

ゴミ収集車に搭載したセンサを用いた状況識別による 地区別ゴミ量推定と地区特性の分析

岸野 泰恵^{1,a)} 白井 良成¹ 水谷 伸¹ 竹内 孝¹ 須山 敬之¹ 納谷 太¹ 上田 修功¹

概要：人が生活していればゴミは必ず発生し、ゴミ収集は、地方自治体にとって欠かすことのできない基本的なサービスである。本稿では、ゴミ収集車にセンサを搭載し、ゴミ収集の状況を識別して地区別にゴミ量を推定する手法を提案する。さらに、推定した地区別のゴミ量を国勢調査のデータと組み合わせ、地区の特性によるゴミ排出の傾向の差を分析した結果を報告する。提案する手法は、センサとしてはゴミ収集車に GPS とモーションセンサを搭載したのみであるが、状況認識と重回帰分析により、地区毎にゴミ排出の特性を分析できるようになった。

1. はじめに

人が生活していれば必ずゴミが発生する。ゴミ収集は地方自治体の基本的なサービスの一つであり、限られた予算の中で、日々のゴミ収集業務を運用するだけでなく、ゴミ焼却場の新規建設計画を立案するなど、将来的にも安定して継続することが期待されている。ゴミ収集業務は専用のゴミ収集車と、専門の清掃員を必要とするため、大きなコストを必要とするが、実際のゴミ収集の現場では、経験やノウハウで運用されている面も多く、さらなる効率化の余地が残っている。さらに、少子高齢化の進む日本では、ゴミ収集業務に対しても一層の効率化が求められる。

筆者らは、IoT (Internet of Things) と機械学習の技術によって、業務の効率化に貢献しようと研究開発を進めている。そもそも、ほとんどの住民は自身の出すゴミの量が多い方であるか、少ない方であるかを知らない。また、個々のゴミ収集車の詳細な動きもデータ化されていない。本研究では、ゴミ収集車にセンサを搭載し、これらの情報をデータ化して収集することによって、市民に対するフィードバックや、ゴミ収集業務の効率化につなげたいと考えた。

実際にゴミ収集業務をデータ化し、効率化しようとする様々な方法が考えられる。まず考えられる方法は、ゴミ収集車の地区の割り当てや経路を最適化することにより、ゴミ収集業務を効率化しようとする方法である。しかし実際のゴミ収集の業務では、個々の地域のゴミ収集地点の位置や道路の形状を元に、清掃員のノウハウによって、高度に最適化されており、地区の割り当てや経路の最適化を

行ったとしてもすぐに受け入れられるとは限らない。そこで本研究では、ゴミ収集業務効率化の第一歩として、地区別のゴミ量を推定し、この情報を市民への情報提供や、ゴミの季節変動や長期予測の基礎データとすることを目的とする。

以下、本稿では、2章でゴミ収集業務の紹介と、地区別ゴミ量推定結果の活用法について議論し、3章で、藤沢市におけるゴミ収集車にモーションセンサと GPS を搭載したデータ収集実験と、ゴミ収集車の状態推定手法、地区別ゴミ量推定手法について述べ、4章で状態推定手法の評価を行う。5章で収集したデータを地区の特性と組み合わせで分析し、その結果を藤沢市のゴミ収集に携わる職員に提示した結果を報告し、6章でゴミ収集効率化に向けた議論を行い、7章で関連研究を紹介し、8章でまとめる。

2. 研究の背景

2.1 ゴミ収集業務

実験を行った藤沢市における一般家庭からのゴミ収集の流れを簡単に説明する。なお、本研究で対象としているのは、一般家庭から排出され、定期的な収集ルートで回収されるゴミである。

藤沢市では個別収集を基本としており、各家庭の敷地内の道路に面した場所にゴミが出される。集合住宅では、集積所にゴミが出される。ゴミは、可燃ゴミ、プラスチックゴミ、ペットボトルゴミ、不燃ゴミ、缶ビン、食用油、などの種類に分類され、それぞれ決まった曜日に収集される。本稿で報告する分析では可燃ゴミ、プラスチックゴミ、ペットボトルゴミの3種類を対象とした。

ゴミ収集車は、ゴミが出された各戸をくまなく回り、清

¹ NTT コミュニケーション科学基礎研究所

^{a)} yasue.kishino.eu@hco.ntt.co.jp

掃員がゴミを積み込む。清掃員は清掃車の後部にゴミを積み込み、ゴミが一定量たまるとスイッチを押して回転板を動作させ、ゴミをコンテナ内部に押し込む。回転板は基本的には、車が停止しているときにのみ動作させる。コンテナが満杯になると回転板が動作しなくなるため、満杯になる前にゴミ収集を切り上げ、焼却所やリサイクル拠点へゴミを運びこむ。焼却所やリサイクル拠点では、ゴミの正確な重さを計量し、車の番号、ゴミの種類、ゴミの重量を記録する。

実験で用いたゴミ収集車では、ゴミをかきこむときにはPTO（パワーテイクオフ）によって、エンジンの動力を車の駆動からゴミ収集装置の駆動に切り替える。PTO装置によって回転板を動作させ始めると、負荷がかかるためエンジンの回転数や振動パターンが変化する。後述するゴミ収集車の状態推定ではこの変化を利用して回転板の動作の有無を推定している。藤沢市では、一部のゴミ収集車は回転板式ではなくプレス式であるが、同様にPTOによってゴミ収集装置を駆動させているため、状態推定も回転板式と同様の方法で行えた。

2.2 地区別ゴミ量推定結果の活用

藤沢市の職員によると、ゴミの総量はどの自治体でも把握しているものの、地区別のゴミ量を把握しようとする取り組みは、限定的な地区で短期間調査された試行を除けば、前例のない取組である。各清掃車は各地区を巡回してゴミ収集を行い、日に何度もゴミを焼却場などに運びこむため、焼却所などで重量を記録するだけでは、地区別のゴミ量を把握することは難しかった。これに対して本研究で提案する手法でゴミ量を地区別に推定できれば、自治体のもつ街区毎の各種統計データと組み合わせた分析が可能となり、以下のような活用が可能になる。

- 将来のゴミ収集計画立案支援

長期にわたって地区別のゴミ量を推定したデータが収集できれば、地区別のゴミ量の長期変動や季節変動を把握できる。例えば、人口構成比と排出ゴミ量の関係を分析できていれば、各地区の人口構成比を考慮してゴミ量の将来変動を詳細に予測したり、新たな住宅が開発されるときに入居者の年齢層から種類別のゴミ量を予測する、といったことが可能になる。

- 季節変動への対応

本研究では細かな経路最適化問題に取り組むわけではないが、一般的にゴミ収集車の配置計画は、最もゴミが多い時期であってもゴミを収集しきることのできる人員と配車で計画するため、ゴミが少ない時期にはより少ない人員と車で収集できる可能性がある。季節変動を詳細に把握できるようになれば、どの程度削減しても問題なくゴミを収集できるかなど、配置計画の最適化にも貢献できる。

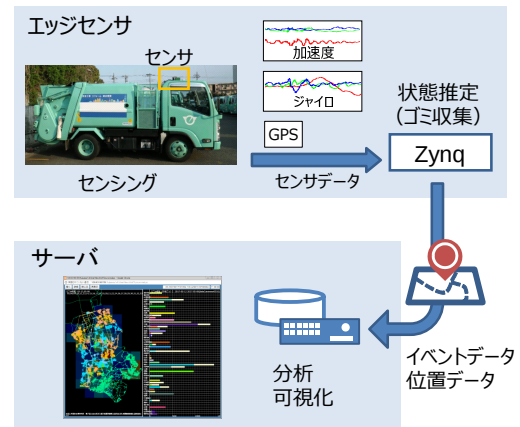


図1 車載センサによるゴミ収集車のイベント収集

- 住民へのゴミ量フィードバック

ほとんどの住民は、自身の出すゴミの量を他と比較する機会はなく、多い方なのか、少ない方なのか、といった情報を知る機会がない。しかし、もし住んでいる地区のゴミ量が平均より多いということを知れば、もう少し減らせないかと考えるだろう。あるいは、自治会といったより小さな単位でのゴミ量が提示され、それが地域の平均を下回っていれば、なんとかそれを維持したいと考えるだろう。このように、自治体全体ではなく、より細かな地区単位でゴミ量をフィードバックできるようになれば、住民のゴミ減量のモチベーションが高まり、実際のゴミ減量につながるだろう。

- 効果的なゴミ減量啓発活動

後述するように、ゴミの排出量は、地区の特性やゴミの種類によって異なる。つまりこの特性に合わせて、ゴミ減量講習会を開く、学校などでゴミ分別の授業を行う、といった対策を取れば、自治体全体に対して行うより効率的であり、地区別のゴミ量を用いて講習会の効果を調査することも可能になる。

3. 地区別ゴミ量の推定

地区別のゴミ量は、各ゴミ収集車にセンサを搭載し、各車がゴミ収集、つまり回転板を動作させた場所と時間の情報を収集することで推定する。そのためには、車で状態を測定するセンサと、回転板の動作といったゴミ収集車の状態を推定する技術、収集した回転板の動作位置と時間の情報から地区別のゴミ量に変換する技術が必要となる。

3.1 車載センサ

ゴミ収集車には、運転席の上部に、モーションセンサ(MPU-9250)、GPS、Zynq7010 からなるセンサノードを設置した。Zynqで3軸の加速度センサと3軸のジャイロセンサのデータを100Hzで取得し、これをZynqで処理して車の状態を識別する。ゴミ収集車に搭載したセンサで得

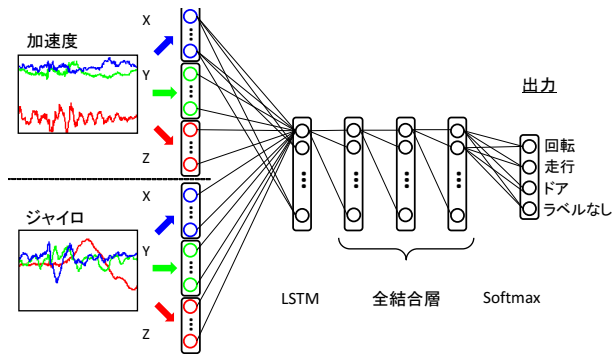


図 2 ゴミ収集車の状態識別 DNN

られたデータを全てサーバへ送信しようとする、データが大量であり、通信帯域を圧迫したり、サーバにデータ処理の負荷がかかる。車載センサの段階でデータの処理を行い、車の状態と位置情報のみをサーバに送信する。図 1 に車載センサでデータを変換し、結果のみをサーバに送るデータ処理の流れを示す。

3.2 ゴミ収集車の状態推定

以降で、ゴミ収集車の状態を推定する方法について述べる。車の状態としては、回転板の動作中（回転）、車の走行中（走行）、ドアを閉めた振動の発生中（ドア）とそれ以外（ラベルなし）の 4 つに識別する。ドアの状態は、本稿の分析では特に利用しないが、車体全体に大きな振動が発生するため、別の状態として分類することとした。ラベルなしには、車の信号待ちやアイドリング中、煤の燃焼中などの状態が含まれる。また、事前に調査を行ったところ、回転板の動作中には 47Hz 付近に振動のピークが出るため、その 2 倍以上の周波数である 100Hz でモーションセンサのデータを取得した。

手法の詳細は、[8] で述べているが、人の行動認識 [4] でよく使われる手法を転用している。

3.2.1 特徴量抽出

各軸のモーションセンサのデータを、 N 個のサンプルのデータを M 個重複させて窓をずらす、移動窓を用いて連続的に特徴量の抽出を行う。それぞれの窓のデータに対して、生のセンサデータを LPC (Linear Predictive Coding) を用いてケプストラムに変換し、30 次のケプストラム係数を各軸の特徴量とした。ケプストラムは、音声信号処理の分野ではよく用いられる特徴量である。そして全軸のケプストラム係数 180 個 ($d = 2 \times 3 \times 30$) を特徴量ベクトルとして次の教師あり学習の入力とする。

3.2.2 車の状態の識別

抽出した特徴量を、DNN (Deep Neural Networks)、あるいは RBF カーネルの SVM (Support Vector Machine) を分類器として教師あり学習を行う。予備実験では、SVM は DNN よりも数%よい結果が出たが、モデルのデータ量が学習データの点が増えるにつれて増加し、今回の実機の

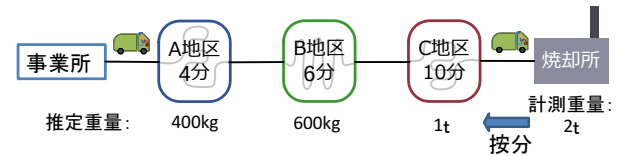


図 3 ゴミ量の推定

実装に用いた Zynq に搭載できるサイズにはならなかったため、実機では DNN で実装することとした。DNN では図 2 に示す構成で識別を行った。回転板の動作は連続的な振動であることを考慮し、時系列の依存関係を扱うことのできる LSTM (Long Short-Term Memory) 層を 1 階層と、全結合層 3 層からなる識別モデルを用いた。

分類器の学習は計算量を要するため、学習はサーバで行い、生成した分類器のパラメータのみをセンサノードへ事前に書き込んで識別を行う。実際に長期に運用を行う上では、状況の変化に対応するため、一部のセンサデータを直接サーバに送信して分類器のパラメータ更新を行う必要があるが、その手法については、本稿の範囲外とする。

センサノードで現在の車の状態を識別すると、識別結果を GPS データとともにサーバへ送信し、サーバは各ゴミ収集車から送信されたデータをデータベースに記録する。

3.3 地区別ゴミ量の算出

サーバに蓄積されたゴミ収集車の状態と位置のデータから、地区別のゴミ量の推定値を算出する。ここで、収集されるゴミの量は、ゴミ収集車の回転板の動作時間に比例すると仮定する。積み込むゴミの量が多ければ多いほど、頻繁に回転板を動作させてゴミをかき込む必要があるため、自然な仮定である。この仮定に基づき、各地区での回転板時間の動作時間で、焼却所などで計測した正確なゴミの重さを按分し、各地区のゴミ量とする。図 3 にゴミ量の算出例を示す。

4. ゴミ収集車状態識別の性能評価

実際の車のモーションセンサのデータを用いて車の状態識別の性能を評価した。車の状態を、回転、走行、ドア、それ以外（ラベルなし）の 4 つの状態に識別するが、走行やラベルなしのデータ数が多く、回転は 1 回に数秒、ドアは 1 回に 1 秒以下しか継続しない状態であるため、状態毎のデータ数の差が大きい。そこで各クラスにデータ数の逆数の重みをかけて学習させた。データセットとしては、2017 年 4 月と 5 月から 2 日を選択し、5 台のゴミ収集車のモーションセンサのデータを用いて識別を行った。5 台のうち 4 台のデータで学習して 1 台で識別を行う交差検定を行い、評価値にはマクロ F 値を用いた。窓サイズは $N = 128$ とし、スライド幅は GPS のサンプリングレートの 1 秒に合

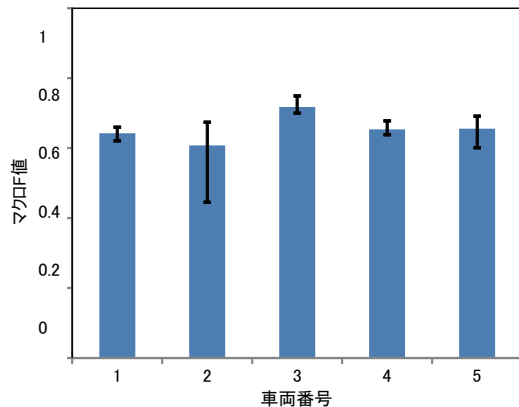


図 4 識別性能

わせて $M = 100$ (1 秒に 1 回識別を行う) とした。また、各層のユニットの数は 180 である。

図 4 に評価結果を示す。横軸に車両の番号を、縦軸にマクロ F 値を取った。マクロ F 値は 0.65 から 0.7 程度となった。一定の識別誤差は含まれるものの、地区別のゴミ量を推定するという目的に対しては、曜日ごとの担当区域の情報や、回転板の動作は数秒続くという知識などを用いてデータを補正することで、ゴミ量の傾向はつかめるのではないかと考えられる。

さらに、DNN を用いた識別プログラムを実機のセンサノードに搭載し、実行速度を計測する実験を行った。結果を図 5 に示す。横軸が DNN モデルのユニット数、縦軸が実行時間となっている。グラフ中で、全体はケプストラムの変換を含む識別にかかる処理全体の実行時間であり、DNN は DNN の処理部分のみの実行時間である。GPS に合わせて 1 秒に 1 回状態推定を行うことを想定すれば、十分な速度で実行できることが分かった。

5. 地区別ゴミ量と地区特性の分析

5.1 分析方法

前章までに述べた方法で、データを収集し続けると、地区別のゴミ量の差や変化が明らかになってくる。そこで地区の特性はゴミの排出にどのような影響を与えるのか、分析を行った。初期的な検討については、[6], [7] でも報告している。データ収集期間は 2017 年 4 月から 8 月であり、慶應大学 [1] が収集したデータと合わせ、ゴミ収集車 43 台分のデータを分析に用いた。ゴミの種類は、可燃ゴミ、プラスチックゴミ、ペットボトルゴミの 3 種類である。

センサは藤沢市の約 3 分の 1 のゴミ収集車にのみ搭載されており、日によってもセンサの故障・停止があるため、総量を用いた分析を行えない。そこで、同じ車が同じ地区のゴミを収集した時は、同じように収集が行われていると仮定し、これを基準に相対的な分析のみを行うこととした。各地区のゴミ量は以下の式で正規化を行った。

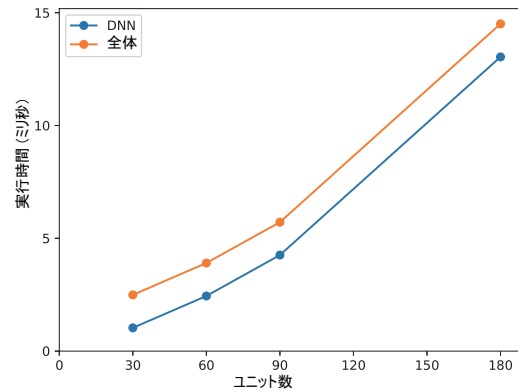


図 5 実機のセンサノード上の実行時間

$$w'_{ijd} = \frac{w_{ijd}}{\bar{w}_{ij}} \quad (1)$$

w_{ijd} はゴミ収集車 i が地区 j で収集した日付 d の推定ゴミ量であり、 w'_{ijd} は車 i が地区 j で収集したゴミ量の平均 $\bar{w}_{ij}$ を基準とした相対的なゴミ量である。

このようにして算出したゴミ量を用いて、3 種類の相対的な分析を行った。

- A: 可燃ゴミを基本としたときのプラスチックゴミ、ペットボトルゴミの相対量
- B: 春 (4 月, 5 月) に対する夏 (7 月, 8 月) の相対的ゴミ量
- C: 4 月の平均に対する GW (ゴールデンウィーク) 明けの相対的ゴミ量

なお、状態推定の結果には、前章で述べたように識別の誤りが含まれるため、あらかじめ各車の担当区域をゴミの収集日程カレンダーから調査し、該当日に担当している地区のデータのみを利用することとした。また、ゴミ収集車は基本的には停車時に回転板を動作させるため、GPS のドリフトを考慮し、時速 10km 以下で走行中のデータのみゴミ量の算出に用いた。各地区のゴミ量は GPS のデータから回転板を動作させている個所を街区の境界線データで区切って集計し、平均の半分以下と 2 倍以上のデータはセンサの欠測や識別誤差などによる異常値と考えて取り除いたものを分析対象のデータとした。また、データ処理の都合上、一部 SVM を併用してゴミ量推定を行っている部分が含まれる。

地区特性のデータとしては、国勢調査のデータ*1から、20 歳ごとの人口比 (0-19, 20-39, 40-59, 60-79) と、人口密度、一家族の人数の平均を利用した。分析には、地区特性データを説明変数、地区別ゴミ量を目的変数とする重回帰分析を用いた。図 6 に分析を行ったデータを可視化した例を示す。地区を塗りつぶす色は数値の大小を意味し、赤いほどゴミ量、あるいは人口統計量が多く、青いほどゴミ

*1 政府統計の窓口 (<https://www.e-stat.go.jp/>)

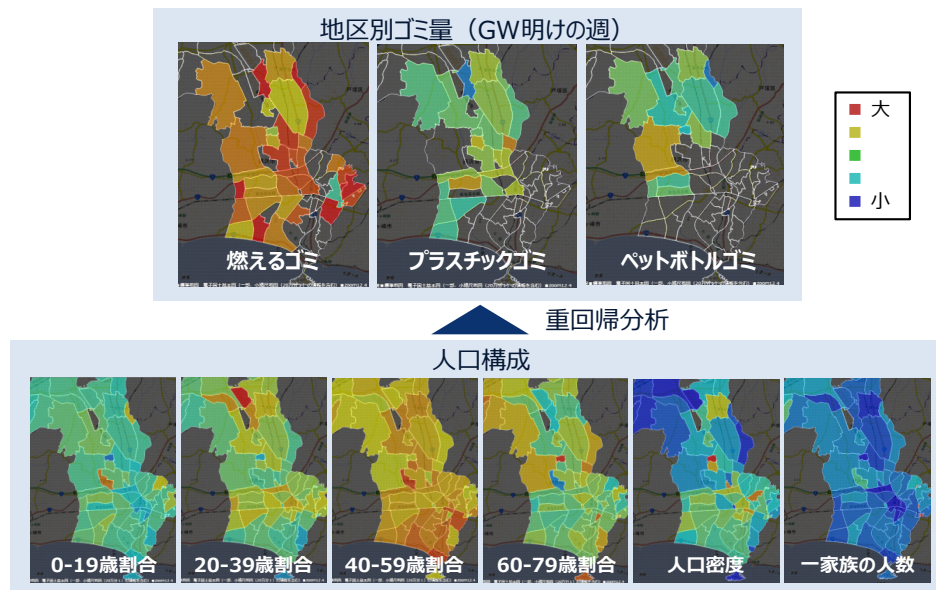


図 6 地区別ゴミ量と地域特性の分析（地図には国土地理院の電子地図（タイル）を利用）

量，あるいは人口統計量が少ない．色のない地区はセンサを搭載したゴミ収集車でゴミ収集がない地区であったり，人口が0のため統計値がないことを意味する．この図ではGW明けのゴミ量を表示しており，後述するようにこの時期燃えるゴミは通常より量が多く，全体的に赤い色でゴミ量が表示されている．

5.2 分析結果

表1に分析結果を示す．表では，重回帰分析の結果，有意差が出たもののみを掲載している．Aの分析結果から，燃えるゴミを基本のゴミだと考えると，これに対してペットボトルゴミやプラスチックゴミは，子供（0-19歳人口）が多く，人口が密集する地区で増えやすいことがわかる．ここから，住民の構成や地区によってゴミの出し方に差があると予想できる．分析前は，藤沢市の清掃員によると，高齢者の住宅で惣菜のパックなどのゴミが多く，高齢者が多い地区でプラスチックゴミが多いと予想していたが，実際にはペットボトルゴミもプラスチックゴミも若年層が多い地区の方が多いという結果になった．藤沢市の清掃員によると，家庭から出されるゴミは，若い家庭では全体的にゴミが多いということであり，これを裏付ける分析結果となった．

Bの分析結果からは，若い年齢（0-19歳と20-39歳人口）が多い地区で夏にペットボトルゴミが増えやすいことがわかる．夏場には全体的にペットボトルゴミが増えるが，高齢者の家庭ではペットボトルゴミがあまり増えないという清掃員の実感を裏付ける結果となった．この結果から，例えばペットボトルゴミの正しい捨て方を周知したり，ペットボトルゴミを削減しようとする啓発を行いたいときには，若い年齢層が多く住む地区で啓発を行えば有効ではな

いかと考えられる．学校に通う年代とその親世代が含まれることから，学校で啓発を行うことも有効かもしれない．

一方で，プラスチックゴミに関するBの分析結果からは，人口の密度が高いが40-59歳の人口の割合が他よりも低い地区で，夏にプラスチックゴミが増えやすいということがわかる．この年代は他の年代に比べてゆとりがあることが多いためにプラスチックゴミを発生させやすい惣菜パックが少ないのではないか，子供が夏休みでゴミの量が増えることがこの年代では少ないのではないか，などと議論になったが，この分析結果に対しては清掃員も確たる実感はないようであった．逆に，こういった理由を考えること自体が業務に対する新たな視点であり，おもしろい，とのコメントもあった．

Cの分析結果からは，GW明けには，人口密度が低い地域で燃えるゴミが増えやすいことがわかる．藤沢市では，GW明けが可燃ゴミの年間を通じてのピークであるが，人口密度が低い地区ほどその傾向が強いことがわかった．清掃員によると，GW明けには庭の剪定ゴミが多いとのことであり，人口密度が低く，庭が広い地区ほどこの時期に剪定ゴミも増えやすいと考えれば，分析結果は，清掃員の知見を裏付けるものとなった．

このように，地区の特性と地区別のゴミ量を組み合わせることで，地区の特性がゴミの排出に与える影響を議論できるようになった．また，地区別に多いゴミに対してゴミ減量の講習会を開催する，GW明けには人口密度が低い地区に車両を多く配置すれば効率的にゴミが収集できるのではないか，といったゴミ減量や効率化のための示唆を得ることができた．

表 1 地区別ゴミ量と地域特性の分析結果

種類	ゴミ	0-19	20-39	40-59	60-79	人口密度	家族人数
A	ペットボトル	+*				+	
A	プラスチック	+				+*	
B	ペットボトル	+	+				
B	プラスチック			-		+	
C	可燃					-*	

+: 上位 2 位までの正の回帰係数 (T 値 > 1).

-: 上位 2 位までの負の回帰係数 (T 値 < -1).

*: $p < 0.01$

6. 議論

6.1 ゴミ量推定のアプローチに関して

本稿で述べた地区別のゴミ量の推定は、回転板の駆動時間とゴミ量が推定するという仮定に基づく、大まかな算出法であるため、課金を行うような正確さを求められる用途で使うことは難しい。しかし本稿で述べたように地区特性によるゴミの排出の傾向をつかむ、といった概要を分析するような用途には十分であり、清掃員の直観を裏付ける分析を行うことができた。

ゴミ量の推定は、GPS のデータから、ゴミ収集車のその地区の滞在時間を求めて算出することも可能であるが、込み入った路地中心の個別収集の地区と、短時間で多くのゴミを積み込める集合住宅の地区では、ゴミ収集に要する時間が異なるため、より誤差が大きくなると考えられる。また、車を改造して回転板のボタンの操作ログから正確な時間を記録したり、ゴミ収集車に重量計を搭載して計測する履歴を収集することによってより正確にゴミ量を集計する方法もあり得るが、本研究では簡単な方法でゴミ量を推定し、こういった分析の可能性を示すことを目標としたため、モーションセンサによる推定を行うこととした。

6.2 ゴミ収集の効率化に向けて

本稿では、地区特性と地区別ゴミ排出量に関する分析を行ったが、本研究で集めたセンサデータにはゴミ収集の効率化に有益な様々な分析が可能である。前述したようにゴミ収集の経路そのものを最適化するには、情報量として十分ではないと考えられるが、地区割り当てを見直す際の参考データとしては有益だと考えられる。実際に自治体関係者と議論したところ、ゴミ収集業務は、業務委託で運営する場合が多く、車の台数によって金額が変化する。このため、ゴミ量が増加し現状の台数で収集ができなくなった場合には、増加分がわずかであっても 1 台単位で契約するしかない。このような場合に、わずかな増加分だけを吸収するような割り当て案をゴミ収集車の移動軌跡を参考に考案し、現状の台数で収集できるようになれば、効率化に貢献

できる。また、ドアの開閉の回数から清掃員の車の乗降回数を求め、地区毎のゴミ収集に労力のかかる度合いを算出できれば、清掃員の体力や経験を考慮した割り当てに有益だと考えられる。

また、本研究では、音声や映像の処理を車載センサノードで行うことを想定して設計したため、Zynq を使ったセンサノードを用いたが、センサ自体はスマートフォンやカーナビゲーションシステムにも搭載されているものと同等のモーションセンサを用いている。業務用の車両でもカーナビゲーションシステムや、加速度センサ付きのドライブレコーダ、連絡用のスマートフォンなどが搭載されるようになってきている。このため、これらのアプリケーションの一つとして車の状態認識を搭載することも技術的には可能であり、より少ないコストでこのような分析が可能になると考えられる。

7. 関連研究

ゴミ収集の効率化に関する研究としては、ゴミ箱にセンサを取り付けた研究例 [5] がある。これは日本と異なり、欧米などに多い街角にゴミ箱を設置し、ゴミ箱が満杯になる前に収集するという方式でゴミ収集を行う地域を対象とした研究となる。この研究では、ゴミ箱が溢れる前に最適なゴミ収集経路を求める手法が提案されている。このような方法でデータを収集しても、提案手法と同じように分析を行うことは可能だと考えられるが、ゴミ収集の方法が異なるため、根本的にアプローチが異なる。

車両にセンサを取り付けて都市の状況をセンシングしようとする研究としては、路面損傷を見つけようとする研究 [10] や、白線損傷を発見する研究 [3]、大気汚染の状態を収集しようとする研究 [2], [9] などがある。いずれの研究も人の居住エリアのすべてを走って回るゴミ収集車にシステムを搭載してデータを収集すれば、人の居住エリアをくまなくセンシングできることになる。このため、本研究のようなセンサノードを公共車両に搭載しようとする研究とは、相性がよく、これらのセンシングシステムと同時に搭載すれば、ゴミ収集の状態と同時に都市の状態をまなく収集できるようになる。

8. まとめ

本稿では、藤沢市においてゴミ収集車にモーションセンサーとGPSを搭載して実験の概要と、収集したデータを国勢調査のデータと組み合わせた分析について報告し、分析結果に基づいて議論を行った。分析により、地区の特性によって住民のゴミの出し方が異なるという結果が得られ、しかも得られた結果は実際のゴミ収集業務に携わる清掃員の直観に一致していた。これを応用することで、地区の特性に合わせた対応や、地区別の季節変動を考慮したゴミ量の予測など、さまざまな効率化につながる事が示唆された。

謝辞 共同で実証実験を進めた慶應義塾大学の関係各位、実験にご協力いただいた、藤沢市環境事業センター、藤沢市興業公社の関係各位に感謝いたします。

参考文献

- [1] Y. Chen, J. Nakazawa, T. Yonezawa, T. Kawasaki, H. Tokuda: An Empirical Study on Coverage-Ensured Automotive Sensing using Door-to-door Garbage Collecting Trucks, *Proceedings of International Workshop on Smart Cities: People, Technology and Data (SmartCities'16)* (2016).
- [2] D. Hasenfratz, O. Saukh, C. Walser, C. Hueglin, M. Fierz and L. Thiele: Pushing the spatio-temporal resolution limit of urban air pollution maps, *2014 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 69–77 (2014).
- [3] 河野慎, 西山勇毅, 米澤拓郎, 中澤仁, 徳田英幸: ビジーバック型道路自動点検システムのための白線の擦れ検出手法検討, 情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), pp. 1–8 (2017).
- [4] O. D. Lara and M. A. Labrador: A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 15, No. 3, pp. 1192–1209 (2013).
- [5] S. Longhi, D. Marziani, E. Alidori, G. D. Buo, M. Prist, M. Grisostomi, and M. Pirro: Solid Waste Management Architecture using Wireless Sensor Network Technology, *Proceedings of International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*, pp. 1–5, (2012).
- [6] 岸野泰恵: 公共車両を用いた環境センシングによる都市イベントの解析, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, BP-2-3 (2019).
- [7] Y. Kishino, Y. Shirai, K. Takeuchi, T. Suyama, F. Naya, N. Ueda: Poster: Regional Garbage Amount Estimation and Analysis Using Car-Mounted Motion Sensors, *Adjunct Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2018)*, pp. 110–113 (Oct. 2018).
- [8] Y. Kishino, K. Takeuchi, Y. Shirai, F. Naya, N. Ueda: Datafying city: Detecting and accumulating spatio-temporal events by vehicle-mounted sensors, *Proceedings of IEEE International Conference on Big Data, International Workshops on Smart Cities: People, Technology and Data (IWSC'17)*, pp. 4098–4102 (Dec. 2017).
- [9] Y. Shirai, Y. Kishino, F. Naya, and Y. Yanagisawa, “Toward On-Demand Urban Air Quality Monitoring using

Public Vehicles,” in *Proceedings of International Workshop on Smart Cities: People, Technology and Data (SmartCities'16)*, 2016.

- [10] A. Vittoria, V. Rosolino, I. Teresa, C. M. Vittoria, G. Vincenzo P., and D. M. Francesco: Automated Sensing System for Monitoring of Road Surface Quality by Mobile Devices, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol. 111, pp. 242–251, 2014.