

# ゴミ収集車を活用した Wi-Fi データ収集によるスマートフォン向け自宅住所照合システム

d-hacks B2 aokiti menter: hhiromasa

## 概要

本研究では、住所の居住者のみが自宅のごみ排出量を把握できるシステムの開発を目指す。現在、神奈川県藤沢市において、ゴミ収集車後方に設置したドライブレコーダーを活用して、ごみ排出量をリアルタイムに分析可能なセンシング基盤の実証実験が行われている。一方、これらのデータを基に住民向けに自宅のごみ排出量を可視化するサービスを提供する上では、悪意ある利用者がサービスを通じて、自宅外の住所のごみ排出量データを不正に参照できない仕組みが求められる。

本システムはこの課題に対応するために、スマートフォン上で接続した自宅 Wi-Fi の BSSID を認証することによる、即時検証可能な住所確認アルゴリズムを提案する。定期巡回するゴミ収集車を活用して Wi-Fi の BSSID と GPS データを紐づけて自動収集することで、Wi-Fi マップを作成する。大学のキャンパス内においてシステム動作の検証を行い、70% の成功率で認証できることが明らかとなった。

## 1 背景

都市部におけるゴミ収集業務は、住民の生活環境を支える重要な公共サービスである。日本では、地域によってゴミ収集方式が異なり、ステーション収集や戸別収集が採用されている。ステーション収集は、複数の家庭から出たごみを予め決められたゴミ集積場にまとめて回収する方式であり、戸別収集は各家庭が自宅の前にごみを置くことで回収を行う方式である。日本では年々、高齢者や共働き世帯のご

み出し労力を軽減し、ごみ集積所の管理負担を削減することを目的として、戸別収集を導入する自治体が増加している [1][2]。

戸別収集の導入に伴い、行政やゴミ収集業者向けに ICT 技術を活用した各地域のごみ排出データの管理や分析が進んでいる。細粒度ごみ排出量データを活用した地域ごみ管理・収集・減量のデジタル推進基盤「ごみゼロ湘南」プロジェクトでは、藤沢市・鎌倉市・横須賀市の 3 つの都市において、13 台のゴミ収集車にセンシングデバイスを搭載し、実証実験が行われている。K. Mikami らの DeepCounter I [3] では、ゴミ収集車の車両後方に搭載されたドライブレコーダーから取得された動画データを活用し、各家庭のごみ収集個数を自動でカウントするシステムが実装された。また、W. Huang らの DeepCounter II [4] では、MQTT を用いてゴミ排出量データをリアルタイムに収集・分析するセンシングネットワークが構築され、行政向けの可視化基盤が運用された。これらのシステムは行政や業者向けのものであり、市民自身が毎日のごみ削減やリサイクルへの意識向上を図るためには、日々のごみ排出量や収集状況を把握できる仕組みが求められる。

しかしながら、ごみ排出量データは個人の生活状況や行動パターンが推測される可能性があり、適切な住所確認の仕組みを導入しない場合、空き巣などの犯罪行為に悪用されるリスクが懸念される。プライバシー保護の観点から、他の家庭のデータが不正に閲覧されるリスクを回避するための適切なアプローチの検討が必要である。

本研究の目的は、住所の居住者のみが自宅のごみ排出量を把握できる応用基盤を実装することであ

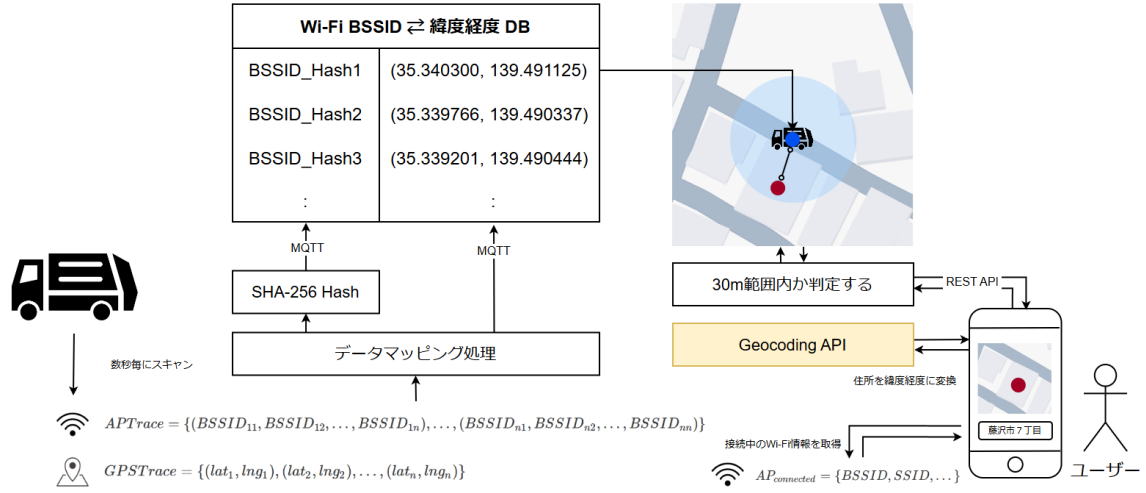


図 1: 提案する Wi-Fi BSSID を用いた住所確認システム. ゴミ収集車から各住所でのゴミ回収時に BSSID のリストと GPS による緯度経度情報が取得される.

る. そこで, DeepCounter I [3] と DeepCounter II [4] を用いて収集された各家庭のごみ排出量データをもとに, 自宅で出たごみ排出量を可視化できる住民向けアプリケーションの開発を行う. また, 悪意のあるユーザーが本アプリケーションを通じて, 他の住所のごみ排出量データを参照できないようにするための仕組みとして, ゴミ収集車による Wi-Fi データ収集を活用した自宅住所確認システムを提案する.

本研究の貢献は以下である.

- ゴミ収集車から自動的にセンシングされた各家庭のごみ排出量データを活用し, 自宅のごみ排出量を可視化できる住民向けアプリケーションを開発する.
- スマートフォン上で自宅住所を即時に確認できる仕組みとして, 定期巡回するゴミ収集車による Wi-Fi 情報の収集を行い, 自宅 Wi-Fi との接続認証による住所確認システムを提案する.
- 従来のウォードライビングや参加型センシングと比較して, 定期更新が可能かつ住所確認の用途に限定した Wi-Fi BSSID データ収集および蓄積手法を実装する.

## 2 提案手法

定期的に巡回するゴミ収集車を利用して各住所の Wi-Fi BSSID を収集し, ユーザー端末が接続している自宅 Wi-Fi の BSSID と一致するかを検証することで, 住所を確認するシステムを提案する. 家庭用 Wi-Fi は通常, AES 暗号化によって通信データを保護しており, ユーザーが設定したパスワードを知る住宅の居住者のみがネットワークを利用できる. 本研究では, 認証が必要な Wi-Fi に接続したユーザーをその住宅の居住者と同定し, 正確で効率的な住所確認を実現することを目的とする.

### 2.1 ゴミ収集車組み込みデバイス

ごみ排出量データ収集基盤 DeepCounter I [3] および DeepCounter II [4] において, ゴミ収集車に搭載された組み込みデバイスの NVIDIA Jetson TX2 EDGEPLANT を活用する.

まず, DeepCounter I によって最後のゴミの回収が検出された時に, 周辺 Wi-Fi アクセスポイントの BSSID リスト (1) と, GPS から取得した緯度・経度 (2) を記録する.

$$APTrace = \{(BSSID_{11}, \dots, BSSID_{1n}), \dots, (BSSID_{n1}, \dots, BSSID_{nn})\} \quad (1)$$

$$GPSTrace = \{(lat_1, lng_1), (lat_2, lng_2), \dots, (lat_n, lng_n)\} \quad (2)$$

次に、ゴミ収集車が定期的に各エリアを巡回して収集したデータ構造 (3) を、(2) の構造に変換する。また、BSSID は組み込みデバイス上で SHA-256 を用いてハッシュ化し、元の Wi-Fi 情報が推測されないように処理を施す (5)。定期巡回の収集において、異なる GPS 位置で同一の BSSID が検出された場合は、過去の収集データと照合し、信頼性が低い新規の Wi-Fi アクセスポイントを不正に変更された可能性があるとなす。

$$TraceMap = \{(lat_n, lng_n) : (BSSID_{n1}, \dots, BSSID_{nn})\} \quad (3)$$

$$LocationMap = \{BSSID\_Hash_n : (lat_n, lng_n)\} \quad (4)$$

$$BSSID\_Hash_n \leftarrow sha256(BSSID_{nn}) \quad (5)$$

最後に、DeepCounter II によって構築された MQTT ネットワークを使用して、ハッシュ化済み BSSID と GPS 緯度経度を、サーバー上のデータベースに記録する。

## 2.2 サーバー

ゴミ収集車から集約された Wi-Fi BSSID と GPS 緯度経度データを、データベースに保存し更新する。

住所確認は次のアルゴリズムによって行われる。まず、ユーザー端末側から送信された (1) 接続中の Wi-Fi の BSSID の SHA-256 ハッシュ値 および (2) 入力された住所の緯度経度 をもとに、データベースから (1) の BSSID ハッシュ値をキーとして、緯度経度情報を取得する。次に、取得した緯度

経度とユーザーから送信された緯度経度を比較し、2 地点の距離が 30m 範囲内であるかを検証する。BSSID ハッシュ値をキーとするレコードが存在し、かつ距離が 30m 範囲内に入っていた場合は、住所が正しいと判定する。

緯度経度において、2 点間の距離はハーバーサイン公式によって求める (式 6)。

$$d = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2 \frac{\Delta\varphi}{2} + \cos \varphi_1 \cos \varphi_2 \sin^2 \frac{\Delta\lambda}{2}} \quad (6)$$

## 2.3 ユーザー端末

ユーザーが住民向けアプリケーションをインストールし、初回起動した際に、画面上から自宅の住所の入力を求める (図 2 の 2 枚目)。また同時に、自宅 Wi-Fi への接続をリクエストする。ここで接続認証された Wi-Fi 情報を取得し、(1) 接続中の Wi-Fi の BSSID を SHA-256 でハッシュ化した値と、(2) ユーザーが入力した住所の緯度・経度をサーバーに送信する。住所テキストからの緯度・経度取得は Google Geocoding API を使用する。

このプロセスにおいて、BSSID をハッシュ化することで元の Wi-Fi ネットワークを推測されるリスクを低減し、個人が特定される可能性を最小限に抑える。また、入力された住所が正しいかどうかの検証はサーバー上で実行されるため、ランダムな BSSID を用いたブルートフォース攻撃による緯度・経度情報の取得は困難となる。

iOS の場合は、NEHotspotNetwork[5] を使用して、現在接続中の Wi-Fi ネットワークの BSSID を取得する。Android の場合は、WifiManager[6] を使用して BSSID を取得する。ユーザー端末ではこれらの処理をバックグラウンドで行い、アプリケーションの使いやすさを損なうことなく、スムーズな登録を実現する。



図 2: 自宅を出たごみ排出量を可視化する住民向けアプリケーション (1 枚目: 初回起動画面, 2 枚目: 自宅住所の登録, 3 枚目: ホーム画面, 4 枚目: ごみ分別や回収に関する通知の履歴表示)

### 3 実験

Raspberry Pi Zero 2 W を用いて, SFC 内で実験を行い, 提案手法のシステムの有効性を評価する. 具体的には, 大学キャンパスの  $\kappa$  館,  $\varepsilon$  館,  $\iota$  館,  $o$  館 を隣接する 4 つの住宅とみなして実験を行った (図 3). SFC 内では多数の AP が設置されており, 電波干渉が起こりやすい密集した環境といえる.



図 3: 各館の位置と実験に使用したルート

### 3.1 実験条件

本研究では, 以下の実験条件のもとでデータ収集を行った.

- データ収集回数: 10 回
- スキャン間隔: 4 秒
- 滞在時間: 各館に到着後, 10 秒間待機 (ゴミ回収時間を想定)
- Wi-Fi 環境:
  1. eduroam (5GHz) を使用
  2.  $\kappa_{11}$ ,  $\varepsilon_{11}$ ,  $\iota_{11}$ ,  $o_{11}$  に設置される eduroam のアクセスポイントは, それぞれ異なる BSSID を持つ

## 4 結果と考察

### 4.1 住所確認の成功率

本手法のシステムを用いて, 大学キャンパス内の  $\kappa$  館,  $\varepsilon$  館,  $\iota$  館,  $o$  館を隣接する 4 つの住宅と見なし, 実験を行った. 各館の緯度・経度および接続された AP の BSSID を取得し, 許容範囲  $r$  を 30m とした場合の成功率を評価した.

結果を図 4 と図 5 に示す. 提案手法のシステムは, 許容範囲  $r = 30$  (m) の場合 70% の成功率で住所確認が成功することが明らかとなった. また, Wi-Fi の AP の取得ができなかったケースを除外した場合の成功率は 93.3% であった.

住所確認の成功率が低下した原因として,  $\varepsilon$  館の  $\varepsilon_{11}$  教室の AP が 10 回中 1 回しか取得できなかったことが挙げられる (図 5). これは, 建物による Wi-Fi 電波の反射や減衰が起きた可能性がある と推測される.

これらの結果から, 同じ経路で Wi-Fi 収集を行うと, 一部の住宅において AP が取得できずに住所確認が失敗するケースが想定される. 実証運用において, 更なる無線 LAN 子機の性能検証や比較が必要になると考察する.

### 4.2 緯度経度の許容範囲 $r$ の検証

各住所において, どの範囲までを成功とするかのメートル距離を検証した. 具体的には, (1) 正しい

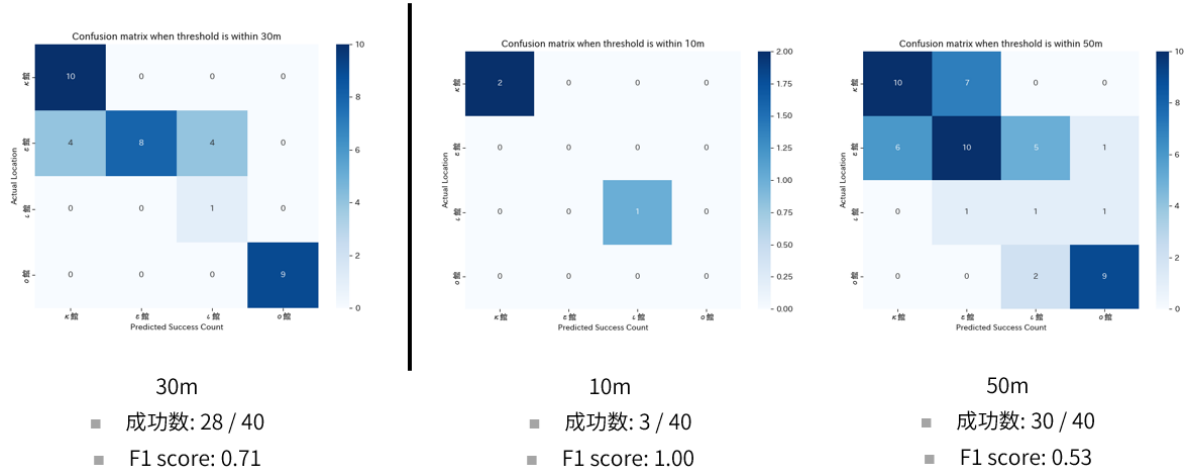


図 4: 許容範囲  $r = 30(m)$  の場合と,  $r=10$ ,  $r=50$  の住所確認の成功回数を表す混合行列

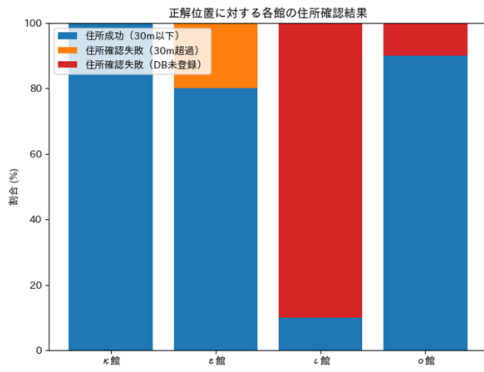


図 5: 正解位置に対する各館の住所確認結果

住所のみを正確に判定できているか, (2) 正しい住所をどの程度正確に判定できているかを指標として, 許容範囲  $r$  の探索を行った. 本結果をマルチラベル分類と見なし, (1) の指標として TN や FP を考慮可能なマッシュアップ相関係数 (MCC) を使用し, (2) は成功率を用いることで, 以上 2 つの和をスコアとした. 評価式を 7 に示す.

$$score = MCC + \left( \frac{S}{N} \right) \quad (7)$$

$MCC$  は住所確認数のマッシュアップ相関係数,  $S$  は住所判定に成功した回数,  $N$  はサンプル数を表す.

結果は図 6 となり, κ館, ε館, ι館, ο館にお

いて, 許容範囲  $r = 31 (m)$  が最も正確に判定できることが明らかとなった. 混合行列は図 7 である.

実環境においても複数の検証用 AP を分散配置することで, 最適な許容範囲の推測が可能となると考えられる.

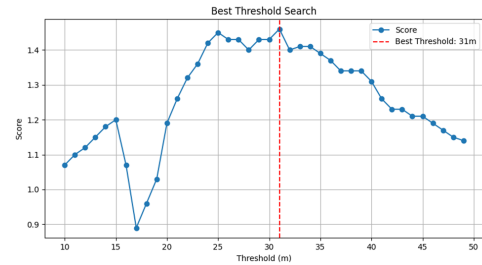


図 6: κ館, ε館, ι館, ο館における最適な許容範囲の探索

#### 4.3 システム動作のパフォーマンス

システム動作中における, CPU 負荷率, クロック周波数, RAM 使用率, RAM 空き容量を計測した. 本実験に使用したエッジ端末の性能は, 以下の通りである.

- 端末: Raspberry Pi Zero 2 W
- CPU: クアッドコア Arm Cortex-A53@1GHz
- RAM: 512MB



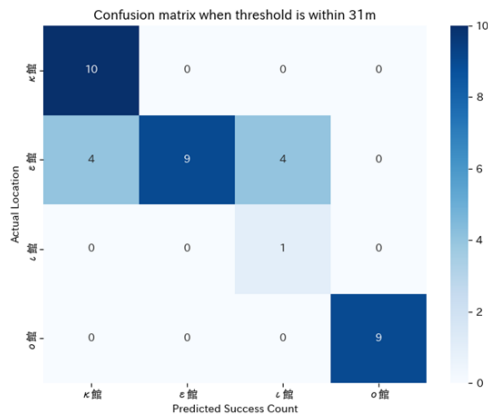


図 7: 許容範囲  $r = 31(\text{m})$  における住所確認の成功回数を表す混合行列

	測定値 $\pm$ 標準偏差
CPU 使用率	25.622 $\pm$ 17.35 %
クロック周波数	802.122 $\pm$ 124.78 MHz
RAM 使用率	47.505 $\pm$ 0.61 %
空き容量	222.962 $\pm$ 2.59 MB

表 1: 5 回の収集における平均リソース使用状況

5 回分の収集における平均パフォーマンスの測定結果を図 8 と表 1 に示す。

この結果より、4 秒毎の Wi-Fi スキャン実施のタイミングで一時的に負荷が上昇するものの、長期的な負荷の増加は見られず、エッジ端末内で安定してリアルタイムに処理可能であると考えられる。

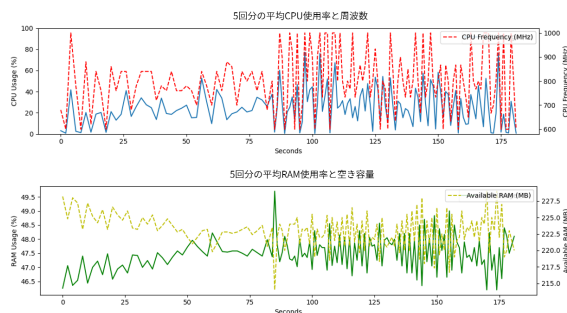


図 8: 5 回の収集における平均パフォーマンス

## 5 関連研究

### 5.1 自宅住所の確認

既存の自宅確認は、現住所確認書類を使用した手法と GPS を用いた手法が主に挙げられる。

書類ベースの手法は、公的身分証や住民票などの自宅の住所が記載されている書類をカメラで撮影し、サービスを提供する機関が検証を行うことで現住所を確認する。しかしながら、サービス利用者にとって書類を撮影する手間や、個人情報を提供することへの心理的な抵抗感が課題となる場合がある。また、書類自体が偽造されている可能性や、写真の加工による不正が完全に排除できないというリスクも依然として存在している。

GPS ベースの手法は、一般に夜間に長期間にわたって GPS が位置する場所を自宅住所として推定する [7][8]。A. Elevelt らは、行動追跡のためにスマートフォン上で GPS 位置情報の定期収集を行い、朝の 4 時から 6 時の間に少なくとも 1 時間 40 分滞在した場所を自宅と同定した [7]。しかしながら、長期間にわたる GPS データの収集が必要であり、サービスの利用に自宅住所が必須となる場合、利用可能までの時間的なコストが大きな課題となる。

### 5.2 Wi-Fi ベースの位置推定

Wi-Fi の BSSID, MAC アドレス, RSSI といった情報をもとにした位置情報推定手法は、多くの研究において検討されている [9][10][11][12][13]。特に、屋外環境における Wi-Fi 位置推定では、GPS を携帯して街中を移動しながら Wi-Fi ネットワークのログを収集するウォードライビングが一般的なデータ収集手法として採用されている [9][10]。

屋外の Wi-Fi 位置推定において、GPS を携帯して街中を移動しながら大量の Wi-Fi ネットワークのログを収集するウォードライビングが一般に用いられる [9][10]。

Wi-Fi 位置推定のためのデータベース構築には、GPS を携帯して街中を移動しながら大量の Wi-Fi ネットワークログを収集するウォードライビング [9][10][14] と、利用者のスマートフォンを活用した

クラウドソーシングや参加型センシングによる収集方式 [11][13] が挙げられる。

WiGLE[14] は、ウォードライビングで収集された世界中のワイヤレスネットワーク情報をもとに、観測データとその位置情報を照会可能なデータベースを提供している。また、PlaceEngine[13] では、参加型センシングを活用した Wi-Fi 位置情報基盤を構築し、データベースに登録されていない場合でもユーザー端末のセンシングで情報を追加できる仕組みを構築した。Google Geolocation API や Apple WPS は Wi-Fi に基づく位置情報取得を可能にしており、スマートフォンから周辺の Wi-Fi ホットスポット情報をクラウドソーシングにより収集することが示唆されている [15]。

しかしながら、Wi-Fi ネットワーク情報の収集は、AP 機器の状態や設置場所が変更された場合、データベースを最新の状態に保つために再度収集が必要となる。そのため、この収集プロセスは定期的に行われる必要がある。本研究では、毎日定期的に巡回するゴミ収集車を活用し、Wi-Fi 情報を効率的に収集することで、データベースを常に最新の状態に保つことが可能である。

## 6 今後の展望

ゴミ収集車に実際にシステムを搭載し、Jetson TX2 EDGEPLANT による実証実験と評価を行うことを目指す。また、2 月下旬の廃棄物資源循環学会へのポスター発表に向け、ごみゼロアプリの機能拡充と、行政や市民を対象としたユーザー評価実施に取り組む。今後の研究としては、ゴミ収集車の GPS 緯度経度と移動前・移動後の RSSI の差から Wi-Fi AP の位置を推定する仕組みを実装することで、住所確認の成功率向上を目指す。

## 7 結論

本研究では、悪意ある利用者による他の住所のごみ排出量データの不正参照を防ぐために、接続認証された Wi-Fi の BSSID を検証することによる、ス

マートフォン向けの効率的な住所確認アルゴリズムを提案した。大学内での実験により、提案手法は 70% の精度で住所確認が成功することが示された。

本研究が解決する主な領域は、既存の住所確認手法と比較して検証の即時性が高い点と、住所確認の用途に限定しプライバシーに配慮した Wi-Fi BSSID データ収集手法にある。本システムに加えて Wi-Fi の RSSI や GPS データを活用し、ユーザー端末内で複合的に検証を行うことで、より精度の高い住所確認が可能となると期待される。また、行政からのデジタル案内や郵便システムなど、即時の自宅住所確認を活用したシステム基盤への将来性が期待できる。

## 参考文献

- [1] 国立研究開発法人国立環境研究所. これからの高齢社会、ごみ集積所の管理は大丈夫? | けんきゅうの現場から. <https://www-cycle.nies.go.jp/magazine/genba/202001.html>.
- [2] 鎌倉市. 家庭系燃やすごみの戸別収集について. <https://www.city.kamakura.kanagawa.jp/gomi/05kobetsusuyusyu.html>.
- [3] Kazuhiro Mikami, Yin Chen, Jin Nakazawa, Yasuhiro Iida, Yasunari Kishimoto, and Yu Oya. Deepcounter: Using deep learning to count garbage bags. In *2018 IEEE 24th International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications (RTCSA)*, pp. 1–10, 2018.
- [4] Wenhao Huang, Kazuhiro Mikami, Yin Chen, and Jin Nakazawa. Real-time image-based automotive sensing: A practice on fine-grained garbage disposal. In *Proceedings of the 13th International Conference on the Internet of Things, IoT '23*, p. 138–145, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.
- [5] Apple Developer Documentation. Nohotspotnetwork. <https://developer.apple.com/documentation/networkextension/nohotspotnetwork>.
- [6] Android Developers. Wifimanager. <https://developer.android.com/reference/android/net/wifi/WifiManager>.
- [7] A. Elevelt, W. Bernasco, P. Lugtig, S. Ruiter, and V. Toepoel. Where you at? using gps locations in an electronic time use diary study to derive functional locations. *Social Science Computer Review*, Vol. 39, No. 4, pp. 509–526, 2021.
- [8] Shannon N. Zenk, Stephen A. Matthews, Amber N. Kraft, and Kelly K. Jones. How many days of global positioning system (gps) monitoring do you need to measure activity space environments in health research? *Health and Place*, Vol. 51, pp. 52–60, May 2018.
- [9] Yu-Chung Cheng, Yatin Chawathe, Anthony LaMarca, and John Krumm. Accuracy characterization for metropolitan-scale wi-fi localization. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys '05*, p. 233–245, New York, NY, USA, 2005. Association for Computing Machinery.
- [10] Anthony LaMarca, Yatin Chawathe, Sunny Consolvo, Jeffrey Hightower, Ian Smith, James Scott, Timothy Sohn, James Howard, Jeff Hughes, Fred Potter, Jason Tabert, Pauline Powlledge, Gaetano Borriello, and Bill Schilit. Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild. In *Pervasive Computing*, pp. 116–133, Berlin, Heidelberg, 2005. Springer Berlin Heidelberg.
- [11] Piotr Sapiezynski, Radu Gatej, Alan Mislove, and Sune Lehmann. Opportunities and challenges in crowdsourced wardriving. In *Proceedings of the 2015 Internet Mea-*

- surement Conference*, IMC '15, p. 267–273, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [12] Mark A. Gondree and Preetha Thulasiraman. A survey of client geolocation using wi-fi positioning services. 2013.
  - [13] 暦本純一. Placeengine : 実世界集合知に基づく wifi 位置情報基盤. ソニーコンピュータサイエンス研究所, 東京大学大学院新領域創成科学研究科, インターネットコンファレンス 2006, 2006.
  - [14] WiGLE. Wigle: Wireless network mapping. <https://wigle.net/>.
  - [15] Apple. Legal - location services & privacy. <https://support.apple.com/en-us/102515>.