

濃煙トンネル空間における避難誘導を目的としたモバイル端末台数推定手法の提案 Estimation Method for Number of Smartphones for Evacuation Guidance in Dense Smoke Tunnel Space

長久保 伊吹* 堀川 三好* 岡本 東* 堀川 真伸† 松浦 弘治‡
Ibuki Nagakubo Mitsuyoshi Horikawa Azuma Okamoto Masanobu Horikawa Koji Matsuura

1. はじめに

近年、画像処理や携帯電話基地局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、これらの技術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）においては、火災煙によりカメラでの視認不可の環境において逃げ遅れた避難者の人流解析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安価な技術が求められる。

本研究では、この課題に対して Wi-Fi プローブ要求（以降、プローブ要求）を利用したモバイル端末台数推定（以降、端末台数推定）による人流解析が適用可能かを検証する。プローブ要求は、モバイル端末などが Wi-Fi 接続を開始する際に送信する信号のことであり、プローブ要求を用いた端末台数推定を用いた人流解析は、低コストおよび導入の容易性から一時期多くの実証実験が行われた。しかしながら、プローブ要求を解析することで利用者の識別や追跡が可能になることが社会問題となり、プライバシー強化の観点からモバイル端末の Mac アドレスのランダム化が導入され、固定 Mac アドレスを利用していた従来手法の活用が困難となった。モバイル端末や Wi-Fi の利用が普及する中、プライバシーに配慮したプローブ要求を用いた人流解析が実現すれば、濃煙空間の事例や公共施設等、幅広い用途で利用可能な技術である。

本研究は、濃煙空間を想定し、プローブ要求に含まれる情報を特徴量として端末台数推定を行う手法を開発し、避難誘導に活用することが可能かを検討する。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端末台数推定を行う。本稿では、まず、濃煙空間およびトンネル空間での電波特性計測実験について報告する。次に、端末台数手法を提案した上で、避難者行動を想定した屋外実験を行い、端末台数推定をした結果について報告をする。

2. 関連研究

店舗や公共空間におけるカメラやセンシング技術を用いた顧客の行動分析の社会実装は進んでおり、マーケティング活動等への活用事例は増えている。その内容は、物体検出に基づく来店人数カウント、年齢性別推定および動線分析など多岐にわたる[1]。こうした特定の場所における人間の行動を詳細に分析する場合は、動画解析を活用するのが一般的である。また、携帯電話基地局の仕組みを利用した人流統計サービスが普及しており、人の移動・滞在に関する人流データを都市単位で提供している。これらは、性別、

年代別の商圈分析、交通量予測や防災計画に活用されている[2]。しかしながら、これらの中間にあたるような人流解析技術は、確立されていない。

一方、プローブ要求を用いた端末台数推定は、推定結果と滞在人数に強い相関があるため、固定 Mac アドレスをキーとした人流解析に用いられてきた[3]。特に、公共交通機関やショッピングモールの利用客など不特定多数の人物を対象とする群衆行動分析に利用されることが多く、都市の安全性向上、商品レイアウト最適化、イベント会場での混雑誘導などの目的で利用が検討された。岡村ら[4]は、アクセスポイントで収集されたプローブ要求から、事前学習の必要のない簡易な位置推定を用いて店舗内外の判別を行った。さらに、滞在時間からサービス中とサービス待ちの利用者の判別を行い、サービス待ち利用者の人数から待ち時間を求める手法を提案した。望月ら[5]は、プローブ要求の Mac アドレスを匿名化するセンサーを開発した。施設内複数個所に設置されたセンサーから、収集されたプローブ要求の Mac アドレスを用いて同一端末から送信されたパケットの紐づけを行い、人流を解析する手法を開発した。

しかしながら、セキュリティ強化やプライバシー保護の観点からランダム Mac アドレス化が普及し、従来のプローブ要求を用いた人流解析や混雑度解析は導入が困難となった。そのため近年の研究は、プローブ要求の脆弱性に関する報告[6]が多い。また、ランダム Mac アドレスを考慮した端末台数推定手法として、先行研究で中田ら[7]は、プローブ要求に含まれる他の情報をもとに紐づけをすることで同一端末から送信されたパケットを推定する手法を考案し、駅構内での実証実験により有効性を検証した。この手法は、ランダム Mac アドレスの端末が少数の場合には適用可能なものの、普及が進んだ現状では困難なものとなる。また、FURUYA[8]らは、人の入れ替わりが少ない空間において取得されるパケット数から同一端末の群衆推定をする手法を提案した。これらの手法は、端末開発企業の仕様に左右されることも課題となる。

3. 濃煙空間での人流解析手法の検討

阪神高速の場合、AA 級トンネル区間は全長約 28km あり、これら全域で濃煙空間の避難者誘導に利用可能な人流解析技術が求められる。濃煙空間での人流解析に活用可能な技術・センサーとしては、動画解析（可視・赤外面像）、赤外線レーザーセンサー、ミリ波およびプローブ要求があげられる。技術選択の際には、検出精度と導入コストのトレードオフの関係を考慮する必要がある。動画解析を用いた人流解析は、技術が確立されているものの暗所で煙により視界が悪い濃煙空間において特殊カメラを利用する必要があり、導入コストが高くなる。赤外線レーザーセンサーは、濃煙空間での導入は可能なものの、遮蔽物がなく送受信機が近距離である必要があり、トンネル内環境での導入が困難

* 岩手県立大学 Iwate Prefectural University

† 阪神高速先進技術研究所 Hanshin Expressway Research Institute for Advanced Technology

‡ 阪神高速道路 Hanshin Expressway

である。ミリ波は、検出精度が高く人流解析において将来有望な技術であるものの、導入コストが高い点が課題となる。プローブ要求は、人間の動きそのものを検出する技術ではないものの、トンネル空間におけるモバイル端末の動きを安価で解析できる可能性があるため、一定区間ごとの広範囲にわたる人流解析には適している技術となる。その際、以下のことが懸念点としてあげられ、①および②に対して事前に計測実験を行った。

- ①トンネル環境のような閉所空間における電波伝搬への影響を調査する必要がある。
- ②濃煙がプローブ要求の周波数の電波に及ぼす影響は未調査である。
- ③ランダム Mac アドレスに対応した端末台数手法を考案する必要がある。

3.1 パケットキャプチャの開発

プローブ要求を収集するためのパケットキャプチャとして、株式会社イーアールアイの協力を得てプロトタイプを開発した。プロトタイプでは、Raspberry Pi 4にWi-Fi USB Dongleを接続した後、Wi-Fi 基地局として設定した。併せて、Wi-Fi 基地局のログ解析を即時性高く行うプログラムを組み込んでおり、この機器を用いて計測実験を実施し、データ収集をする。

3.2 濃煙空間における電波特性計測実験

濃煙空間を模した空間を準備し、プローブ要求の計測実験を行った。濃煙は密室空間でヘプタンを燃焼させることで発生させ、煙濃度を変化させながら、受信信号強度（以降、RSSI）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のみ有意差があった。しかしながら、RSSIの平均値の差は1.0程度であるため端末台数推定に大きな影響はないものと考察した。

3.3 トンネル空間における電波特性計測実験

神戸長田トンネルの2車線一方通行の道路トンネル（図1）にて、プローブ要求の計測実験を行った。まず、基礎データの収集実験として、パケットキャプチャとモバイル端末間の距離によるRSSIへの影響を計測した。地上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



図1 トンネル空間の実験環境

られた。次に、エリア判定の可能性検証のため、走行車線側にある監査路に30m間隔でパケットキャプチャを3台設置して、静止・歩行状態で計測実験を行った。走行車線側に端末がある場合のエリア判定は可能であるが、追越車線側に端末がある場合のエリア判定は困難であり、パケットキャプチャの設置方法や統計処理の検討が必要であると考察された。

4. モバイル端末台数推定手法

3章の結果より、濃煙空間におけるプローブ要求への影響は小さく、ランダム Mac アドレスに対応した端末台数推定が可能であれば有用な技術と思われる。その際、プライバシー情報として利用が困難である Mac アドレスやSSIDを利用せず、常に切り替わるモバイル端末の仕様に依存しないことが重要となる。そのため、本研究ではプローブ要求に含まれる特徴量を用いた機械学習による端末台数推定を提案し、これらを一定間隔で配置することで人流解析を実現することを目指す。

4.1 プローブ要求から取得する特徴量

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、その中で5つの情報を端末台数推定の特徴量として用いる（表1）。パケット長やHT Capabilityは、モバイル端末の製造企業の仕様により、ある一定の値をとる特徴量となる。一方、シーケンス番号やRSSIは時間経過とともに変化する特徴量となる。特徴量変換の方法として、時間に関してミリ秒に変換し、他の特徴量に関して正規化手法のMinmax Scalerを用いてデータの範囲を0から1の間に変換して用いる。

4.2 端末台数推定モデル

提案手法では、各パケットキャプチャで一定期間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は密度準拠のクラスタリングアルゴリズムで、k-meansと異なり事前にクラスター数の設定が不要で、複雑な形のデータでも分類が可能である。DBSCANには、半径と密度の2つのパラメータがあり、ある点を中心とした半径内にどれだけ点（密度）があれば1つのクラスターとみなすかを決定するものとなる。

表1 プローブ要求から得る情報

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。

4.3 端末台数推定と窓長

端末台数推定モデルを人流解析に利用する場合、各パケットキャプチャで時系列を考慮した端末台数推定が必要になる。そのため、一定期間に収集されたプローブ要求を対象に端末台数推定を行い、時間経過とともに対象期間をローリングする方式を用いる。この一定期間を窓長と呼ぶ。

5. 固定 Mac アドレスを用いた実験

5.1 実験目的

提案する端末台数推定手法のパラメータ設定方法の検証や精度を知るため、屋外（岩手県立大学グラウンド）において歩行時のデータ収集を行った。避難者を想定して、歩行時のデータ収集を行った。データ収集の際は、実験とは関係のない周辺のモバイル端末のプローブ要求と識別するため、各モバイル端末を固定 Mac アドレスに設定して実施した。収集データの正解ラベルとして Mac アドレスは利用するものの、端末台数推定には、利用しないものとする。

5.2 データセット

歩行者は、60m の距離を歩行速度 70m/分または 110m/分で直進する。モバイル端末として、AQUOS, HUAWEI P20, iPhone12, iPhone6, iPhone7, Nexus5, Pixel2, Zenfone5 の 8 種類を用い、各機種を用いて各歩行速度で 2 回計測、合計 32 (2 速度*8 種類*2 回) 回のデータ収集を行った。いずれの端末もウェイクアップ状態でデータ収集を行った。

収集データから特徴量変換を行うとともに組み合わせることで、1 から 24 台のモバイル端末が存在することを想定したデータを生成した。モバイル端末台数 n が 1 台および 2 台の場合は ${}_{32}C_n$ でデータセットを生成し、3 台以上の場合はランダムに抽出した 1,000 の組み合わせをデータセットとする。また、窓長は 15 秒および 30 秒とする。

5.3 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 2 (左) に示す。第 1 主成分は、端末機種依存のデータ、第 2 主成分は時系列依存のデータが影響していると考えられ、寄与率は 81% と 10% となった。他の事例でも同様の傾向が見られるが、同一端末のみの組み合わせの場合は寄与率が低くなる傾向がある。

5.4 クラスタ分析と一致率

主成分分析で得られたデータを用いて、DBSCAN にて端末台数推定をした結果の事例を図 2 (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数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。

5.5 端末台数推定

5.3 および 5.4 節の処理を、各データに実施する。図 3 に、窓長 15 秒の際の実際に観測された端末台数とクラスタ分析による端末推定台数の時間推移の事例を示す。この時系列データにおける観測端末台数と端末推定台数の差の平均を対象データにおける推定誤差と定義する。また、各端末台数のデータセットにおける推定誤差の平均値を平均推定

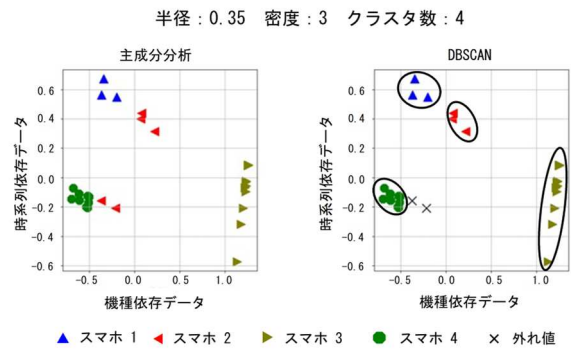


図 2 主成分分析 (左) と端末台数推定 (右)

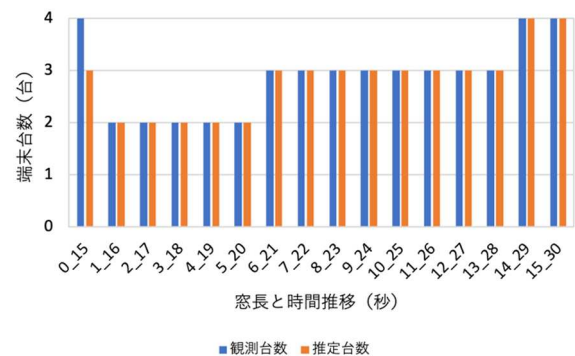


図 3 窓長と時間推移 (観測台数と推定台数)

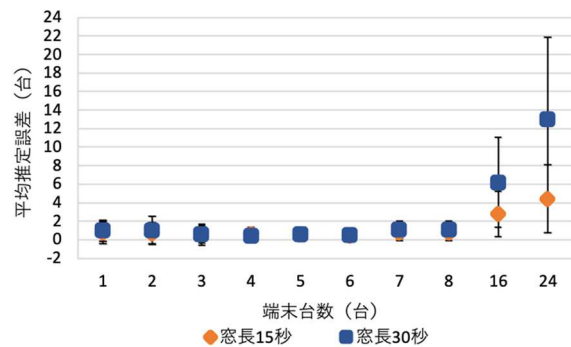


図 4 端末台数と平均推定誤差

誤差とする。図 4 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。端末台数が少ない場合は、平均推定誤差は小さいものの、台数が多くなるにつれ誤差が大きくなるのがわかる。また、窓長が長いほど、端末台数が大きい場合に誤差が大きくなる。

6. ランダム Mac アドレスを用いた実験

6.1 実験目的

固定 Mac アドレスを用いた実験により、提案する端末台数推定手法は、実際の端末台数が 8 台以下の場合には精度が高く推定可能なことが明らかになった。次に、ランダム Mac アドレスを用いて適用可能かを検証する。特に、プローブ要求の特性による前処理の追加および端末台数推定モデルのパラメータ (半径および密度) の固定化が可能かを検討し、端末台数推定の精度を検証する。実験は、5 章と同様の環境で実施する。

6.2 データセット

歩行者は、60m の距離を歩行速度 110m/分で直進する。モバイル端末として、ランダム Mac アドレスに対応しており国内シェアの高い iPhone13 mini, iPhone12, Xperia 10 II, Pixel6, Redmi Note 10 の 5 種類を用い、各機種で 10 回計測、合計 50 回のデータ収集を行った。各モバイル端末をランダム Mac アドレスに設定して実施するため、実験に関係ない周囲の端末のプロブ要求を RSSI とパケット長によりフィルタリングした。5 章と同様の組み合わせをデータセットとし、窓長は 15 秒とする。

6.3 ランダム Mac アドレスの前処理

ランダム Mac アドレスの場合のプロブ要求は、端末機種によってパケット送信間隔や Mac アドレスの切り替え方法が異なる。特に iOS と Android では大きく仕様が異なる。図 5 は、実験時の iPhone12 のプロブ要求の観測タイミングと RSSI の関係を示す。ランダム Mac アドレスの場合は、短い間隔で複数のプロブ要求を出し、Mac アドレスが切り替わることがある。今回の観測では、iOS で Mac アドレスあたり平均 1.49, Android で平均 5.8 回のプロブ要求を観測した。このことから、1 秒区間で観測したプロブ要求において Mac アドレスまたはパケット長が同一のものを 1 つのプロブ要求としてまとめ、まとめた個数を 6 つ目の特徴量として加えて主成分分析を行うこととする。その際、RSSI については平均値または最大値をとるものとする。

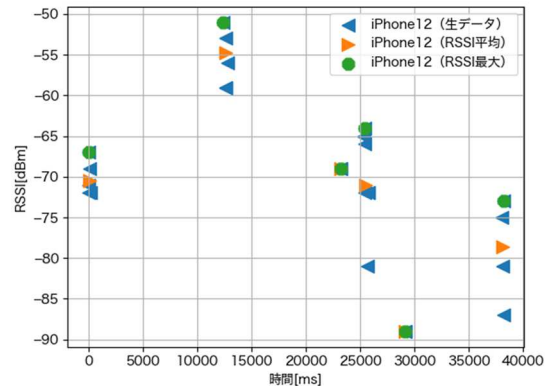


図 5 プロブ要求の観測タイミングと RSSI

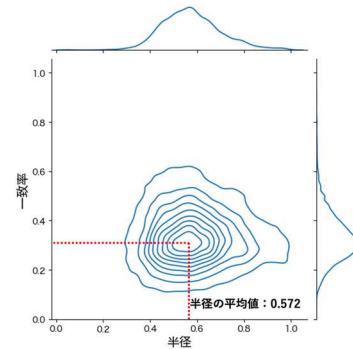


図 6 一致率と半径の関係 (密度 1・端末 8 台)

6.4 端末台数推定モデルパラメータの固定化

即時性の高い処理を行うためには、都度パラメータを探索することは困難であり、固定パラメータでクラスター分析を行うことが望まれる。そのため、密度に応じた適切な半径を設定した (図 6)。

6.5 端末台数推定

図 7 に上述の前処理およびパラメータ設定を行った場合の端末台数と平均推定誤差の関係の密度による影響を示す。固定 Mac アドレスと比較すると多少誤差はあるが 8 台までは最大 2 台の誤差で、8 台以降は誤差が 10 台前後と著しく大きくなるのがわかる。

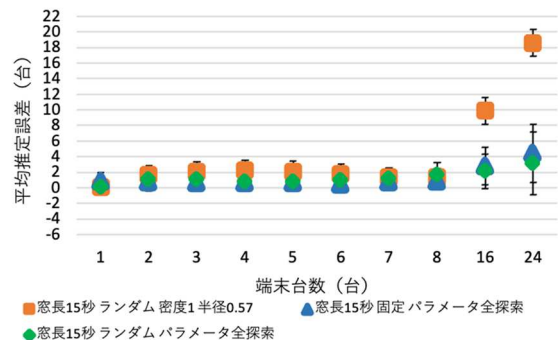


図 7 端末台数と平均推定誤差

7. おわりに

本研究では、プロブ要求を用いた機械学習によるモバイル端末台数推定手法を提案した。特に、濃煙空間に活用可能かどうかの検討およびプライバシーに配慮したプロブ要求における端末台数推定を実現した。Mac アドレスがランダム化された場合も、ある程度の台数までであれば精度の高い端末台数推定が可能であることがわかった。今後は、濃煙空間での利用を想定したシナリオベースの実証実験や端末台数が多い場合の推定手法への拡張に取り組みたい。また、複数パケットキャプチャを用いた人流解析の手法について検討を進める。

参考文献

- [1] ABEJA, "ABEJA INSIGHT for Retail", 株式会社 ABEJA, <https://www.abejainc.com/insight-retail-main>, (2023/06/06)
- [2] SoftBank, "人流統計サービス「全国うごき統計」", ソフトバンク株式会社, <https://www.softbank.jp/biz/services/analytics/ugoki/>, (2023/06/06)

- [3] 森本 哲郎, 辻本 悠佑, 白浜 勝太, 上善 恒雄, "Wi-Fi パケットセンサーを用いた人流解析と可視化", DEIM Forum 2015, F8-3 (2015)
- [4] 岡村健太, 沼尾雅之, "無線 LAN アクセスポイントを用いた店舗待ち時間予測", DEIM Forum 2016, H4-2 (2016)
- [5] 望月祐洋, 鬼倉隆志, 福崎雄生, 西尾信彦, "Wi-Fi パケット人流解析システムの実環境への適応", DICOMO2014, pp.1249-1257 (2014)
- [6] 中田 恵史, 岡本 東, 堀川 三好, "無線 LAN におけるプロブ要求を用いた混雑度推定", IPSJ SIG Technical Report, Vol.2018-MBL-87, No.1 (2018)
- [7] Jhanna Ansohn Mcdougall, Christian Burkert, Daniel Demmler, Monina Schwarz, Vincent Hubbe, and Hannes Federrath, "Probing for Passwords—Privacy Implications of SSIDs in Probe Requests", LNCS, Vol.13269 (2022)
- [8] Yuki FURUYA, Nonmember, Hiromu ASAHINA, Member, Masashi YOSHIDA, Student Member, and Iwao SASASE, "Indoor Crowd Estimation Scheme Using the Number of Wi-Fi Probe Requests under MAC Address Randomization", IEICE TRANS. INF. & SYST., Vol.E104-D, No.9 (2021)