慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	家庭ごみ排出量の細粒度リアルタイムセンシングアーキテクチャ
Sub Title	An architecture for fine-grained real-time sensing of household waste emission
Author	中澤, 仁(Nakazawa, Jin) 陳, 寅(Chen, Yin) 黄, 文浩(Huang, Wenhao) 三上, 量弘(Mikami, Kazuhiro)
Publisher	慶應SFC学会
Publication year	2024
Jtitle	Keio SFC journal Vol.23, No.2 (2023.) ,p.68- 89
JaLC DOI	10.14991/003.00230002-0068
Abstract	家庭ごみ排出量を細粒度にデータ化するリアルタイムセンシングアーキテクチャを提案し、神奈川県鎌倉市、横須賀市、藤沢市での実証を報告する。同アーキテクチャでは、清掃車の後方カメラ画像を活用し、深層学習技術を用いてごみ袋を検出、計数し、1袋ごとの収集地と収集時刻を把握できる。これにより、家庭ごみ排出量のリアルタイム把握や可視化が可能となり、収集業務の時空間最適化へ向けた、データに基づく検討が可能となった。今後の展望として、様々な種類のごみや資源の計量に関する技術拡充や、スケーラビリティ向上に取り組み、2025年までに技術の完成を目指す。
Notes	特集「循環創造学」を目指して 招待論文 : 研究論文
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AA11671240-00230002-0068

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

［招待論文：研究論文］

家庭ごみ排出量の細粒度リアルタイムセンシングアーキテクチャ

An Architecture for Fine-grained Real-time Sensing of Household Waste Emission

中澤 仁
慶應義塾大学環境情報学部教授
Jin Nakazawa
Professor, Faculty of Environment and Information Studies, Keio University
Correspondence to: jin@sfc.keio.ac.jp

陳 寅
麗澤大学准教授
Yin Chen
Associate Professor, Reitaku University

黄 文浩
慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期博士課程
Wenhao Huang
Doctoral Program, Graduate School of Media and Governance, Keio University

三上 量弘
慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期博士課程
Kazuhiro Mikami
Doctoral Program, Graduate School of Media and Governance, Keio University

Abstract: 家庭ごみ排出量を細粒度にデータ化するリアルタイムセンシングアーキテクチャを提案し、神奈川県鎌倉市、横須賀市、藤沢市での実証を報告する。同アーキテクチャでは、清掃車の後方カメラ画像を活用し、深層学習技術を用いてごみ袋を検出、計数し、1袋ごとの収集地と収集時刻を把握できる。これにより、家庭ごみ排出量のリアルタイム把握や可視化が可能となり、収集業務の時空間最適化へ向けた、データに基づく検討が可能となった。今後の展望として、様々な種類のごみや資源の計量に関する技術拡充や、スケーラビリティ向上に取り組み、2025年までに技術の完成を目指す。

We propose a real-time sensing architecture that converts household waste emissions into fine-grained data, and report on demonstrations in the cities of Kamakura, Yokosuka, and Fujisawa in Kanagawa Prefecture. The architecture utilizes images from the rear camera of a garbage truck to detect and count garbage bags using deep learning technology, and can determine the collection point and collection time for each bag. This enables real-time understanding and visualization of the amount of household garbage discharged, and enables data-based studies for the temporal and spatial optimization of collection operations. Looking ahead, we will work to expand the technology for weighing various types of refuse and resources and to improve scalability, aiming to complete the technology by 2025.

Keywords: 家庭ごみ排出量、リアルタイムセンシング、可視化
household waste generation, real-time sensing, visualization

1　はじめに

環境省の調査によれば､日本人の 1 人 1 日当たりのごみ排出量（令和 3 年度）は、平均して約 890 グラムであった（環境省 , 2023）。1 年間にすると約 328 キログラムであり、3 人家族の家庭では約 1 トンとなる。私自身にはそれほど大量のごみを排出している自覚はないが、もしかしたらそれ以上なのかもしれない。排出されたごみは、焼却後あるいは直接に、最終処分場と呼ばれる場所に埋められる。上記の環境省の調査では、最終処分場の残余年数は 23.5 年であり、新たな最終処分場の確保は困難な状況であるとされている。すなわち、我が国では今世紀半ばごろに、ごみを排出できなくなる。

この事態を完全に回避する方法の検討はさておき、最終処分場の残余年数を少しでも長く保つためには､ごみの排出量を減らすしかない。そのためには、個人、企業、地方自治体および国などによる多層的な取り組みが必要となる。この取り組みは、人の健康維持と類似している。食事や運動、睡眠、排泄等の行動によって維持される人の体から、日常的な行動記録や健康診断等でデータを獲得し、そのデータに基づいて行動を最適化することで、健康の増進を図ることができる。ごみも、詳細なデータを獲得して活用することで、減量へ向けた様々な取り組みに繋げられる。

家庭ごみの排出量は、家族構成や居住地域、時期によって異なる。独居家庭よりも 10 人家族の方が排出量が多い、ということは容易に想像できる。年

末に大掃除をすると大量のごみが出るし、5 月や 6 月にも、草むしりの結果として排出量が増える傾向にある。次章に詳述するこのようなマクロな傾向は、地方自治体が保有する収集量データから明らかである。それよりもミクロな状況把握は、現状では実現できていない。冒頭で述べた通り、筆者は自分の家庭の排出量を感覚的にしか捉えていないし、自治体でも家庭ごとの、あるいは街のブロックごとの排出量を把握していない。この状態では、ごみ減量を目的とした取り組みを実施したとしても、その効果や限界を正確に把握できない。

そこで筆者らは、家庭ごみ排出量の詳細データ獲得を目的として、清掃車（いわゆるごみ収集車のこと）の IoT 化を核とするオートモーティブセンシング技術の研究を進めてきた。同技術では、戸別収集を実施している自治体において、各家庭のごみ排出量を袋単位で数えられる。これを最小粒度として、空間的には家庭やブロック、地区、自治体全体まで、時間的には日や週、月、年を単位として、また意味的には世帯構成や就労状況など、複数の軸を組み合わせて様々な粒度の情報を生み出すことができる。

本論文では、第 2 章で、家庭ごみの排出とその収集について我が国での状況を概説した上で、第 3 章で、既存のごみ排出量センシング技術を概説する。特に、地方自治体が現在把握しているごみ排出量データの算出方法をここで紹介する。第 4 章では、筆者らが開発した家庭ごみ排出量のリアルタイムセンシングアーキテクチャを示す。清掃車に GPU 計算機を搭載してリアルタイムかつ高精度にごみ袋を計数する同アーキテクチャでは、作業員がごみ袋を清掃車に投入した瞬間に、その位置と数を行政担当者が把握可能である。第 5 章では、2022 年度より神奈川県藤沢市や鎌倉市、横須賀市で推進している実証実験について述べる。現在は、上述した 3 つの自治体で合計約 20 台の清掃車を同アーキテクチャで IoT 化し、定常的に稼働している。最後に第 6 章で、今後の研究の方向性を示した上で、本論文をまとめる。

2　家庭ごみの排出とその収集

図 1 は、筆者らが入手したデータに基づいて生成した、神奈川県藤沢市の月ごとの 1 世帯あたりの可燃ごみ排出量である。各折線は同市内の地区に該

当する。2014 年 11 月から 2017 年 6 月までの若干古いデータではあるが、地区ごとにごみ排出量が大きく異なることがわかる。本節ではこのグラフを参照しながら、家庭ごみの排出とその収集、および情報の生成に関してまとめる。

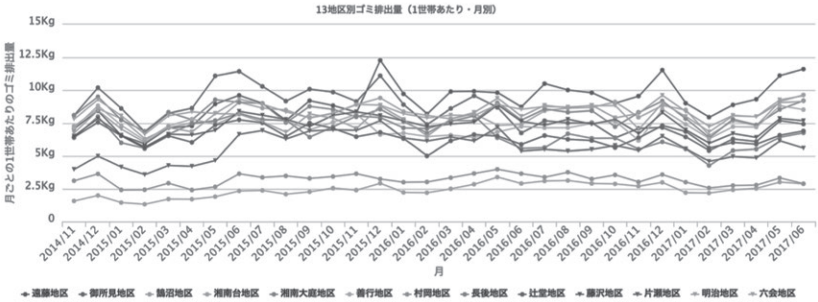

図 1　神奈川県藤沢市の月ごとの 1 世帯あたりの可燃ごみ排出量

2.1　家庭ごみの排出

家庭生活の結果として様々なものが不要となり、「ごみ」または「資源」として家庭から排出される。不要となったもののうち、再利用可能なものは資源であり、そうでないものがごみである。一言でごみや資源といってもその内容は様々であるため、ごみの中でも可燃ごみや不燃ごみ、資源の中でもビン・カン・本・雑がみなど、分別して排出することが求められている。ある不要物が資源であるかごみであるかという点は自治体ごとに異なり、例えば油で汚れた紙は多くの自治体ではごみとされるが、後述する徳島県上勝町では固形燃料として再利用される資源である（徳島県上勝町 , 2017）。したがって本論文では、家庭で不要となったものを総合して家庭ごみと呼ぶ。その中には自治体によって再利用処理される資源が含まれる。

分別の細かさは地方自治体ごとに異なり、粗大ごみを除いて、神奈川県では川崎市で 7 分別、横浜市が 9 分別、鎌倉市では 21 分別となっている。川崎市では、缶とペットボトルは一緒に袋へ入れるよう指示しており、それらをまとめて収集して機械で選別している。大規模自治体ではこのような事業が可能となることから、家庭で求められる分別項目数が減少する。全国では人口 1,408 人（2023 年 9 月 1 日）の徳島県上勝町で、粗大ごみ 4 分別を除い

て 41 分別と、極めて細かな分別が行われている。より細かく分別された家庭ごみは再利用可能性が高まる。

分別に関する自治体の指示に反して、資源が可燃ごみとして排出されるケースや、危険物が可燃ごみに混入するケースがある。前者は、結果としてごみが増えることとなり、正しい分別を行うことでごみの減量につながる。後者は、清掃車の火災を引き起こすことがあり、多くの自治体から注意喚起がなされている。

2.2 家庭ごみの収集

こうして排出された家庭ごみは、集積所方式と戸別方式のいずれかで収集される。集積所方式では、所定の集積所に家庭ごみが排出され、清掃車が自治体内の全集積所を巡回して収集する。戸別方式では、一戸建て住宅において、玄関前など住宅ごとの所定の場所に当該住宅の家庭ごみを排出し、清掃車が自治体内の全家屋を巡回して収集する。したがって特に一戸建て住宅においては、戸別方式と比較して集積所方式で匿名性が高い。このことから、両方式では家庭ごみ排出行動に違いが生じると考えられる。鎌倉市が実施した戸別収集モデル事業の結果（神奈川県鎌倉市 , 2023）では、半数以上の対象市民が、戸別収集を体験してごみの分け方や出し方を以前より注意するようになったと回答した。また実際に、同事業実施前後で週当たりの燃やすごみ排出量が平均して 10％減少し、燃やすごみへの資源物の混入率が容積ベースで 46.99% から 43.75% へ減少したことが確認されている。

収集に用いられる車両で代表的なものは、図 2 中央に示すパッカー車である。最大積載量が 2 トン程度の車両が多く用いられている（環境省廃棄物・リサイクル対策部 , 2004）。また福岡市で実施された調査（鈴木ら，2013）においては、可燃ごみのごみ袋密度は平均して 0.1kg/L であった。この値を用いると、2 トン車には最大で 20,000L、45L ごみ袋で約 400 〜 500 袋程度を積載できる計算となる。近年のパッカー車の特徴は、前後にカメラが設置されていることである。図 2 に、両カメラの画像に AI の物体検出技術を適用したものを示す。前方カメラの画像からは、周辺車両の車両番号を含めた詳細な把握や道路損傷箇所の把握（Bekku, Minami, Kawasaki, & Nakazawa, 2023）

が可能であるのに加え、後方カメラの画像からは収集業務の記録や解析が可能である。

各清掃車には担当地区が割り当てられ、当該地区全体から収集し終わるか、収集途中でも最大積載量の 9 割程度まで収集すると、処理場へ向かう。処理場は、可燃ごみの場合は焼却場であり、資源や不燃ごみの場合は選別施設である。藤沢市では約 130 台、鎌倉市では約 60 台の清掃車が稼働している。

図２　パッカー車と前後方カメラ画像

2.3　家庭ごみ排出量情報の生成

可燃ごみの場合、パッカー車は収集業務の最後に焼却場で、全てのごみを排出する。それに先立って車両全体の重量を計測し、その値から車両自体の重量を引くことで、収集したごみの重量を計算する。その値は、車両ナンバー等の情報とともに地方自治体の担当課へ共有される。こうして蓄積された情報に、各パッカー車の収集担当地区情報を組み合わせると、図 1 のような地区ごとの可燃ごみ排出量データを算出できる。図 1 を詳細に見てみると、1 世帯あたりの可燃ごみ排出量が地区間で大きく異なることがわかる。鵠沼地区と村岡地区が特に少なく、遠藤地区や御所見地区がその 5 倍以上多い。この違いは、部分的には地区の環境に起因している。住宅周辺に草木が多い地区では、草や剪定枝が排出されるため、そうでない地区と比較してごみ排出量が増加する。一方時間軸では、年末年始と 5、6 月に排出量のピークがある。

上述した重量計測にもとづく家庭ごみ排出量情報は、この程度の粒度が限界である。重量計測がパッカー車の担当地区ごとに実施されていることから、地区をさらに分解したブロック単位や世帯単位のより詳細な分析は、上述した情報だけでは不可能である。したがって、地方自治体における環境行政の検討や、個人の利便性追求に資するよう、家庭ごみ排出量情報は以下の各観

点で詳細化しうる。

• 排出量

戸別収集地域では家庭ごと、集積所収集地域では集積所ごとの収集量、すなわち排出量を把握する。可燃ごみのように袋に詰められたものだけでなく、図３に示すような様々な資源の種類と量が含まれる。地方自治体はこの情報を用いて、減量へ向けた政策を精緻化できる。個人はこの情報を用いて、自らの減量行動の成果を把握できる。

• 組成

家庭ごみを構成要素別に分類して量を把握する。具体的にはゴミ袋の中に入れられたものの種類や量、および上述したような、集積所に出された資源の種類や量を把握する。地方自治体では可燃ごみの組成に関するサンプル調査が手作業で行われることがある。可燃ごみへの電池やガスボンベの混入といった危険事象を自動検知できれば、事故防止に資する。

• 時間

清掃車が事業所を出発して帰着するまでの運行状況を細かく把握する。集積所収集地域では各集積所での収集に要する時間、戸別収集方式では各ブロックでの収集に要する時間など、運行経路に沿って所要時間を計測することで、運行経路の最適化につながる。また、この情報に清掃車のリアルタイム位置情報を加えることで家屋ごとの清掃車到着時刻を推定でき、個人はこの情報を用いてごみ出し時刻を最適化できる。

図３　鎌倉市のある集積所に出された資源と製品プラスチック等

3　家庭ごみと情報技術

小売店での売り上げ情報や交通機関での移動情報、通信機器の使用情報など、人の生産活動に関する情報は大量に生成、蓄積されている。それと比較して、ごみや資源の量や組成、それらの収集時間などの情報は、大規模に生成・活用されているとは言えないものの、いくつかの研究開発事例がある。ごみや資源の回収に関わる産業を静脈産業と呼ぶが、その過程での情報生成と流通は、広く街の改善に役立てられるという意味で動脈的要素を持つ。そうした動脈的なごみ・資源情報の生成や活用に関する研究開発事例を概説する。

3.1　ごみ・資源の計量技術

ごみ量の計測は、重量センサを組み込んだパッカー車やごみ箱などの開発が産業界で進んでいる。まず、矢崎エナジーシステム株式会社が Load Indicator（矢崎エナジーシステム株式会社 , n.d.）と呼ばれるトラック用の積載重量表示計を、また極東開発工業株式会社が計量装置付ごみ収集車（極東開発工業 , n.d.）を販売しており、これらを用いるとキログラム単位での重量計測が可能となる。ただし後者のごみ収集車は計量精度が± 10kg であり、戸別収集時の微細な家庭ごみ量計測には適さない。これに対してごみ箱に計量装置等を組み込んで、ごみの投入回数や重量を微細に把握する製品も存在する。米国 Bigbelly 社のスマートごみ箱 Bigbelly シリーズ（Bigbelly, n.d.）は、太陽光発電によりモーターとセンサを駆動して、投入されたごみを圧縮および計量し、インターネットを経由して計量結果を送信する機能を持つ。ごみ箱そのものが、高さ 120cm 以上、幅と奥行も 60cm 以上と大型のため、主に公共空間用として、日本を含む世界各地に設置されている。これを小型化することで、家庭での設置とごみ減量へ向けた情報生成が可能となりうる。

3.2　焼却高度化技術

収集したごみや資源を高度に処理する技術の研究開発も進んでいる。まず焼却炉では、情報通信技術や AI 技術の統合が進んでいる。その中では特に、燃焼に伴う大気汚染物質の最小化を目的とした燃焼制御技術や、自動攪拌技術が研究されている。燃焼状況から大気汚染物質排出量を予測する AI モデ

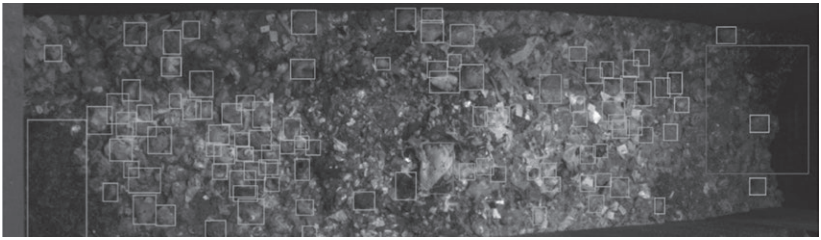

図 4　焼却炉投入前の AI によるごみ種判別結果。
（文献（尾﨑ら，2020）中の図 2 より転載）

ル（竹田ら，2018）や、溶融スラグの安定排出を目的とした出滓口制御（小野ら，2020）、あるいは燃焼炉への投入ごみを均質化するための、ごみの撹拌度合い定量化（尾﨑ら，2020）に関する研究などが存在する。図 4 に、ごみの撹拌度合い定量化における、深層学習 AI による種別判別結果を示す。図中の矩形は袋ごみを示しており、より大きな袋は検出されているように見える。この情報は、焼却炉の温度を適正に管理して大気汚染物質の排出を最小化するために必要である。従って、焼却施設ではなく収集過程でそれを把握すれば、相補的な判別が可能になると考えられる。

3.3　パッカー車拡張技術

情報通信技術を用いてパッカー車を拡張する技術も開発されている。岸野ら（2019）は、パッカー車にモーションセンサと GPS を搭載して、回転板の動作中、車の走行中、ドアを閉めた振動の発生中とそれ以外の 4 状態を識別する技術を提案した。同技術を用いることで、GPS から得られる位置情報を加味したごみ収集量の細粒度把握が可能となる。また藤吉ら（藤吉・林, 2011）は、ジャイロセンサと速度センサを用いて GPS の精度を補完し、パッカー車の絶対位置を検出するシステムを提案している。また筆者らの過去の取り組みでは、パッカー車に PM2.5 センサなどを搭載するとともに XMPP（Saint-Andre, 2011）を用いてインターネットへ接続し、大気汚染物質濃度を藤沢市全域から細粒度かつリアルタイムに収集、可視化する技術を構築した（中澤ら，2017）。これらから、清掃車の高い空間網羅性と、それを活用したデータ獲得装置としての可能性がうかがえる。

3.4　家庭ごみ排出行動の変容

家庭ごみの減量を目的とした、消費者の行動分析に関する研究も見られる。特に大藪ら (2007) の研究では、消費者の情報に対する関心が高い場合、ごみの減量がなされることを示した。ここでいう情報は、新聞やテレビのニュース、自治体による広報誌など一般的なものであるが、「情報収集（「広報によく目を通す」）を積極的にしている消費者は、買い物、食事、ごみについて意識が高く、特に資源に関する要望が強い。」といった相関が見られたとしている。このことから、情報に対する感度が高いほど、より多くの情報を得て、それを活用して自らの行動を変容させていける可能性が高まり、結果としてごみの減量に繋がったと考えられる。そうした消費者に対して自らの家庭ごみ排出行動に関する詳細な情報をフィードバックすることで、より大きな行動変容を期待できると言える。

4　家庭ごみ排出量のリアルタイムセンシングアーキテクチャ

家庭ごみ排出量の細粒度把握を目的として、パッカー車の後方カメラ画像から、投入されるごみ袋をリアルタイムに計数し、計数結果を位置情報や時刻とともにサーバへ保存するシステム Real-Time Deep Counter（RT-DC）を構築した。本章で RT-DC を概説し、次章で現在推進中の実証と性能について述べる。

4.1　概要

図 5 に RT-DC の動作概要を示す。カメラ、GPS レシーバ、組込コンピュータ、および無線通信デバイスで構成される。組込コンピュータ上で後方カメラ映像を深層学習を用いて処理しごみ袋を計数する。組込コンピュータには GPU が搭載されており、深層学習による物体検出を高速に行える。そのため清掃車でのエッジ処理が可能となり、清掃車が回収作業をしながらリアルタイム計数が可能となる。計数した袋数は、時刻と位置情報とともに通信ネットワークを介してデータサーバへ送信され、データベースに保存される。後方カメラの画像を伴わず計数結果のみを送信することで、画像に映り込んだ人物や車両など、プライバシーに関する情報を清掃車外へ流出させない。

保存されたデータは可視化アプリケーションを用いて過去に遡って可視化できる。また、現在進行中の収集業務をリアルタイムに俯瞰視することも可能である。

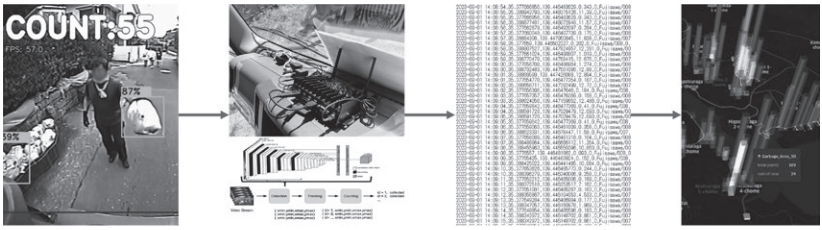

図５　家庭ごみ排出量リアルタイムセンシングから可視化の流れ

4.2　ごみ袋の計数

ごみ袋の計数は、Detection、Tracking、Counting の 3 フェーズで行う（三上ら，2020）。まず Detection フェーズでは、動画の各フレームに写るごみ袋の位置を検出する。ごみ袋の検出は深層学習による物体検出器 YOLO（Redmon, Divvala, Girshick, & Farhadi, 2016）を用いて行う。図 6 左に Detection フェーズの画像を示す。画像に含まれるごみ袋を矩形の枠として検出し、枠内下部中央に参照点（Reference Point）を設ける。枠上部に記載されている情報のうち左端はごみ袋の ID で、この画像では 32 である。右端は物体検出器が出力した Confidence であり、この場合は 1.00、すなわちこの物体は 100％ごみ袋であると物体検出器が判断している。

次に Tracking フェーズでは、Intersection over Union（IoU）に基づいて、現在のフレームと前のフレームで検出したごみ袋の同一性を判定する。IoU は 2 つの領域の和集合と積集合の比率として定義される。図 6 では、左のフレームの直後に右のフレームが得られたとして、両フレームを重ねると矩形枠が部分的に重なる。矩形枠の重なりが大きければ大きいほど、両物体が同一のものである確率が高い。一方、動画像のフレームレートが低いか、ごみ袋が高速で投入された場合は、矩形枠の重なりが生じない。

最後に Counting フェーズでは、画像下方に引かれている判定線とごみ袋の参照点との関係に着目する。判定線は画像の下端から 1/10 の位置に設定されており、おおよそ、パッカー車と路面との間に位置する。ごみ袋の参照点が、前のフレームで判定線の上に、また現在のフレームで判定線の下にあり、かつ両フレームのごみ袋の ID が同一であれば、その袋は回収されたと判定する。図 6 右の画像に含まれるごみ袋は、参照点が判定線の下にある。一方、図 6 左の画像のごみ袋は参照点が判定線の上にあり、かつ両画像のごみ袋は ID が同一である。したがってこのごみ袋は回収されたと判定し、画像上部の合計数が 7 から 8 に増えている。

図 6　ごみ袋の計数過程

4.3　リアルタイム化

ごみ袋の計数は深層学習技術を用いていることから計算量が多く、通常の計算機ではリアルタイムに計算できない。ここでいうリアルタイムとは、たとえば画像のフレームレートが 10FPS であれば、1 フレームでの係数処理を 1/10 秒未満で完了する、ということである。これを達成しない場合、計数処理を清掃車内で完遂不能となり、動画像データをサーバへ蓄積してバッチ処理する必要が生じる。そこで本研究では、高速な計算機と動画フレームの知的処理とによって、リアルタイム処理を可能としている。まず前者に関しては、小型の GPU 計算機 NVIDIA Jetson TX2（NVIDIA Corporation）をパッカー車に搭載し、車載バッテリーからの電源供給で駆動している。

また後方カメラからの出力が上記計算機の処理能力を上回る場合に、フレ

ームの知的処理を行う。同技術では、動画フレーム間の時間的な相関関係を活かし、ごみ収集中のフレームと非収集中フレームの事前予測をする。非収集中フレームは、清掃車が走行中など作業員がごみ袋を清掃車に投入していないフレームをいい、多くのフレームはこれに該当する。この予測に基づいて、収集中フレームは全数処理するのに対して非収集中フレームは間欠処理することで、計算リソースを収集中フレームの処理に配分する。これにより、収集中フレームの処理時間が実時間を仮に上回っても、未処理フレームをバッファしておき非収集中フレームに混ぜて処理可能となる。

4.4 可視化

蓄積されたごみ排出量データに加え、社会・地域・環境などの異分野データとの連携分析を可能にし、ごみ排出・収集・減量に関する情報を見える化するとともに、排出量を予測する機能を開発している。これまでに、家庭ごみ排出量データを地理的に可視化するアプリケーションソフトウエアを構築し、データのリアルタイム閲覧、過去データの閲覧、アニメーション再生のタイムスタンプを選択してごみ収集の過程を再現することなどが可能となっている。図7にその様子を示す。まず収集経路に沿った可視化（図7左）に関しては、静止画の図ではわかりづらいものの、図中に描画されているバーと地図上に描画されている線が、時間の経過とともに動いていく。これによって、収集経路と収集量を同時に振り返ることができる。

また俯瞰的可視化（図7右）に関しては、1日、1週間、1ヶ月といった任意の期間で自治体全体のごみ収集量を可視化できる。各バーにマウスポイン

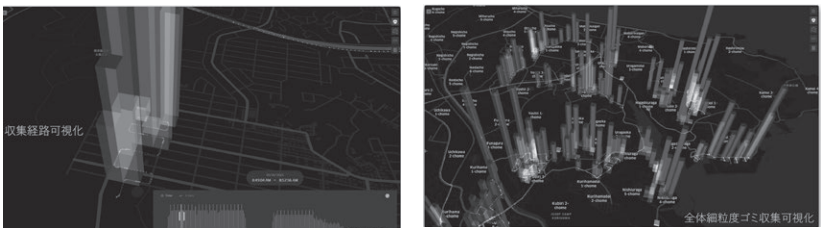

図7 収集経路に沿った可視化と俯瞰的可視化

タを合わせると、その場所での収集量に関する詳細として、その日から現在までの範囲内で新たに増えたごみ処理量や、その範囲内で受け取ったセンサデータのメッセージの合計等を表示する。図は 2023 年 4 月のごみデータを可視化したものであり、収集量が他と比較して多い場所と少ない場所が散見される。このような収集量の分布は、各地区の世帯数と複合して分析・可視化することで、世帯ごとの平均排出量が計算可能となる。また、各世帯で大掃除が実施されることの多い年末年始や、草木の伐採が頻繁に行われるゴールデンウィーク、あるいは運動会や夏祭りといった地域に固有のイベント開催日など、特徴的な期間を指定して可視化することで、行政施策の参考となりうる。

5　実証

2022 年度より、NICT 高度通信・放送研究開発委託研究として、慶應義塾大学と麗澤大学とで、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」プロジェクトを開始した（中澤ら, 2023)。同プロジェクトでは、神奈川県の湘南地域で稼働する数十台の清掃車に小型 GPU 計算機等を搭載して IoT 化し、家庭ごみ排出量リアルタイムセンシング技術を常時稼働させ、家庭ごみ排出に関する稠密なデータセットを構築する。本章では、2022 年度に神奈川県鎌倉市、横須賀市、および藤沢市で部分稼働開始した「ごみゼロ湘南」基盤を報告し、特に実時間エッジ AI を中心として今後の研究課題を明らかにする。

5.1　実験概要

2022 年度後半より、神奈川県藤沢市（8 台)、鎌倉市（1 台)、および横須賀市（5 台）のパッカー車へセンシング基盤を設置し、定常的に稼働させている。今後、まず 2023 年度中に合計台数を 30 台以上まで増加させ、2024 年中に鎌倉市の全パッカー車に設置する予定である。得られたデータの可視化や解析を含む清掃業務のデジタル化サービスを各市で試用していただき、意見交換会を通じて業務の最適化に関する可能性や新たな機能要求、非機能要求を導出して、情報学的な新規性も追求していく。

パッカー車へ設置した機器の詳細を表 1 に、またそのプロトタイプの様子を図 8 に示す。GPU 計算機への映像の入力は、カメラからの信号を二分岐して、一方をセンシングデバイスに送信して画像処理を行い、もう一方をトラック上のドライブレコーダに送信する。図 8 では全機器をダッシュボード上に設置しているが、実際には、ごみ収集作業や日常の運転に影響が出ないよう、組込計算機は助手席の後ろに設置されている。計算機の電源は車両のエンジン電源から取り、イグニッションシステムに連動させている。エンジン停止後はバッテリー電源で電源供給を維持し、OS のシャットダウンシーケンスを実行してデータを保護する。

この構成において、家庭ごみ排出量センシングシステムが 1 フレームを処理するのに要する時間は約 73 ミリ秒であり、1 秒あたり 13 フレーム処理可能である。入力映像のフレームレートは 30FPS であることから 1 秒あたり処理可能なフレーム数を上回っている。そこで前述したフレーム知的処理技術を用いて、収集中フレームと非収集中フレームとに分類して、前者の未処理フレームをバッファしておき後者を間欠処理し、リアルタイム処理を可能とする。

表 1　パッカー車に設置した機器

機器種別	型番・仕様など
組込計算機	EDGEPLANT T1 Jetson TX2、Ubuntu 18.04 Jetpack 32.7.2、CUDA 10.2 cudnn 8.0
カメラ	菱和 C4015R（清掃車に既設）
GNSS モジュール	u-blox NEO-M8U
通信モジュール	Sierra Wireless EM7430 4G Module
ビデオキャプチャモジュール	DriverGenius VDC2021
ストレージ	SanDisk Extreme Portable SSD

図８　パッカー車に設置した機器

5.2　検出・計数精度

実験ではごみ回収動画を使用し、排出量センシングシステムの計数精度を評価した。実験では表１の組み込み計算機器、EDGEPLANT T1 Jetson TX2 を使用した。また、評価には藤沢市を走行する 6 台のパッカー車が 2017 年 5 月の午前 8 時から午前 11 時の間に撮影したごみ回収動画を使用した。評価は以下の手順で行った。

1. センシングシステムが計数したごみ袋の個数を記録
2. 人が動画を見て計数したごみ袋の個数を記録
3. 得られた数値をもとに、Recall、Precision、F-measure を算出

Recall、Precision、F-measure を式１に示す。Recall は全ての回収されたごみ袋のうち、センシングシステムが正しく計数できたごみ袋の個数の割合で、Precision はごみ袋として計数した個数のうち、実際にごみ袋であった個数の割合、F-measure は Recall と Precision の調和平均である。TP はセンシングシステムが正しく計数できたごみ袋の個数、FN は見逃して計数できなかったごみ袋の個数、FP はごみ袋ではないものを誤ってごみ袋として計数した個数である。例えば、センシングシステムが 3 つのごみ袋を回収したと推定した一

方、人は 4 つのごみ袋が回収されたと推定したとき、*TP*=3、*FN*=1 となる。

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

式 1

$$F\text{-}measure = 2\frac{Recall \cdot Precision}{Recall + Precision}$$

上述した実験プロセスに従い、異なる 6 台のパッカー車から撮影されたごみ回収動画を使用して計数精度評価を行った。これは後方カメラの設置位置や角度、作業員など変動要素が存在する環境において計数精度を検証するためである。

実験結果を表 2 にまとめる。表 2 から、平均 Recall は 0.690、平均 Precision は 0.915 であることが分かった。平均 Recall が 0.690 であることはパッカー車が回収した全ごみ袋のうち約 69% を計数できた一方で、31% を見逃して計数できなかったことを示している。また、平均 Precision が 0.915 であることは、ごみ袋として計数したもののうち、約 91% はごみ袋で、9% はごみ袋ではないものを誤ってごみ袋として計数してしまったことを示している。また表 2 から、No.4 のパッカー車は他のパッカー車と比較し F-measure が低いことがわかる。No.4 の動画を調べてみると、図 9 のように、作業員がごみ袋を押し込む時、帽子を連続的に誤って計数していた。また道路の白線や太陽光が反射したマンホールをごみ袋と誤って計数するケースが多く見られた。作業員や道路がセンシングシステムの安定性に影響を与える一方、後方カメラの設置位置や角度の影響は見られなかった。

表2　異なる 6 台のパッカー車における計数精度

Truck	No.1	No.2	No.3	No.4	No.5	No. 6	Average
Recall	0.640	0.669	0.714	0.638	0.712	0.780	0.690
Precision	0.916	0.881	0.934	0.866	0.970	0.928	0.915
F-measure	0.754	0.761	0.809	0.735	0.821	0.847	0.787

図9　ごみ排出量センシングシステムが誤って計数してしまった例

5.3. 取得データとごみ収集業務への活用

図 10 に、「ごみゼロ湘南基盤」が収集するデータを、鎌倉市の集積所収集の例で示す。左側の画像は清掃車内に保存されたものを参考として掲載している。右上の折れ線グラフは、午前 9 時 30 分 01 秒から 9 時 39 分 36 秒までに収集されたごみ袋の数を示している。折れ線が平坦な箇所では、走行中または収集直前に集積所のネットを作業員が巻き上げている。折れ線が斜めに立ち上がっている箇所で、ごみ袋がパッカー車に投入されている。ここから、集積所ごとの収集量や収集時間、集積所間の移動時間が見て取れる。この情報をデータ化することで、収集経路等の最適化に活用できる。

図中右下の折れ線グラフは、パッカー車の移動速度を示している。右上のごみ袋数グラフと右下の速度グラフの双方が平坦な箇所では、パッカー車が停止してごみ袋が投入されていない状態であるから、上述した、ネットを作業員が巻き上げている時間であると考えられる。さらに、パッカー車の速度が最大でも時速 10km 程度であること、時速 5km かそれ未満で移動している区間があることもわかる。

収集したごみデータを活用する具体的なサービスとして、可視化基盤で示した収集過程のリアルタイム可視化に加えて、地区別排出量と収集所要時間の予測に基づく収集経路最適化が考えられる。清掃車は、ごみ収集を進めるにつれて車重が増加し燃費が悪化する。このため、ごみ排出量の少ない地区から排出量の多い地区へ向かって収集を進めることで、燃料代と二酸化炭素排出量の削減が期待できる。ただし、現在はパッカー車の進行方向を保存しておらず、収集経路最適化の過程で後退数の最小化に対応できない。GPS から得られる移動方向の情報をサーバに送信するなど、対応が必要である。

図 10 「ごみゼロ湘南基盤」が収集するデータの例

また、地方自治体が保有する住民及び空間に関するデータと組み合わせることで、空間的には家庭やブロック、地区、自治体全体まで、時間的には日や週、月、年を単位として、また意味的には世帯構成や就労状況など、複数の軸を組み合わせて様々な粒度の情報を生み出すことができる。例えばごみ減量化成果の情報共有として、隣接地区の一人当たりの平均排出量を住民に提供することで、ゲーミフィケーションを用いてごみ減量につながる行動変容を促進できる可能性がある。また、減量した排出量が環境に与える効果を可視化し、減量成果を住民に伝えることで、より大きな促進力を生み出せる。さらには、世帯構成ごとの家庭ごみ排出量の最大値や最小値、平均値等を住民へフィードバックすることで、各世帯でごみ排出行動をより具体的に検討可能となる。

5.4 今後の技術的課題

本稿ではこれまで、ごみ袋の数をリアルタイムに数えることのみに着目して記述してきた。しかし筆者らがこれまでに清掃事業従事者に行った調査では、数以外に対する機能要求が挙げられている。また、本稿で重点を置いた時間以外の非機能要求も存在する。以下に、今後の研究課題としてそれらを概説する。

• ごみの種類把握

袋の色や大きさをはじめとする属性情報を画像から抽出する技術が必要である。自治体によっては、可燃ごみと不燃ごみを有料ごみ袋の色で分けており、色を見分けることに一定の意義がある。また、大きさを把握することはごみ袋の重量推定に寄与すると考えられる。さらに、図 3 に示したような、製品プラスチックや様々な資源の種類や量を細かく検出して定量化する技術も必要となる。

• 内容物等の把握

可燃ごみの袋にスプレー缶や電池が入っていると清掃車の荷箱で火災が発生し爆発する可能性があり、実際にそうした事故が発生している。何らかの方法で金属の混入を検知する技術が確立されると、事故を未然抑止可能となる。

• スケーラビリティ

清掃車は多数が同時に運用されている。神奈川県藤沢市の場合は約 130 台であり、人口 3,300 人に 1 台の計算となる。「ごみゼロ湘南」基盤の対象自治体が複数となったとき、ネットワーク基盤がより多くの清掃車が送出するトラフィックを収容する必要があり、また蓄積されたごみデータを自治体を跨って選択的に取得する API を構築する必要がある。

6　おわりに

本論文では、家庭ごみ排出量に関する情報を細粒度に獲得するリアルタイムセンシングアーキテクチャを提案し、神奈川県鎌倉市、横須賀市、藤沢市での実証について報告した。家庭ごみ排出量は、清掃車の収集地区の単位では把握可能であるものの、個別収集方式の最小単位である家庭ごとのそれを把握する技術はこれまでなかった。筆者らの構築したリアルタイムセンシングアーキテクチャでは、清掃車の後方カメラ画像を活用して、深層学習技術によりごみ袋を検出、計数し、位置情報を組み合わせてそれを可能とした。これまでの技術開発で、ごみ袋のリアルタイム計数やリアルタイム可視化、俯瞰的可視化を可能としたほか、実証実験を通じて得られるデータからごみ収集業務の時空間的特徴を細かく把握できることが示された。上述した 3 自

治体での実証は、NICT 高度通信・放送研究開発委託研究による、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」プロジェクトとして 2022 年度後半より開始し、同時に JST COI-NEXT による、リスペクトでつながる「共生アップサイクル社会」共創拠点プロジェクトにおいて、データ利活用による清掃業務最適化へ向けた取り組みを始めている。

本論文ではごみ袋の計数のみについて報告したが、家庭ごみの分別は多岐にわたっており、それらの分類項目に幅広く対応可能な計数・計量技術が必要である。これについては、深層学習モデルの拡張が必要になるものの、ハンガーや布団など排出頻度の低い資源の学習データ獲得が焦点となる。また、深層学習に基づくシステムでは誤検出が避けられず、それを減らすために精度の向上が必須となる。自治体ごとのごみ袋の違いや、ごみ袋と誤りやすい物体など、学習の幅を広げていく必要がある。さらに、リアルタイムセンシングアーキテクチャを上述した 3 市にとどまらず、より広い地域で稼働させるには、数千台の清掃車の同時運行を前提としたスケーラビリティを確保する必要がある。これには、計数結果を送信する際に使用する通信プロトコルの改善に加え、可視化基盤において、広域を対象としながら柔軟な解析を可能とするデータモデルの構築が求められる。今後、2025 年度を目処としてこれらの拡張を行い、技術の完成を目標とする。

謝辞

本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構の委託研究（22610）および JST 共創の場形成支援プログラム JPMJPF2111 の支援を受けたものです。

文献目録

大藪千穂、杉原利治、後藤尚弘（2007）「消費者の情報活動と家庭ごみの減量」『消費者教育』27, pp.53-62.

尾﨑圭太、上村祥平、江口徹、森田啓、福川宙季、眞野文宏、… 伊藤正（2020）「画像 AI 技術を用いたごみ種センシング機能の開発」『廃棄物資源循環学会研究発表会講演集 第 31 回廃棄物資源循環学会研究発表会』247.

小野雄基、眞野文宏、渡邉圭、植浦大樹、江口徹、上村祥平、浜元和久（2020）「AI・IoT を活用したごみ焼却施設の自動運転の高度化」『環境技術』49(4), pp.189-194.

神奈川県鎌倉市（2023）「戸別収集モデル事業について」https://www.city.kamakura.kanagawa.jp/gomi/kobetu-model-top.html（2023 年 9 月 9 日アクセス）
環境省（2023）「一般廃棄物の排出及び処理状況等（令和３年度）について」https://www.env.go.jp/press/press_01383.html（2023 年 9 月 9 日アクセス）
環境省廃棄物・リサイクル対策部（2004）「平成 15 年度容器包装廃棄物の使用・排出実態調査及び効果検証に関する事業報告書」https://www.env.go.jp/recycle/report/h16-02/index.html（2023 年 9 月 9 日アクセス）
岸野泰恵、白井良成、水谷伸、竹内孝、須山敬之、納谷太、上田修功（2019）「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」『研究報告ユビキタスコンピューティングシステム（UBI）』(5), pp.1-7.
極東開発工業（日付不明）「計量装置付ごみ収集車「スケールパッカー ®」」https://www.kyokuto.com/product/buturyu_syusyu_05.html（2023 年 9 月 9 日アクセス）
鈴木慎也、立藤綾子、松藤康司、山本和夫（2013）「従量制指定袋の導入下におけるごみ搬出行動の季節による違い」『土木学会論文集 G（環境）』69(3), pp.115-125.
竹田航哉、山本浩、青木勇、富岡修一、橋本隆史、川端馨（2018）「ごみ処理施設における ICT, AI 技術等の活用事例について」『廃棄物資源循環学会誌』29(3), pp.228-236.
徳島県上勝町（2017）「令和 2 年度版資源分別ガイドブック」http://www.kamikatsu.jp/docs/2017040700010/file_contents/R2betsugideobook.pdf（2023 年 9 月 9 日アクセス）
中澤仁、陳寅、黄文浩、三上量弘（2023）「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」」『研究報告ユビキタスコンピューティングシステム（UBI）』2023-UBI-78(14), pp.1-8.
中澤仁、陳寅、米澤拓郎、大越匡、徳田英幸（2017）「ユニバーサルセンサネットワークと清掃車を活用した藤沢市のスマート化」『デジタルプラクティス』8(3), pp.244-252.
藤吉誠、林一久（2011）「ごみ収集車の位置検出システム」『第 27 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集』89.
三上量弘、陳寅、中澤仁（2020）「DeepCounter: 深層学習を用いた細粒度なゴミ排出量データ収集手法」『情報処理学会論文誌』61(1), pp.36-48.
矢崎エナジーシステム株式会社（日付不明）「LI（Load Indicator）- 積載重量表示計」https://www.yazaki-keiso.com/product/li/（2023 年 9 月 9 日アクセス）

Bekku, H., Minami, M., Kawasaki, T., & Nakazawa, J. (2023) “Detecting Potholes from Dashboard Camera Images Using Ensemble of Classification Mechanisms”, *Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)*. pp.108-115.
Bigbelly. (n.d.) *All Products,* https://bigbelly.com/products (Accessed on September 9, 2023)
NVIDIA Corporation. (n.d.). *Jetson TX2*, https://www.nvidia.com/ja-jp/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-tx2/ (Accessed on September 9, 2023)
Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016) “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection”, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).* pp.779-788.
Saint-Andre, P. (2011) *Extensible Messaging and Presence Protocol (XMPP): Core*, https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc6120 (Accessed on September 9, 2023)

〔受付日　2023. 10. 3〕