

Wi-Fi プローブ要求を用いた機械学習によるモバイル端末台数推定

長久保 伊吹† 堀川 三好† 鈴木 健斗† 藤原 龍聖† 岡本 東†

岩手県立大学ソフトウェア情報学部†

1. はじめに

近年、画像処理や赤外線による人流解析や混雑度推定技術が普及している。一方で、環境によっては、これらの導入が困難な場合がある。例えば、トンネル事故発生時の火災による濃煙空間（以降、濃煙空間と呼ぶ）においては、避難誘導・救護のため各エリアの滞在人数を把握する必要がある。すなわち、熱源がある暗闇環境での人数推定を、広範囲に設置可能な技術が求められる。

本研究では、濃煙空間における滞在人数を低コストで推定する技術として、Wi-Fi プローブ要求（以降、プローブ要求）を用いたモバイル端末台数推定を検討する。プローブ要求を用いた人流解析は、低精度ではあるが導入の容易性から従来から検討されている。しかしながら、モバイル端末においてMACアドレスのランダム化が導入され、従来手法の活用が困難となった。そのため、プローブ要求に含まれる情報を特徴量とした機械学習を用いることで、同一空間にいるモバイル端末の台数推定を行う手法を提案する。提案手法は、主成分分析とクラスター分析を組み合わせることで台数推定を行う。MAC アドレスを用いずプライバシー保護に配慮している点の特徴となる。

本稿では、提案手法が濃煙空間で利用可能かどうかを検討するため、阪神高速道路株式会社、一般財団法人阪神高速先進技術研究所、株式会社イーアールアイ（以降、協力企業）と協力して実施した以下の実験について報告する。

- ①濃煙空間でのプローブ要求の影響分析
- ②トンネル空間でのプローブ要求の影響分析
- ③提案する端末台数推定手法の精度分析

実験結果より、濃煙空間においてプローブ要求を活用することは可能であり、提案手法はモバイル端末の台数が少ない場合には、有効であることを報告する。

2. 関連研究

人流解析は、人間の動きをカメラやセンサーを

用いて一定期間計測・蓄積し、空間ごとに定量分析を行うことで行われる。屋内空間であれば、暗闇での人流解析は赤外線を用いるのが一般的である。また、ミリ波を用いた人間の行動認識技術が確立されつつあり、普及が期待されている。プローブ要求を用いた人流解析は、推測できるのはモバイル端末台数であるものの、滞在人数との相関が強いことが報告されている [1]。

3. モバイル端末台数推定手法

本研究では、トンネル空間の一定区間をエリアとした場合に、プローブ要求を即時性高く分析し、どのエリアに何台の端末が存在するかを推定することを目指す。

3.1 プローブ要求

プローブ要求は、MAC アドレスやSSIDの他にも様々な情報が含まれる。本稿では、表 1 に示す 5 つの情報を端末台数推定の特徴量として用いる。

3.2 モバイル端末台数推定モデル

提案手法では、各エリアで一定期間に収集されたプローブ要求をクラスター分析することで端末台数推定を行う。そのため、まず、プローブ要求から取得される 5 つの特徴量を 2 次元に次元削減するため主成分分析を行う。その後、DBSCAN を用いてクラスター分析を行い、プローブ要求を分類することで端末台数推定を行う。DBSCAN は、密度準拠クラスタリングのアルゴリズムであり、k-means と異なりクラスター数を決定せず分類可能である。また、プローブ要求の収集時間（以降、窓長）を設定し、時間経過と共にローリングすることで、即時性高く端末台数推定を行う。

表 1 プローブ要求から得る特徴量

プローブ要求の情報	特徴
時間	プローブ要求を取得した時間の情報
パケット長	プローブ要求のパケットの大きさを表している情報。iOSとAndroidではパケット長の個数が異なり、iOSでは2~3種類、Androidでは3種類以上のパケット長が取得される。
シーケンス番号	通信の通し番号を表した情報。端末はプローブ要求を0から4095までのシーケンス番号を付与して送信する。この値は送信ごとに増加し、4095の次は0に戻る。Androidバージョンや一部のiOS端末では、上記のような挙動を示すが、iPhone 8、Android 8.0以降のものはシーケンス番号に規則性がない。
RSSI	プローブ要求の受信強度を表している情報。0 から-128の範囲で取得可能であり、-30 ~ -100の範囲が信頼できる範囲となっている。
HT Capability	1秒間で送信できるデータの大きさを表している情報。Androidは0~500の値を取り、iOSは16417と大きい値をとる。

Estimation Method for the Number of Mobile Devices Using Wi-Fi Probe Requests
 Ibuki Nagakubo† Mitsuyoshi Horikawa† Kento Suzuki† Ryusei Fujiwara† Azuma Okamoto†
 Faculty of Information and Science,
 Iwate Prefectural University †

4. 実験結果

Raspberry Pi 4 (以下, RasPi) に搭載するプローブ要求の packets キャプチャモジュール (開発言語 Python) を協力企業と開発し, 以下の3つの実験を行った.

4.1 濃煙空間でのプローブ要求の影響分析

協力企業にて濃煙空間を模した空間を準備し, プローブ要求の観測を行った. 濃煙空間は, 密室空間でガソリンを燃焼することで発生させ, 煙濃度を4水準で調整しながら, RSSI (受信信号強度) やパケット損失への影響を分析した. 収集されたデータをランダムサンプリングで RSSI の平均値検定を行ったところ, 有意水準 1% で有意差はないものの, 有意水準 5% で煙がない状態の観測値と最も煙濃度が高い場合では, 有意差があった. しかしながら, RSSI の平均値の差は 1.0 程度であるためエリア判定に大きな影響はないものと考察する.

4.2 トンネル空間でのプローブ要求の影響分析

協力企業にて高速道路トンネルを準備し, プローブ要求の観測を行った. まず, 基礎データの収集実験として, RasPi とモバイル端末間の距離による RSSI への影響を計測した. 屋外での計測実験と傾向は変わらないものの, 空間内の反射や湿度の影響から比較的遠距離でも RSSI が減衰しない傾向が見られた. 次に, エリア判定実験として, 実導入を想定して道路片側にある監査路に 30m 間隔で RasPi を 3 台設置して, 静止・歩行状態で計測した. 監査路側に端末がある場合のエリア判定は可能であるが, 反対側に端末がある場合のエリア判定は困難であり, 統計処理や RasPi 設置方法の検討が必要であると考察する.

4.3 提案手法を用いた端末台数推定精度

事前実験からトンネルの濃煙空間においても, 通常空間と同様のプローブ要求の取得は可能であると思われる. そのため, 屋外にて収集したデータを用いて提案手法の有効性を検証する.

(1) データ収集方法

モバイル端末 8 機種を使い, 被験者が速度 2 種で 60m をトンネル避難時と同様に直進歩行する. その際, 30m に地点に RasPi を設置してプローブ要求を収集する. 各 2 回計測し, 計 32 回の歩行データが収集され, この収集データを組み合わせることで端末台数予測の精度検証をする.

(2) 主成分分析による次元削減

様々な収集データの組み合わせで検証した結果の例として, 端末数 4 台, 窓長 15 秒の事例を図 1 (左) に示す. 第 1 主成分は, 端末機種依存のデータ (パケット長, HT Capability), 第 2 主成分は時系列依存のデータ (RSSI, シーケン

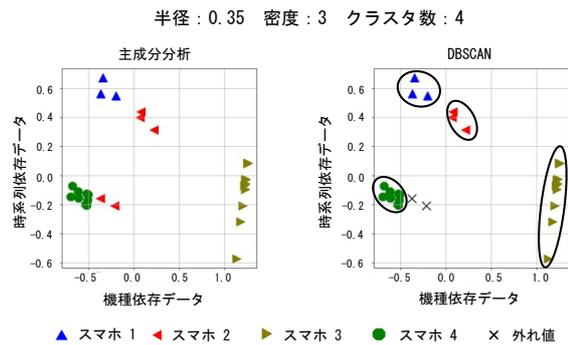


図 1 4 台のモバイル端末の台数推定結果

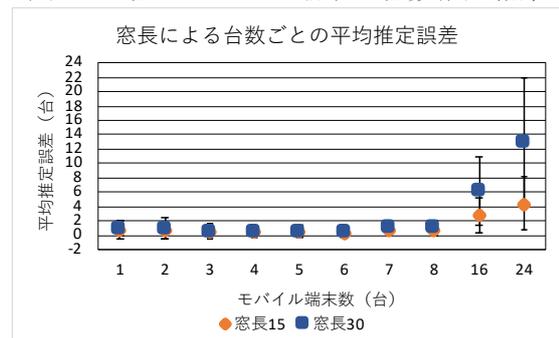


図 2 端末台数と平均推定誤差

ス番号, タイムスタンプ) が影響していると考えられ, 寄与率は 81% と 10% となる.

(3) クラスタ分析による端末台数推定

(2) で得たデータから DBSCAN にてクラスタ分析をした結果を図 1 (右) に示す. DBSCAN のパラメータである半径と密度は, 生成されるクラスタと実際の正解ラベルの一致率が最も高い場合のものとする. 図 2 に端末台数と平均推定誤差の関係の窓長による影響を示す. 平均推定誤差は, 窓長を 1 秒ごとにローリングした際の観測台数と推定台数の差の平均値を意味する. 台数が多くなるにつれ誤差が大きくなるのがわかる.

5 おわりに

本研究では, プローブ要求を用いた機械学習による Wi-Fi モバイル端末台数推定手法を提案した. 特に, トンネル事故発生時の火災による濃煙空間に活用可能かどうかの検討を進めた. 今後, さらなる実証実験を行い, 他のセンシングデータを含めた精度向上を目指していきたい.

謝辞

本研究を実施するにあたり, 終始多大なご協力を賜った阪神高速道路株式会社, 一般財団法人阪神高速先進技術研究所, 株式会社イーアールアイに深謝致します.

参考文献

[1] 中田恵史, 岡本東, 堀川三好: 無線 LAN におけるプローブ要求を用いた混雑度推定, Vol. 2018-MBL-87 No. 1 (2018)