

BLE アドバタイジングパケットを用いた 継続的運用可能な屋内人流・混雑度推定システムの設計と実装

林 虎太郎[†] 吉村 太斗[†] 立花 巧樹^{††} 呉 健朗^{††} 寺岡 莉玖^{†††}
細川 蓮^{†††} 諏訪 博彦^{†††} 松田 裕貴[†]

[†] 岡山大学 〒700-0082 岡山県岡山市北区津島中3丁目1-1

^{††} ソフトバンク株式会社 〒105-7529 東京都港区海岸一丁目7番1号

^{†††} 奈良先端科学技術大学院大学 〒630-0101 奈良県生駒市高山町8916-5

E-mail: [†]{kotaro.hayashi, taito.yoshimura}@cocolab.jp, yukimat@okayama-u.ac.jp,

あらまし 近年、店舗運営やマーケティング戦略の高度化のため、屋内環境の人流や混雑度を把握することが重要になっている。これに対し、低コストかつプライバシーに配慮した手法として、Bluetooth Low Energy (BLE) を活用した推定手法が期待されている。しかし、近年導入された MAC アドレスのランダム化への対応および、より高度な推定の実現に向けて人流や混雑度を推定するモデルの構築が不可欠となっている。既存手法の多くは、事前のデータ収集とモデル構築が運用と分離しており、対象環境での事前のデータ収集・構築プロセスを要することや、長期運用における店舗レイアウトの変化等に対応できないことが継続的運用における課題となっていた。こうした課題に対し、本研究では定常的な推定処理と、営業時間外などに行う非同期なモデル更新処理を分離して稼働させるシステムを構築した。本システムでは、運用の過程で継続的に収集される正解データを用いて、クラウド上で推定モデルを逐次更新・適応させるフローを実現している。また、動的ソルト (Salt) を用いたハッシュ化処理を導入することで、生の MAC アドレスを保存しない安全設計に基づき、複数センサ間での端末の同一性担保と社会的受容性への配慮の両立を図った。キーワード スマートシティ、人流推定、混雑度推定、屋内環境、Bluetooth Low Energy

Design and Implementation of a Continuously Operable Indoor People Flow and Crowdedness Estimation System Using BLE Advertising Packets

Kotaro HAYASHI[†], Taito YOSHIMURA[†], Koki TACHIBANA^{††}, Kenro GO^{††}, Riku TERAOKA^{†††},
Ren HOSOKAWA^{†††}, Hirohiko SUWA^{†††}, and Yuki MATSUDA[†]

[†] Okayama University Tsushima-naka 3-1-1, Kita-ku, Okayama, Okayama 700-0082, Japan

^{††} SoftBank Corp. Kaigan 1-7-1, Minato-ku, Tokyo 105-7529, Japan

^{†††} Nara Institute of Science and Technology 8916-5 Takayama-cho, Ikoma, 630-0101 Japan

E-mail: [†]{kotaro.hayashi, taito.yoshimura}@cocolab.jp, yukimat@okayama-u.ac.jp,

Abstract In recent years, understanding indoor people flow and crowdedness has become essential for advancing store management and marketing strategies. Estimation methods utilizing Bluetooth Low Energy (BLE) are expected as a cost-effective and privacy-conscious approach. However, building estimation models is required to address recent MAC address randomization and achieve higher accuracy. Many existing methods separate data collection and model construction from operation, requiring pre-deployment efforts in target environments and failing to adapt to layout shifts during long-term use. To address these challenges, this study developed a system that decouples operational estimation from asynchronous model updates executed outside business hours. This system enables estimation models to be continuously updated and adapted on the cloud using ground-truth data collected during operation. Additionally, by introducing hashing with dynamic salt, we achieved a secure design that avoids storing raw MAC addresses, ensuring cross-sensor device identification while maintaining social acceptance.

Key words Smart City, People Flow Estimation, Crowdedness Estimation, Indoor Environments, Bluetooth Low Energy

1. はじめに

近年、商業施設や公共施設などの屋内環境において空間の快適性・安全性の向上や、店舗運営・マーケティングの高度化を目的として、人々の滞在状況（混雑度）や移動軌跡（人流）を把握することの重要性が高まってきている。従来、これらの把握には人手による目視調査などが用いられてきたが、多大な人的コストが伴い、長期間にわたる連続的な観測は現実的ではない。この課題を解決する手段として、カメラや3Dセンサなどを用いた自動推定手法が普及しつつあるが、これらは機器の設置や運用にかかるコストが高いだけでなく、個人の身体的特徴を捉えることによるプライバシー侵害の懸念が導入の障壁となっている。[1]~[4]。そこで、低コストかつプライバシーに配慮したセンシング手法として、スマートフォン等のモバイル端末が発信する Bluetooth Low Energy (BLE) のアドバタイジングパケットを活用した人流・混雑度推定が広く研究されてきた[5],[6]。しかし、近年ではモバイル OS の仕様により MAC アドレスランダム化が標準化されているため、固定 MAC アドレスを前提とした単純なカウントによる把握は難しくなっている。そのため、現在では受信信号強度 (RSSI) などの統計的特徴量を用いて空間の混雑度を推定するモデル化のアプローチや、パケットの付加情報等を用いてランダム化された MAC アドレスの紐付けを行い人流を推定するアプローチが提案されている[7]。しかし、これらの推定技術に基づく実用的なシステムを屋内で長期間運用する上では、実環境における推定モデルの適応性とデータ収集コストが依然として大きな障壁となる。既存の手法の多くは、「事前の正解データ収集」「モデル構築」「システムへの適用」というフェーズが完全に分離した運用を前提としている。この方式では、初期導入時に対象環境でのアノテーション作業を要するだけでなく、運用開始後の店舗レイアウトの変更や客層の変化に対してシステムを柔軟に適応させることが難しく、長期的な運用において推定精度が劣化していくという課題を抱えていた。そこで本稿では、対象環境ごとの事前学習フェーズを必須としない「継続的運用可能な屋内人流・混雑度推定システム」を提案する。本システムでは、センサデバイスの初期導入のみでシステムを稼働させ、その後の運用過程においてクラウド上で推定モデルを継続的に成長させるアプローチをとる。具体的には、社会受容性に配慮した動的ソルト (Salt) に基づくハッシュ化を用いたデータ収集と、運用データを用いた非同期での再学習を行う。これにより、初期導入時の事前データ収集・モデル構築コストを削減し、環境変化に柔軟に対応する仕組みを構築する。

2. 関連研究

2.1 カメラ・3Dセンサを用いた混雑度・人流推定

コンピュータビジョン分野においては、画像解析による混雑度や人流の推定が広く研究されている。Sindagi ら [1] は、複数の畳み込みニューラルネットワークの構成要素を融合して群集密度と人数を推定する手法を提案している。また、人の移動軌跡の追跡においては、Xie ら [2] が複数カメラ間の人物再同定

技術を用いたシステムを提案している。一方、プライバシーへの配慮や対象者の監視感の低減を行えるシステムとして、永田ら [3] が 3D 通過センサを、Yamaguchi ら [4] が LiDAR を用いた人流推定手法を提案するなど、非画像ベースの推定手法も検討されている。しかし、画像や点群データを取得するこれらの手法は空間分解能に優れる反面、専用機器の設置やデータの演算処理に伴う初期・運用コストの高さが課題となる。さらに、カメラ映像等の利用はプライバシー侵害のリスクや社会的受容性の低さが懸念されており、これらが多様な屋内店舗へ広く展開する際の大きな導入障壁となっている。

2.2 BLE・Wi-Fi を用いた混雑度・人流推定

モバイルデバイスが発信する Wi-Fi や Bluetooth Low Energy (BLE) のパケットを活用した RF センシング手法も広く提案されてきた。Weppner ら [5],[8] や Handte ら [9], Longo ら [10] は、モバイルデバイスの発信する BLE や Wi-Fi パケットの MAC アドレスの受信状況に基づき特定空間内における群集密度を推定する手法を提案している。Demrozi ら [11] は BLE 送信機・受信機を環境側に配置した室内における高精度な人数推定手法を提案している。人流推定に関しては、Versichele ら [6] が複数のスキャナを用いた近接ベースのデバイスストラッキング手法を提案している。しかし、近年におけるプライバシー保護を目的とした MAC アドレスのランダム化の標準化に伴い、固定 MAC アドレスに依存する従来手法は、その有効性が低下している。この課題に対し、現在では混雑度推定と人流推定のそれぞれで新たなアプローチが模索されている。混雑度推定においては、受信信号強度 (RSSI) やパケット到達頻度などの統計的特徴量を抽出し、機械学習等を用いて推定する手法が検討されている。著者らの研究グループでは、公共空間 [12] や公共交通機関 [13],[14] を対象とした推定モデルの構築・評価を行ってきた。また人流推定においては、ランダム MAC アドレスの紐付けアルゴリズムに基づく都市空間での人流推定 [15] や、バスの OD (Origin-Destination) データの推定手法 [16] を提案してきた。このように、MAC アドレスがランダム化された環境下でも機能する手法を検討し、実証実験を通じてその基礎的な有効性を確認してきた [7]。一方で、これらの取り組みにおけるデータの解析やモデルの更新は事後的なオフライン処理にとどまっており、環境変化に追従しながら継続的に稼働し続けるシステム構成の検討には課題を残していた。

2.3 本研究の位置付け

これまで我々の研究グループが提案してきた既存手法は、「事前の正解データ収集」「モデル構築」「システム適用」という段階が完全に分離されていた。この方式では、初期導入時に対象環境でのアノテーション作業を要するだけでなく、運用開始後の店舗レイアウトの変更や季節による客層・客量の変化に対して継続的にモデルを適応させる仕組みが欠如していた。特に屋内環境においては、壁や什器による電波の反射や減衰が複雑に生じるため、一度構築した推定モデルが混雑度および人流の双方において、長期にわたって有効性を保ち続けるかについては懸念があった。さらに、人流推定においては我々の従来研究は

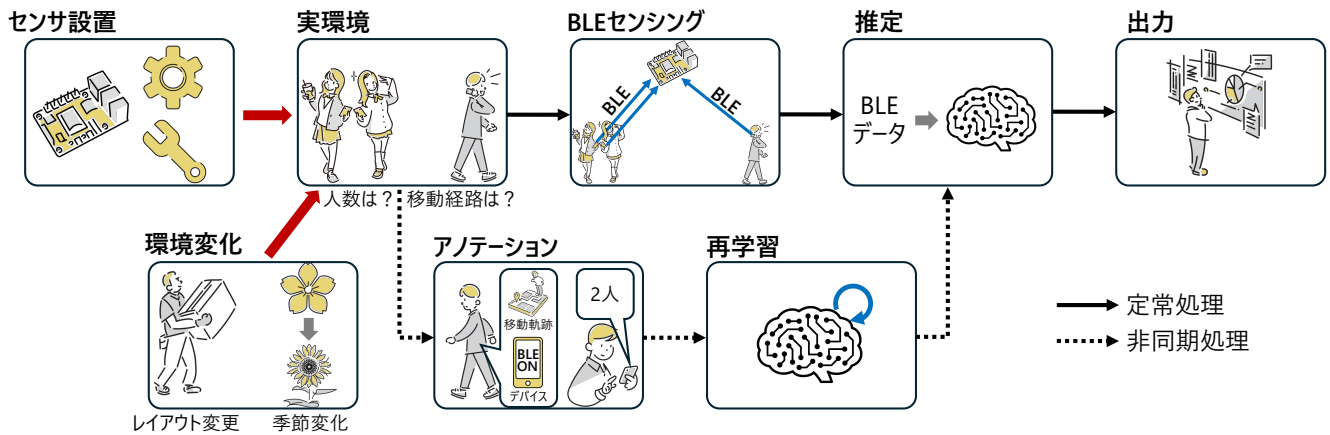


図 1: 提案システムの情報処理フロー

主に屋外空間を対象としていたため平面的な移動の把握にとどまっていた。そのため、本研究が対象とする屋内環境で新たに求められる複数階層にわたる立体的な移動の把握は、未着手の課題として残されていた。そこで本稿では、対象環境での事前の学習プロセスを必須としない「継続的運用可能な屋内人流・混雑度推定システム」を提案する。本システムは、センサデバイスの初期導入のみで稼働を開始し、その後の運用過程においてクラウド上で推定システムを継続的に更新・適応させることにより継続運用を可能にする。具体的には、各エッジセンサから BLE ストリームデータをクラウドへ常時送信・蓄積しつつ、運用と並行してアノテーションデータを逐次入力できる機構を導入した。さらに、営業時間外などに非同期バッチ処理を行い混雑度・人流の推定エンジンの更新を実行するシステム構成を設計した。これにより、初期導入時のデータ収集コストやデバイスの物理回収を不要とし、多様な屋内環境への容易な展開を実現するとともに、長期的な環境変化にも適応可能なシステムの構築を目指す。

3. 提案システム

本稿では、対象環境ごとの事前のデータ収集およびモデル構築を必須とせず、かつ稼働後の実環境の変化に継続的に適応可能な屋内人流・混雑度推定システムを提案する。

3.1 提案システムの概要

本システムの全体的な情報処理フローを図 1 に示す。本システムにおける処理は、連続的に稼働する定常処理と、任意のタイミングでモデルを更新する非同期処理という、実行頻度と役割の異なる二つのプロセスによって構成され、これらが相互に連携して稼働する。定常処理は、エッジセンサからの BLE データを用いて、日々の人流・混雑度の推定と出力を連続的に行うメインプロセスである。一方、非同期処理は、システムの運用を継続する中で、推定精度を向上させるための改善プロセスである。運用と並行してアノテーションを蓄積し、営業時間外等に再学習を行うことで、最適化された推定モデルを定常処理へとフィードバックする。この継続的な改善サイクルにより、稼働初期のモデル精度を段階的に上昇させるとともに、運用中に

生じる店舗レイアウトの変更等の環境変化にも適応していくことが可能となる。このように、2つの処理を分離しつつ循環させるアーキテクチャにより、日々のシステム運用を停止させることなく、継続的な精度向上とモデルの成長を実現する。

3.2 定常処理

定常処理は、システムの基本的機能を提供する連続的なデータ処理系である。本システムは初期導入時において、対象環境でのアノテーションからモデル構築に至る事前のプロセスを必須とせず、別環境で構築した初期モデルを初期値として適用することで、対象環境における事前学習を行わずに速やかに稼働を開始する。導入直後の推定精度は限定的となるが、稼働後の非同期処理による再学習を通じて、段階的に対象環境へと適応していく設計である。稼働後、店舗等の屋内実環境に設置されたエッジセンサは、対象空間内で BLE パケットを常時収集する。収集されたデータはクラウド上の推定エンジンへと連続的に入力される。ここでは、稼働中の最新モデルを用いた混雑度の逐次推定や、収集データに基づく人流の推定が行われ、実環境における混雑状況や移動傾向が継続的に出力される。

3.3 非同期処理

非同期処理は、推定エンジンの精度向上、および稼働後のレイアウト変更や季節変化といった環境変化への適応を目的とした、改善サイクルである。システムの定常稼働中、現場スタッフ等のアノテータは、対象空間内の混雑度を目視等により正解データとして逐次入力する。また、人流に関しては、アノテータが BLE 発信端末を携帯して対象エリア内を移動し、その際の移動軌跡を記録する。この記録された軌跡と受信したパケットデータの識別子を照合することで、人流の正解データを作成する。蓄積されたこれらのデータは、営業時間外などの非同期なタイミングでバッチ処理され、推定エンジンの再学習等に用いられる。再学習によって最適化された推定エンジンは定常処理へと適用され、システムの運用を停止することなく継続的な精度向上を実現する。

4. システム構成と実装

本章では、システム構成と実装の詳細について述べる。図 3

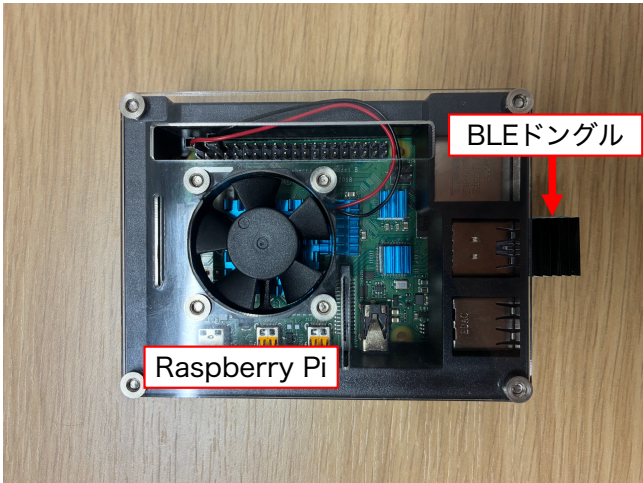


図 2: センサデバイスの外観

に、構築したシステムの全体構成図を示す。本システムは、現場のデータを収集するエッジセンサ層、データの蓄積と推定処理を行うクラウドバックエンド層、およびユーザとのインターフェースを提供するクライアント層の3層で構成される。

4.1 エッジセンサ層

エッジセンサ層は、実環境における BLE アドバタイジングパケットを常時収集する役割を担う。本システムではセンサデバイスとして Raspberry Pi 4 Model B または Raspberry Pi 5 に Bluetooth 4.0+EDR/LE Class1 に対応した外部 USB アダプタ (BUFFALO 社製, BSBT4D100) を装着したものをを使用した (図 2)。BLE パケットの取得には Python ベースの非同期処理ライブラリである Bleak^(注1) を利用した。実環境におけるモバイル端末は、省電力化の目的でアドバタイジングパケット内のペイロードを省略することが多い。このデータ欠損に対処するため本実装では Bleak が取得する広告データ (リアルタイム情報) を収集しつつ、欠損が生じたフィールドに関しては、Linux の標準 Bluetooth スタックである BlueZ^(注2) が保持するプロパティ情報で補完を行うロジックを実装した。取得・保持する主要なデータ項目は表 1 の通りである。なお、BLE アドレスやローカル名など、プライバシーに関わる可能性のある識別情報は、すべてエッジデバイスで不可逆なハッシュ化を行った上で送信する設計にしている。これについては 4.3 節で詳述する。さらに、店舗内でのネットワークの瞬断や一時的な障害によるデータロストを防ぐため、エッジセンサにはローカルバッファを実装している。取得した BLE データは一度ローカルバッファに書き込まれ、別プロセスが並行してクラウドへの送信を行う。また、常時稼働のため送信が正常に完了したデータのみがバッファから定期的な削除される仕組みを実装した。

4.2 クラウドバックエンド層

クラウドバックエンド層は、同一店舗内に設置された複数台のエッジセンサから API 経由で継続的に送信されるデータを NoSQL データベースに集約し、定常処理および非同期処理を

表 1: データ項目

データ項目	主な用途・特記事項
検知時刻	混雑度および人流推定の基準時刻 (UTC)
BLE アドレス	同一デバイスのトラッキング (ハッシュ化)
RSSI	電波強度に基づくセンサデバイスとの距離推定
端末付加情報	同一端末推定・ノイズフィルタリング

実行する。本層では送信された BLE データに基づき、混雑度および人流の推定を行う。

4.2.1 混雑度推定モジュールの設計

混雑度推定では、特定時間ウインドウ内に各エッジセンサが検知した MAC アドレス (エッジセンサでハッシュ化済) の数、およびその RSSI の分布などを特徴量として用い機械学習によって空間内の人数を推定する。ここで用いる入力特徴量は、著者らの過去の研究 [17][18] を基にしている。また、逐次的に収集されるアノテーションデータを用いて、バッチ処理により再学習を行うことで、モデルを定期的に更新し、推定精度が段階的に上昇していく設計としている。

4.2.2 人流推定モジュールの設計

人流推定では、同一の MAC アドレスが店舗内のどのセンサで、いつ検知されたかという遷移を分析する。複数台センサ間でタイムスタンプと RSSI を統合することにより、BLE 発信デバイスを持つユーザが屋内をどのような移動軌跡で移動したのかを推定する。近年、モバイル端末はプライバシー保護のため MAC アドレスをランダム化させるため、本システムでは検知時刻、RSSI、端末付加情報等を用いた MAC アドレス紐付け手法を採用する。本システムにおける人流推定の基本ロジックは、著者らの過去の研究 [15] を基にしている。本提案システムはこの手法を複数階層屋内環境に適用することを想定しているため、壁面や什器による電波の反射、複数階層の移動といった屋内環境特有の課題に柔軟に対処できる構成が必要となる。これを実現する具体的な適応メカニズムとして、非同期のパラメータ更新モジュールでは、アノテータが記録した正解の移動軌跡と、収集された BLE データをマッチングさせる。この過程で同一端末で生じた MAC アドレスの変化を正解データとして抽出し、異なるアドレス同士を正しく紐づけるための推定パラメータを更新する。

4.3 プライバシー保護と同一性担保

本システムでは安全設計の観点から、クラウドへのデータ送信前にエッジデバイス内で MAC アドレスに対し不可逆なハッシュ化を施している。この際、各センサが独自の Salt を用いてハッシュ化を行うと、同一デバイスが複数センサを跨いで移動した際に異なるハッシュ値が得られるようになるため、4.2.1 項で述べた混雑度推定におけるアドバタイジングパケットの重複排除が困難になるほか、4.2.2 項で述べた人流推定が不可能になってしまう。この課題に対し、本システムでは、生の情報をシステム内に保持し続けられない安全設計に基づき、クラウドバックエンド層で Salt を一元管理するアーキテクチャを実装した。これにより、複数センサ間での同一性担保と社会受容性への配

(注1) : <https://bleak.readthedocs.io/en/latest/>

(注2) : <https://www.bluez.org/>

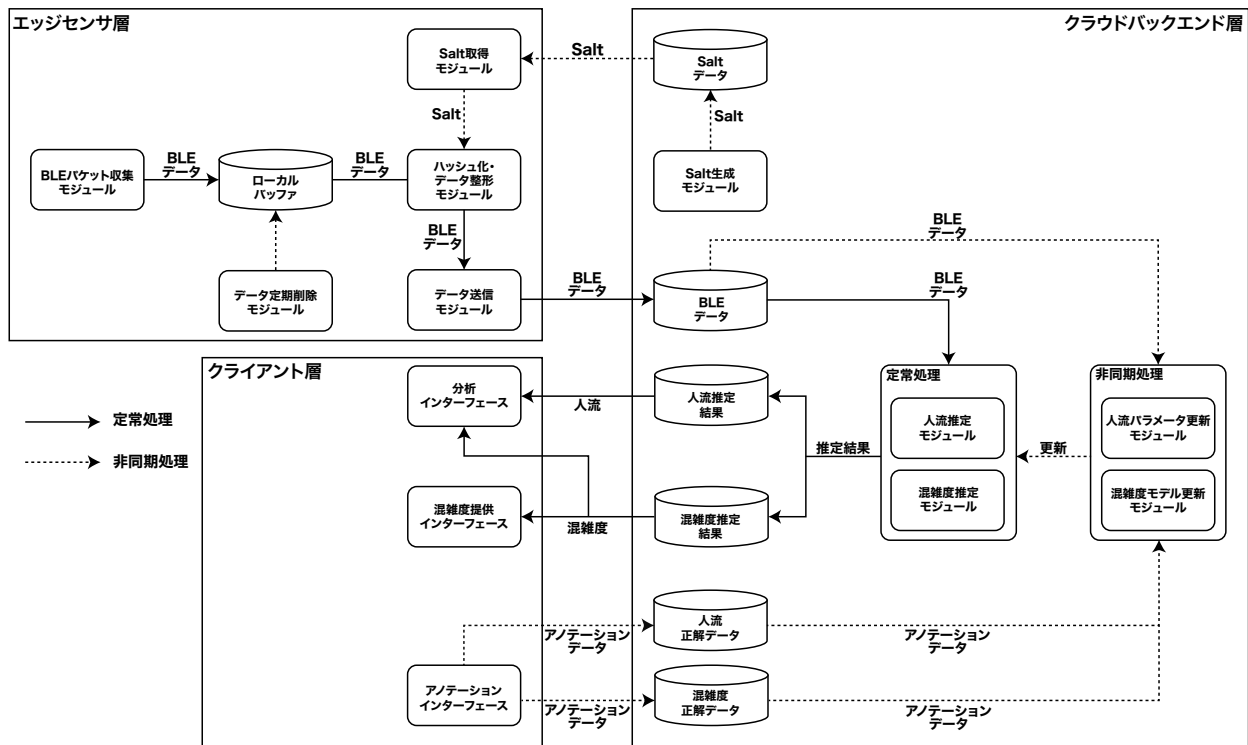


図 3: 提案システムのアーキテクチャ

慮の両立を図る。具体的には、クラウド上の Salt 生成モジュールが一定周期で共通の Salt を生成し、同一店舗内の全エッジセンサが API 経由でこれを定期的に取得する。各センサは、取得した MAC アドレス、ローカル名にこの共通 Salt を付与してハッシュ化を行い、BLE データをクラウドへ送信する設計としている。この設計により、同一店舗内では複数センサ間で共通のハッシュ値が共有されるため人流トラッキングが機能する一方で、一定期間で Salt が更新されるため、不要な長期追跡をアーキテクチャレベルで防ぐ仕組みを実現している。

4.4 クライアント層

クライアント層は、クラウドバックエンド層で蓄積・処理されたデータを出力活用するインターフェースおよびシステム再学習のための正解データを入力するエンドポイントとして機能する。本システムでは、利用者の役割と必要とされるデータの粒度に応じて以下の 3 つを想定している。

■ アノテーションインターフェース (アノテータ)

本システムにおける非同期処理 (パラメータ更新) の起点となるアノテーションデータ入力用のインターフェースである。アノテータは混雑度推定用のデータ (場所・人数) および人流推定用のデータ (移動軌跡) をクラウドデータベースに送信する。

■ 混雑度提供インターフェース (利用者)

屋内空間の利用者、来訪予定者に対して、最新の混雑状況を提供するインターフェースである。具体的な実装形態として、対話型 AI エージェントを介して API 経由で最新の混雑度を取得し回答する機能を想定している。

■ 分析インターフェース (管理者)

屋内空間の管理者等が、蓄積された人流および混雑度データを

活用するためのインターフェースである。継続的にストックされたデータを用いることで、「特定の時期・時間帯における混雑度の比較」や「特定エリア間の動線トレンドの変化」といった高度な分析を可能にし、店舗レイアウトの改善や人員配置の最適化に寄与する。

5. 予備実験と今後の展望

本提案システムの基盤部の実現可能性を確認するため、エッジセンサのプロトタイプを構築し、NoSQL データベースへデータを送信・蓄積する予備実験を行った。本実験において NoSQL サーバに蓄積された BLE パケットの例を、図 4 に示す。addr_h (MAC アドレス)、name_h (ローカル名) のようなフィールドに示されるようにシステムの安全設計に基づくハッシュ化処理が正常に機能し、少なくとも、エッジセンサで取得した BLE パケットをハッシュ化した上で NoSQL データベースへ継続的に送信・蓄積できることを確認した。一方で、混雑度推定および人流推定の精度評価は今後の課題である。今後の展望として、実際の屋内環境に複数台のエッジセンサを設置し、提案システムの実証実験を進めることを検討している。この実験を通じて、取得したアノテーションデータを用いた再学習により、混雑度や人流の推定精度がどの程度向上するのかを評価していく方針である。さらに、実運用における効率的なアノテーションのあり方を検討するため、どの程度の間隔で収集するのが適切かを確かめる検証も併せて検討していく。具体的には、実環境において高頻度で取得した正解データをオフライン分析において段階的に間引いて再学習を行い、精度向上が飽和する最適なアノテーション頻度を探るアプローチを構想している。また、屋内

```

{
  "_id": {},
  "ts": 1773722272.570154,
  "addr_h": "7374e661293213d2cd385167dc36fde01744b7b17c1e3317cd06c093e68983cc",
  "rss1": -54,
  "addr_type": "random",
  "name_h": "beabd88ab60f26c28e1be812f7c450d5e59cb3bf1304adc4dd1e6337951b61a9",
  "legacy": false,
  "adv_flags": "1a",
  "manuf": [
    {
      "id": 76,
      "data": "09081303ac1789cb1b581608002f2b2760733e67"
    }
  ],
  "_received_at": 1773722335.178781,
  "scanner_id": "scanner_001"
}

{
  "_id": {},
  "ts": 1773722272.586347,
  "addr_h": "e66bb2810b3e75ff3503430e8ea2e7da8ac319787e9aa6141128266d6ed6b6",
  "rss1": -61,
  "addr_type": "random",
  "name_h": "5b0afb172f84c28f0411c72a07b70af33caea2641b028406d3cf497a391a1f",
  "legacy": false,
  "adv_flags": "1a",
  "manuf": [
    {
      "id": 76,
      "data": "160800a1f39b2915b128"
    }
  ],
  "_received_at": 1773722335.178781,
  "scanner_id": "scanner_001"
}

```

図 4: JSON データの例

実環境での運用に向けては、屋内特有の物理的課題の解決も不可欠となる。例えば、壁や什器による電波の反射による RSSI の急激な変動や、複数階層のフロア間を移動する立体的な移動軌跡の推定などが挙げられる。これらの課題に対して、RSSI や端末付加情報を用いた MAC アドレス紐付けのアルゴリズムを適用し、屋内特有の環境下における有効性を検証していく方針である。

6. おわりに

本稿では、対象環境ごとの事前学習プロセスを必須とせず、稼働後の環境変化に継続的に適応可能な屋内人流・混雑度推定システムを提案した。エッジセンサ層、クラウドバックエンド層、クライアント層の 3 層からなるアーキテクチャを設計し、定常的な推定処理と、営業時間外などの非同期なモデル更新処理を分離して稼働させる仕組みを構築した。また、動的 Salt を用いたハッシュ化機構を導入し、生の MAC アドレスを保存しない安全設計を徹底することで、複数センサ間での同一性担保による人流トラッキングと、実運用における社会的受容性への配慮を図る仕組みを実装した。今後は、提案システムを用いた実証実験を通じて、アノテーション頻度と推定精度の関係性を定量的に明らかにし、実店舗等の複雑な屋内環境における本システムの有用性を検証していく。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 (JP24K20763)、JST 共創の場形成支援プログラム (JPMJPF2115) の助成を受けて行われたものです。

文 献

- [1] V.A. Sindagi and V.M. Patel, "Generating High-Quality Crowd Density Maps Using Contextual Pyramid CNNs," Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, pp.1861–1870, 2017.
- [2] Z. Xie, Z. Ni, W. Yang, Y. Zhang, Y. Chen, Y. Zhang, and X. Ma, "A Robust Online Multi-Camera People Tracking System With Geomet-

- ric Consistency and State-aware Re-ID Correction," Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp.7007–7016, CVPR '24, June 2024.
- [3] Y. Nagata, T. Yonezawa, and N. Kawaguchi, "Person-Flow Estimation with Preserving Privacy Using Multiple 3D People Counters," Science and Technologies for Smart Cities, pp.615–634, 2021.
- [4] H. Yamaguchi, A. Hiromori, and T. Higashino, "A Human Tracking and Sensing Platform for Enabling Smart City Applications," Proceedings of the Workshop Program of the 19th International Conference on Distributed Computing and Networking, pp.1–6, ICDCN '18, 2018.
- [5] J. Weppner and P. Lukowicz, "Bluetooth Based Collaborative Crowd Density Estimation with Mobile Phones," 2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, pp.193–200, PerCom'13, ACM, 2013.
- [6] M. Versichele, T. Neutens, M. Delafontaine, and N. Van de Weghe, "The use of Bluetooth for analysing spatiotemporal dynamics of human movement at mass events: A case study of the Ghent Festivities," Applied Geography, vol.32, no.2, pp.208–220, 2012.
- [7] Y. Matsuda, H. Suwa, K. Hayashi, T. Yoshimura, A. Yoshihara, and I. Arai, "Estimating People Flow and Crowdedness for Various Urban Environments based on BLE Signal Sensing: Practical Studies," IEICE Transactions on Communications, vol.E109-B, no.2, pp.161–170, 2025.
- [8] J. Weppner, B. Bischke, and P. Lukowicz, "Monitoring Crowd Condition in Public Spaces by Tracking Mobile Consumer Devices with WiFi Interface," Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct, pp.1363–1371, UbiComp '16, 2016.
- [9] M. Handte, S. Foell, S. Wagner, G. Kortuem, and P.J. Marrón, "An Internet-of-Things Enabled Connected Navigation System for Urban Bus Riders," IEEE Internet of Things Journal, vol.3, no.5, pp.735–744, 2016.
- [10] E. Longo, A.E. Redondi, and M. Cesana, "Accurate occupancy estimation with WiFi and bluetooth/BLE packet capture," Computer Networks, vol.163, p.106876, 2019.
- [11] F. Demrozi, C. Turetta, F. Chiarani, P.H. Kindt, and G. Pravadelli, "Estimating Indoor Occupancy Through Low-Cost BLE Devices," IEEE Sensors Journal, vol.21, no.15, pp.17053–17063, 2021.
- [12] Y. Matsuda, K. Ueda, E. Taya, H. Suwa, and K. Yasumoto, "BLECE: BLE-Based Crowdedness Estimation Method for Restaurants and Public Facilities," The 14th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking, pp.1–6, ICMU '23, 2023.
- [13] Y. Kanamitsu, E. Taya, K. Tachibana, Y. Nakamura, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto, "Estimating Congestion in a Fixed-Route Bus by Using BLE Signals," Sensors, vol.22, no.3, p.881, 2022.
- [14] E. Taya, Y. Kanamitsu, K. Tachibana, Y. Nakamura, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto, "Estimating Congestion in Train Cars by Using BLE Signals," 2022 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities Workshop (DI-CPS), pp.1–7, 2022.
- [15] K. Hayashi, T. Yoshimura, H. Kobayashi, R. Imamura, M. Itou, K. Ushijima, H. Suwa, and Y. Matsuda, "People Flow Estimation in Urban Environments Using BLE Advertising Packets," International Journal of Activity and Behavior Computing, pp.1–17, 2026.
- [16] T. Yoshimura, K. Hayashi, I. Arai, and Y. Matsuda, "Origin–destination estimation for route buses using ble advertising packets: A case study on two real-world routes," 2025 Fifteenth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), pp.1–6, 2025.
- [17] 寺岡莉枝, 細川蓮, 立花巧樹, 呉健朗, 林虎太郎, 吉村太斗, 諏訪博彦, 松田裕貴, "BLE センシングによる人数・体感混雑度推定: 三種空間の比較実験," 第 33 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS'25), pp.229–236, 2025.
- [18] 上田健太郎, 松田裕貴, 伊勢田氷琴, 立花巧樹, 呉健朗, 須田哲生, 古野雅人, 諏訪博彦, "BLE 受信状況を用いた混雑度推定手法のオフィスのオープンスペースへの適用," 第 46 回社会における AI 研究会 (SIG-SAI), pp.1–7, 2023.