般に, 端末の受信電波強度は, 計測環境中の人の有無だけでなく, 様々な影響により変動する. そのため, 補正付線形回帰手法では, 人の影響を受けづらいと考えられる端末 (以降, 基準端末) の受信電波強度を用いて, 他の端末の受信電波強度を補正し, 人以外の影響による受信電波強度の変動を小さくする.

本手法では, まず, 基準端末 n_{base} を選択する. そのために, まず, ある一定回数の計測期間 t_k ($1 \leq k \leq K$) で得られた各端末 n_i の受信電波強度 $\bar{p}_{k,i}$ と分散 $\sigma_{k,i}^2$ から, 平均受信電波強度 \bar{p}_i および平均分散 $\bar{\sigma}_i^2$ を求める.

$$\bar{p}_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \bar{p}_{k,i} \quad (4)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sigma_{k,i}^2 \quad (5)$$

ここで, 平均分散 $\bar{\sigma}_i^2$ の小さい端末は, 安定してアクセスポイントからの電波を受信していると考えられる. そこで, 平均分散 $\bar{\sigma}_i^2$ を用いて端末のクラスタリングを行う. クラスタリングの手法としては, 本稿では, K-means 法を用いる. 最も平均分散の平均値の小さなクラスタに属する端末のうち, 最も平均受信電波強度 \bar{p}_i が高い端末はアクセスポイントに最も近いと考えられるため, その端末を基準端末 n_{base} として選択する.

次に, 計測期間 t_k における各端末の受信電波強度を, 下記式のように基準端末 n_{base} で計測された受信電波強度の平均値 $\bar{p}_{k,\text{base}}$ を用いて補正し, 補正受信電波強度 $\bar{p}'_{k,i}$ を求める.

$$\bar{p}'_{k,i} = \bar{p}_{k,i} - \bar{p}_{k,\text{base}} \quad (6)$$

その後, 次式を用いて, 計測区間 t_k の在室人数 \hat{m}_k を推定する.

$$\hat{m}_k = b_0 + \sum_{n_i \in \mathcal{N} \setminus n_{\text{base}}} b_i \bar{p}'_{k,i} \quad (7)$$

なお, b_0, b_1, b_2, \dots は係数である.

4. 実験評価

本章では, 実機実験により提案手法の有効性を確認する.

4.1 実験環境

提案手法を検証するために, 近畿大学東大阪キャンパス 38 号館知的通信網研究室に実験環境を構築した. 実

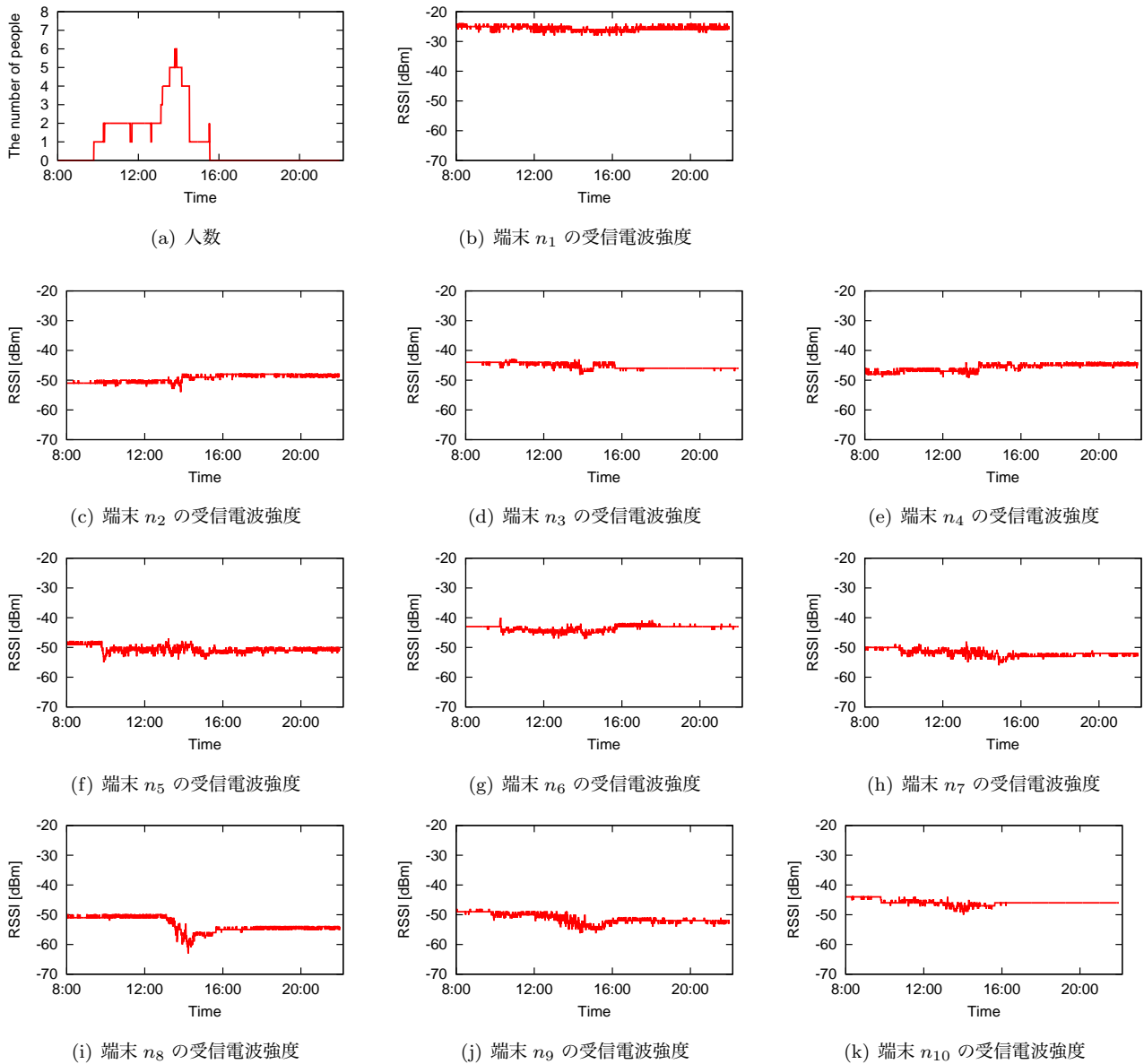


図 6: 在室人数および各端末の平均受信電波強度 (6月11日)

端末と比べて人の数に影響を受けづらいことが読み取れる。一方、例えば、端末 n_3 , n_5 , n_6 , n_{10} に着目すると、在室人数が変化することによって受信電波強度に変化が生じていることが分かる。まず、9時44分に1人が部屋に入室することで、今まで変動の小さかった受信電波強度が、一定の幅で変動を初めることが分かる。また、13時11分に人数が段々と増えることによって受信電波強度の振れ幅が大きくなっている。15時40分に在室人数が0人になると、受信電波強度の振れ幅が小さくなっている。これらのことから、在室人数と受信電波強度には関係がある、といえる。

次に、第3.章で提案した2つの回帰式による推定手法を検証するために、実験期間中に特に人の出入りが多かった3日分(2015年6月2日, 6月11日, 6月16日)

のデータを用いて、回帰式の係数を導出した。その後、1日分(6月18日)のデータを用いて、推定手法の検証を行った。人数推定に使用する端末の影響を検証するために、人数推定に使用する端末を変えた場合の結果も検証した。以降、人数推定に、全ての端末を使用する場合をAll、計測地点Aにある端末(n_1)のみを使用する場合をPointA、計測地点Bにある端末(n_2, n_3, n_4)のみを使用する場合をPointB、計測地点Cにある端末(n_5, n_6, n_7)のみを使用する場合をPointC、計測地点Dにある端末(n_8, n_9, n_{10})のみを使用する場合をPointD、上部にある端末(n_4, n_7, n_{10})のみを使用する場合をTop、中部にある端末(n_1, n_3, n_6, n_9)のみを使用する場合をMiddle、下部にある端末(n_2, n_5, n_8)のみを使用する場合をBottomと表記する。また、推定手法

表 1: 線形回帰手法の評価結果

説明変数	正解率	MAE	MRE
All	0.180	1.471	1.206
PointA	0.210	1.119	1.418
PointB	0.369	1.360	1.417
PointC	0.345	0.969	1.338
PointD	0.313	1.038	0.942
Top	0.309	1.067	1.025
Middle	0.282	1.073	1.366
Bottom	0.254	1.304	1.355

表 2: 補正付線形回帰手法の評価結果

説明変数	正解率	MAE	MRE
All	0.131	1.493	1.169
PointB	0.246	1.066	1.388
PointC	0.294	1.030	1.279
PointD	0.306	1.067	1.030
Top	0.349	1.023	1.018
Middle	0.286	1.066	1.359
Bottom	0.179	1.362	1.169

の精度を評価するために、下記式により、正解率 e_{ar} 、平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE) e_{MAE} 、平均相対誤差 (Mean Relative Error: MRE) e_{MRE} を求めた。

$$e_{ar} = \frac{1}{K_{\max}} \sum_k match(\hat{m}_k, m_k) \quad (8)$$

$$e_{MAE} = \frac{1}{K_{\max}} \sum_k |\hat{m}_k - m_k| \quad (9)$$

$$e_{MRE} = \frac{1}{K_{\max}} \sum_k \frac{|\hat{m}_k - m_k|}{m_k} \quad (10)$$

なお、 K_{\max} は一日の計測期間の総数である。関数 $match(x, y)$ は、 $x = y$ の時に 1、そうでない時に 0 を返す関数とする。また、平均相対誤差 e_{MRE} の計算においては、 $m_k > 0$ の場合のみ計算の対象とした。

線形回帰手法の推定結果を表 1 に、補正付線形回帰手法の推定結果を表 2 に示す。また、人数ごとの平均絶対誤差と平均相対誤差をまとめたものを表 3、表 4 に示す。なお、補正付線形回帰手法では、端末 n_1 が基準端末として選ばれた。

まず、表 1、表 2 を見ると、最も正解率が高かったのは計測地点 B の端末 (PointB) に線形回帰手法を用いた場合であり、その時の正解率は 0.369 であった。平均絶対誤差が最も小さかったのは、上部の端末 (Top) に

線形回帰手法を用いた場合であり、その時の平均絶対誤差は 0.969 であった。平均相対誤差が最も小さかったのは、計測地点 D (PointD) に線形回帰手法を用いた場合であり、その時の平均相対誤差は 0.942 であった。以上のように、いずれの評価指標で見ても、補正付線形回帰手法を用いることの効果は確認できなかった。本稿で検討した補正方法は、単純に、直接波を受けている基準端末の受信電波強度と各端末の受信電波強度の差を補正值として使用した。補正の際に、基準端末と端末の間の推定距離を用いることで、補正の効果が出る可能性があると考えられ、今後の課題とする。

また、表 1、表 2 に示されるように、人数推定に用いる端末を変えることによって精度が異なることが分かる。このことから、人数推定に使用する端末を適切に選択することにより、人数推定精度が高くなることが言える。

表 3、表 4 の人数ごとの誤差を見ると、どちらの手法でも人数が増加するにつれて誤差が大きくなっていることが分かる。これの要因として、今回使用した 3 日分の学習データは人数が 0 人の時のデータの割合が高く、人数が 1 人以上の時のデータが十分ではない可能性が考えられる。また、今回の回帰分析では線形での推定をおこなっている。しかし、人数と受信電波強度の関係は線形では表すことのできない非線形な関係であるかもしれない。よって、非線形パラメトリック回帰や重み付き回帰による非線形な回帰式を得ることができる手法を用いればさらに誤差が小さくなる可能性がある。これら他の非線形回帰式を用いる検討も今後の課題とする。

5. おわりに

本稿では、室内に設置された端末における既存 WiFi アクセスポイントからの受信電波強度のみを用いた在室人数推定を検討した。また、線形回帰に基づく 2 つの人数推定手法を提案した。提案手法を検証するために、近畿大学知的通信網研究室に、受信電波強度測定実験環境の構築を行った。構築した実験環境を用いて得られた測定データを用いて、人数推定手法の精度の評価を行った。その結果、人数推定の平均絶対誤差が最小 0.969、平均相対誤差が最小 0.942 となることを示した。また、人数推定に用いる端末を適切に選択することにより人数推定精度が向上することを確認した。

今後の課題としては、データ補正手法の再検討、非線形な回帰式を用いた人数推定手法の検討、人数推定に使用する端末の選定手法の提案、SVM や深層学習等の機械学習を用いた人数推定手法の検討および比較評価、があげられる。また、講義室や屋外環境等の他の環境における提案手法の評価も予定している。

表 3: 線形回帰手法における人数ごとの誤差

	MAE					MRE			
	0人	1人	2人	3人	4人	1人	2人	3人	4人
All	1.199	0.519	1.462	2.305	3.279	0.576	0.928	1.708	2.591
PointA	1.000	0.000	1.000	2.000	2.994	NaN	1.000	2.000	2.994
PointB	0.000	0.836	1.812	2.882	3.906	0.500	1.000	2.000	3.000
PointC	0.593	0.180	0.888	1.705	3.010	0.500	0.997	1.333	2.753
PointD	0.366	0.598	1.004	1.329	3.575	0.500	1.000	0.733	1.130
Top	0.366	0.601	1.029	1.552	3.575	0.510	1.000	1.115	1.227
Middle	0.613	0.310	0.990	2.005	3.145	0.500	1.000	1.81	2.783
Botto	0.771	0.231	1.476	2.664	3.233	0.515	0.979	1.916	2.914

表 4: 補正付線形回帰手法における人数ごとの誤差

	MAE					MRE			
	0人	1人	2人	3人	4人	1人	2人	3人	4人
All	0.751	0.624	1.642	2.582	2.792	0.503	0.951	1.527	2.254
PointB	0.996	0.040	0.819	1.876	2.948	0.500	1.000	1.784	2.904
PointC	0.704	0.251	0.885	1.705	3.103	0.500	0.997	1.318	2.693
PointD	0.366	0.576	1.053	1.441	3.673	0.500	1.000	0.918	1.963
Top	0.366	0.573	0.953	1.476	3.476	0.519	0.984	1.233	0.825
Middle	0.602	0.313	0.987	1.952	3.155	0.500	1.000	1.720	2.810
Bottom	0.751	0.624	1.642	2.582	2.792	0.503	0.951	1.527	2.254

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金（基盤研究 C，課題番号 25330103）によっている。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 田淵義宗, 高橋友和, 出口大輔, 井出一郎, 村瀬洋, 黒住隆行, 柏野邦夫, “複数カメラを用いた人数分布推定に関する検討,” **電子情報通信学会技術研究報告**, vol. 113, no. 230, pp. 1–6, Sep. 2013.
- [2] M. Enzweiler and D. M. Gavrilu, “Monocular pedestrian detection: Survey and experiments,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 12, pp. 2179–2195, Dec. 2009.
- [3] Z. Ma and A. B. Chan, “Crossing the line: Crowd counting by integer programming with local features,” in *Proceedings of IEEE CVPR 2013*, Jun. 2013, pp. 2539–2546.
- [4] A. B. Chan and N. Vasconcelos, “Counting people with low-level features and Bayesian regression,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 4, pp. 2160–2177, Apr. 2012.
- [5] S. Fujisawa, G. Hasegawa, Y. Taniguchi, and H. Nakano, “Pedestrian counting in video sequences based on optical flow clustering,” *International Journal of Image Processing*, vol. 7, no. 1, pp. 1–16, Feb. 2013.
- [6] F. Bu, R. Greene-Roesel, M. C. Diogenes, and D. R. Ragland, “Estimating pedestrian accident exposure: Automated pedestrian counting devices report,” *UC Berkeley Traffic Safety Center*, Mar. 2007.
- [7] R. Greene-Roesel, M. C. Diogenes, D. R. Ragland, and L. A. Lindau, “Effectiveness of a commercially available automated pedestrian counting device in urban environments: comparison with manual counts,” *TRB 2008 Annual Meeting*, 2008.
- [8] S. Fujii, Y. Taniguchi, G. Hasegawa, and M. Matsuoka, “Pedestrian counting with grid-based bi-

nary sensors based on Monte Carlo method,” *SpringerPlus*, vol. 3, pp. 1–10, Jun. 2014.

- [9] 原田典明, 青木勝, 三上明子, 峯下聡志, 斎藤志傑, “人の行動を「見える化」する動線解析技術と活用例,” *NEC 技報*, vol. 64, no. 3, 2011.
- [10] Y. Wang, J. Yang, H. Liu, Y. Chen, M. Gruteser, and R. P. Martin, “Measuring human queues using WiFi signals,” in *Proceedings of ACM MobiCom 2013*, Sep. 2013, pp. 235–237.
- [11] L. Schauer, M. Werner, and P. Marcus, “Estimating crowd densities and pedestrian flows using Wi-Fi and Bluetooth,” in *Proceedings of Mobiquitous 2014*, Dec. 2014, pp. 171–177.
- [12] 総務省, “平成 27 年度総務省 ICT 関係重点政策,” Apr. 2015, available at <http://www.soumu.go.jp/>.
- [13] 大槻知明, “電波による行動センシング,” **電子情報通信学会技術研究報告**, vol. 111, no. 411, pp. 43–48, Jan. 2011.
- [14] 奥川雄一郎, 高谷和宏, 富永哲欣, 他, “無線 LAN 電波を用いた人センシング技術の基礎検討,” **電子情報通信学会技術研究報告**, vol. 108, no. 132, pp. 13–17, Jul. 2008.
- [15] F. Adib, H. Mao, Z. Kabelac, D. Katabi, and R. C. Miller, “Smart homes that monitor breathing and heart rate,” in *Proceedings of ACM CHI 2015*, Apr. 2015, pp. 837–846.
- [16] S. Depatla, A. Muralidharan, and Y. Mostofi, “Occupancy estimation using only WiFi power measurements,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, to appear.
- [17] W. Xi, J. Zhao, X.-Y. Li, K. Zhao, S. Tang, X. Liu, and Z. Jiang, “Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi,” in *Proceedings of IEEE INFOCOM 2014*, Apr. 2014, pp. 361–369.