

# カメラ搭載型トングを用いた ポイ捨てごみ種別認識手法の提案と評価

立花 巧樹<sup>1</sup> 中岡 黎<sup>1</sup> 宮地 篤士<sup>1</sup> 富田 周作<sup>1,2</sup> 松田 裕貴<sup>1,2,3</sup> 中村 優吾<sup>4,3</sup> 諏訪 博彦<sup>1,2</sup>

**概要：**ごみのポイ捨ては社会問題に発展している。ポイ捨てを防止する方法として、ごみ箱やポイ捨て禁止の旨が書かれた看板をポイ捨てされる場所に設置して、未然にポイ捨てを防止する都市デザイン的アプローチが考えられる。そのためには、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することが必要である。しかし、既存手法では、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することに多くの手間がかかってしまうという問題がある。我々は、カメラ搭載型トングを用いてごみの種別および位置情報を収集するシステムを提案してきた。本稿では、提案システムにおけるごみの種別認識手法の提案と、その評価を行った。

## Proposal and Evaluation of Classification Recognition Method for Litter by Using Camera-mounted tongs

KOKI TACHIBANA<sup>1</sup> REI NAKAOKA<sup>1</sup> ATSUSHI MIYAJI<sup>1</sup> SHUSAKU TOMITA<sup>1,2</sup>  
YUKI MATSUDA<sup>1,2,3</sup> YUGO NAKAMURA<sup>4,3</sup> HIROHIKO SUWA<sup>1,2</sup>

### 1. はじめに

ごみのポイ捨ては社会問題に発展している。Maria ら [1]によると、世界では、年間 6 兆本ものタバコが消費されているが、そのうち 4.5 兆本はポイ捨てされている。また、世界経済フォーラム [2] は、2015 年にタバコを含む 910 万トンのプラスチックごみが流出したという調査結果を発表した。これにより、海洋汚染や海洋生物の殺傷などの問題が生じている。したがって、ごみのポイ捨て問題は早急に解決すべきである。ポイ捨てを防止する方法として、都市デザイン的アプローチが考えられる。例えば、ポイ捨てされる場所に対して、ごみ箱やポイ捨て禁止の旨が書かれた看板を設置することで、ポイ捨てを未然に防止することができると考えられる。ただし、ごみ箱やポイ捨て禁止の旨が書かれた看板を、ポイ捨てが起こりうる場所全てに配置することは現実的ではない。したがって、ポイ捨てが多くされる場所に対して効率的に配置することが求められる。

例えば、タバコのごみが多く落ちている場所を事前に収集しておけば、その場所に灰皿を設置することで、多くのポイ捨てを防ぐことができると考える。そのためには、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することが必要である。

しかし、既存研究として、手動でごみを収集する手法 [3] やビデオカメラなどでごみを自動で収集する手法 [4] などが存在するが、どちらの手法を用いてもごみのデータを網羅的に収集することが困難であるという問題が存在する。そこで我々は、ごみ拾いをする人に注目した。ごみ拾いをする人をセンサ化し、ごみを拾う人が多くのごみを拾うことができれば、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することができると思った。既存研究として、ごみを拾った人が、ごみを撮影して位置情報と共にアップロードすることで、ごみの種別・位置情報を収集できるピリカ [5] というサービスも存在するが、一つ一つのごみを撮影するのにはユーザの負担がかかってしまう。したがって我々は、ごみを拾う人が、手間をかけずにごみを拾うだけで、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集可能とすることを目的とする。

上記の目的を達成すべく、我々は、ユーザが装着しているスマートウォッチから得られるセンサデータのみを用いて、ごみの種別および位置情報を収集するシステムを提案

<sup>1</sup> 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

<sup>2</sup> 理化学研究所 革新知能統合研究センター (AIP), RIKEN, Center for Advanced Intelligence Project (AIP)

<sup>3</sup> JST さきがけ, JST PRESTO

<sup>4</sup> 九州大学, Kyushu University

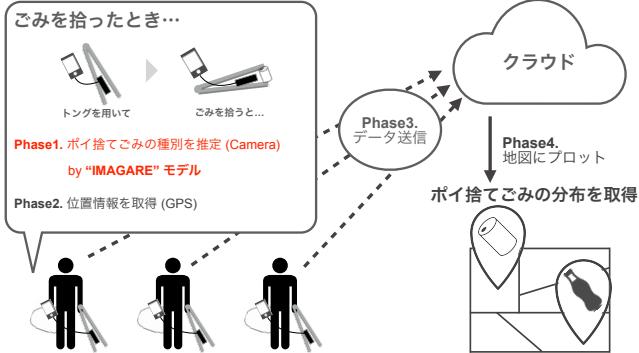


図 1 提案システムの概念図

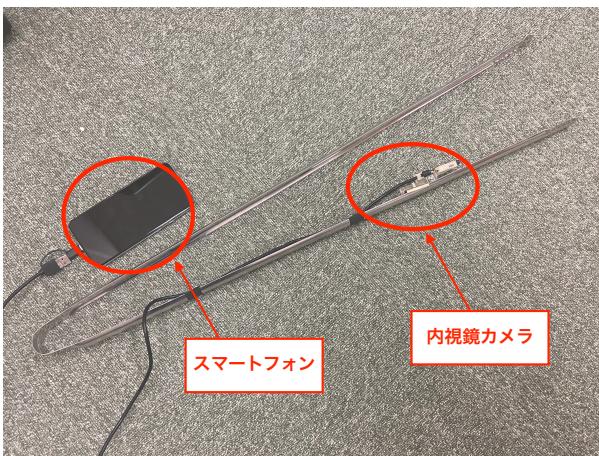


図 2 デバイスの全体像

してきた [6]. しかし、トングを用いてごみを拾う場面に対して、上記手法は適応できない. したがって本研究では、トングを用いてごみの情報を記録するアプローチに注目した. 具体的には、カメラ搭載型トングを用いてごみの種別および位置情報を収集するシステムを提案してきた [7]. 提案システムの概念を図 1 に示す. システムは、ごみを拾う多くの人が、カメラが取り付けられたトングを用いてごみを拾うだけで、ごみの種別・位置情報を記録することができるため、既存手法に比べ、ユーザの手間をなくすことができる. システムは、スマートフォンと内視鏡カメラで構成されている(図 2). システムは、内視鏡カメラの画像データをスマートフォンで推定し(Phase1)，その地点における位置情報を取得することで(Phase2)，ごみの種別・位置情報を記録することができる. そして、スマートフォンからごみの種別と位置情報をクラウドに送信し(Phase3)，地図上にごみの種別をプロットすることで(Phase4)，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することができる. 本稿では、提案システムにおけるごみの種別認識手法の提案と評価を行った.

## 2. 関連研究

ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例について 2.1 節、自動で収集する事例について 2.2 節にて述べる. さら

にこれまでの取り組みと本稿の立ち位置について 2.3 節にて述べる.

### 2.1 ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例

ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例として [3], [8] がある. 井上ら [3] は、釜口水門から横川川合流点までの天竜川上流 11.5 km の河岸において、漂着ごみの量、種類を手動で収集しながら調査し、漂着ごみの分布および岸形状との関係を考察した. 高橋ら [8] は、計測者が手動でタバコの位置情報を地図上にプロットし、タバコの種別・位置情報の収集を手動で行っている. その結果、タバコの多い場所に対して、灰皿を設置してポイ捨て削減を狙うなどのタバコのポイ捨ての防止対策に関する具体的方策を提案している.

しかし、これらの手法では、ごみ拾いをしている人が、一つ一つのごみに対し手動で収集するため、手間がかかるという問題が存在する. したがって、ごみの種別・位置情報を自動で検出することが必要である.

### 2.2 ごみの種別・位置情報を自動で収集する事例

ここでは、ごみの種別・位置情報を自動で収集する事例 [4], [5], [9] を紹介する.

植田ら [4] は、定点ビデオカメラによるポイ捨て位置の情報やポイ捨てしている人の特徴を収集する方法を提案している. しかし、この手法は、カメラが設置してある場所でしかごみ情報を収集できないため、網羅的に情報収集することができないという問題が存在する. また、多くの場所にカメラを設置している環境があったとしても、多くのコストがかかることが考えられる. ピリカ社は、スマホを用いた「ポイ捨てごみ」や「歩きたばこ」の分布や深刻さを調査するサービスである、タカノメ [9] を提供している. このサービスでは、計測者がスマホで道に落ちているごみを撮影すると、システムは、動画に写ったごみの種類や数量、位置情報などを解析し、地図上にプロットするという仕組みが導入されている. しかし、この方法では、データ計測者がスマホで道路を撮影しながら歩くという動作が必要であることと、それ故に調査範囲に応じた費用が生じることから、データ収集の持続可能性が低いと考えられる. これに対し、ごみを拾う人からデータを収集する「ユーザ参加型センシング」[10], [11] のアプローチであれば、センサなどの設置コストがかからないことなく、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集できる可能性がある. ピリカ社は、別サービスとして世界 100ヶ国以上で利用されているごみ拾いボランティア SNS アプリケーションのピリカ [5] を提供している. このアプリでは、ユーザは自身が拾ったごみを撮影し、位置情報と共にアップロードすることができるというものである. この方法では、拾ったごみをスマートフォンのカメラで撮影しなければならないため、利用ユー

ザの負担は少なくない。対策として、同サービスではユーザーの継続的な参加を促すために、自身の拾ったゴミの量とエリアで拾われた総量の対比の導入や、他者からの「いいね」を受け取れる機能などといった非金銭的なインセンティブ [12] を導入している。しかしながら、ユーザの多くはゴミ拾いが終わった後に「今日の成果」として袋にまとめられたごみの写真を投稿しているケースが多く、そのまままでは本研究で取り扱いたいゴミが落ちている場所の特定は難しいと考えられる。仮にゴミが落ちている地点での個別の撮影を依頼するとなると、利用ユーザの負担が今以上に増大することが想定され、十分なデータを収集することができないという問題が発生する危険がある。

### 2.3 これまでの取り組みと本稿の立ち位置

以上から本研究では、ごみを拾う人が手間をかけずにごみを拾うだけで、ごみの種別・位置情報を網羅的に収集可能とする手法の実現を目的としている。

この目的を達成するため、我々はこれまでに、ユーザが装着しているスマートウォッチから得られる音響データを用いて、ごみの種別および位置情報を収集するシステムを提案してきた [6]。しかし、ゴミ拾いの場面ではトングをしている場合も多いことから、加えてトングにセンサを搭載しごみの情報を記録する手法も検討している…我々はこれまでに、カメラ搭載型トングを用いてごみの種別および位置情報を収集するシステムのコンセプトを提案してきた [7]。本稿では、このコンセプトの頭脳である、カメラ搭載型トングによって得られた画像データからごみの種別を推定するモデルの構築手法の提案および構築したモデルの精度を検証する。

## 3. 提案手法

### 3.1 提案システムの概念

我々は、カメラ搭載型トングを用いてごみの種別および位置情報を収集するシステムを提案してきた [7]。提案システムの概念を図 1 に示す。システムは、ごみを拾う多くの人が、カメラが取り付けられたトングを用いてごみを拾うだけで、ごみの種別・位置情報を記録することができるため、既存手法に比べ、ユーザの手間をなくすことができる。システムは、スマートフォンと内視鏡カメラで構成されている（図 2）。システムの処理の流れについて述べる。はじめに、ユーザは、ごみをトングでつかむ動作を行う。その際、内視鏡カメラでは、トング先端部分の画像データを、有線接続されたスマートフォンに送信する。スマートフォンでは、画像認識によってごみの種別をリアルタイムで推定する（Phase1）。次に、スマートフォンに内臓されている GPS から得られる位置情報を取得することで（Phase2）、ごみの種別・位置情報を記録することができる。そして、スマートフォンからごみの種別と位置情報をクラウドに送

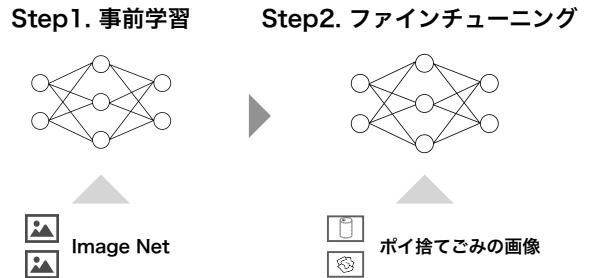


図 3 IMAGARE の全体

表 1 分類ラベルの一覧

分類ラベル	ごみの種類
Can	缶
Paper	紙類
Pet bottle	ペットボトル
Plastic	プラスチック
Tobacco	タバコ
None	何も掴んでいない状態

信し（Phase3），地図上にごみの種別をプロットすることで（Phase4），ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することができる。本稿では、2.3 節で述べた、ごみの種別を推定するモデルの構築手法に注目する（Phase1）。

### 3.2 モデルの構築手順

提案するモデルの構築手順を図 3 に示す。はじめに、MobileNet-v1 を用意し、Image Net を用いて事前学習を行う。次に、事前学習したモデルに対し、ポイ捨てごみの画像を用いてファインチューニングを行い、ポイ捨てごみ分類モデルを構築する。分類するごみのラベルを選定するために、散乱実態調査 [13] に注目すると、散乱個数ランキングにおいて、タバコ・紙類・プラスチックが上位を占めていたことがわかる。上記 3 種類のごみの他に、一般的な飲料容器である缶・ペットボトルを加えて計 5 種類をごみのラベルとして定める。加えて、ごみを拾う場面において、トングでごみを掴んでいない状態も存在するため、トングで何も掴んでいない状態をラベルに追加する必要がある。トングで何も掴んでいない状態を追加することにより、ユーザがトングでごみを掴んだかどうかをシステムが判定することができる。したがって、分類対象のラベルを缶（Can）・紙類（Paper）・ペットボトル（Pet bottle）・プラスチック（Plastic）・タバコ（Tobacco）・何も掴んでいない状態（None）の計 6 種類とした（表 1）。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験目的

本研究において、提案手法で構築したモデルの精度が重要である。もし、構築したモデルを利用した際に誤認識があった場合、正確なごみの情報を記録できず、本研究の目



図 4 データ収集を行った環境

的を満たすことができない。特に、何も掴んでいない状態 (None) の精度は、3.2 節で述べたように、ごみをトングで掴んだかどうかの判定に用いるため極めて重要である。また、ごみを拾う環境は、道路や溝などの様々な場面が考えられ、それぞれの環境に適応したモデルを構築する必要がある。そして、環境ごとに構築したモデルの精度から、現状のモデル構築手法の改善点を見つけ、更なる精度向上へと役立てる必要がある。また、データ数を増やすことにより、精度を向上するかどうかを確認する必要がある。したがって本実験では、様々な環境下においてポイ捨てごみの画像データを収集し、各環境ごとのモデルの精度、全ての環境の画像データを合わせたモデルの精度、何も掴んでいない状態 (None) の精度を検証した。

#### 4.2 データセット

データセットの収集方法について述べる。我々は、図 4 に示すように芝生、道路、溝の環境でごみのポイ捨てデータを収集した。また、各ラベルのごみを 10 個用意した。図 5 は芝生におけるトングでごみを掴んだ際の画像を示す。我々は、各ラベルのごみをトングで掴んでいる状態で動画撮影を行い、その動画から画像を切り出した。実験者は 1 人である。その結果、各ラベルで 10000 個の画像データを収集し、各環境下で 60000 個の画像データを収集した。この 60000 個の画像データを用いて、各環境下で 10-fold-cross-validation を行い、精度を算出した。また、全ての環境を合わせた 180000 個の画像データを用いて同様に 10-fold-cross-validation を行い、精度を算出した。

#### 4.3 結果・考察

実験結果を表 2、表 3、表 4 に示す。実験結果より、各環境下で構築したモデルの Precision, Recall, F 値は、芝生の精度が最も低く、道路の精度が最も高い結果となった。初めに、道路の精度が最も高くなった理由を考察するため



図 5 芝生で拾った際の各ラベルのごみ

に、図 6 に注目すると、道路でごみを拾った際の背景色はグレーが大部分を占めていることがわかる。今回実験で収集したごみで、グレーや黒色のオブジェクトはほとんどなかったため、モデルがごみの形状を認識しやすかったのではないかと考える。特に、混同行列 (図 7) に注目すると、紙類の True Positive は、全環境の画像データで構築したモデルを含め最も精度が高い。これは、紙類の多くが白色のため、モデルがごみの形状を認識しやすかったからではないかと考える。次に、芝生の精度が最も低い理由を考察するために、図 6 に注目すると、芝生でごみを拾った際の背景色は緑色が大部分を占めていることがわかる。また、本実験で用いたごみは、緑色やそれに近い色が何個か存在した。つまり、芝生の画像データで構築したモデルだと、緑色やそれに近い色の画像に対し、ごみの形状を認識できずに精度が低下したのではないかと考える。溝の背景色は、緑色とグレーが混ざっているため、精度が道路について 2 番目になったのではないかと考える。以上より、現状のモデル構築手法では、背景色に緑色などの、ごみと背景を分離しにくい色が含まれることで、認識精度が低下する可能性が示唆された。上記の問題は、ポイ捨てごみの画像をグレースケールなどの前処理を加えることで、問題を解決するかもしれない。したがって今後は、画像に前処理を加えることで、モデルの認識精度を向上させる予定である。

全環境の画像データで構築したモデルの Precision, Recall, F 値は、他の環境に比べ最も高くなった。これより、画像データ数を増やすことで、モデルの精度が向上し、様々な環境下でシステムを利用できることが示唆された。以降、全環境で構築したモデルを用いた精度の考察を行う。まず、ごみを掴んでいない状態 (None) に注目する。ごみを掴んでいない状態 (None) の Presicion は 0.993, Recall は 0.986, F 値は 0.990 と、他の分類ラベルに比べ、最も精度が高くなかった。何も掴んでいない状態 (None) の精度が高くなかったのは、図 5 からもわかるように、トング先端が片方のみしか映っていない特徴をモデルが捉えたため、分類精度が最も高くなかったのではないかと考える。更なる精度向上のため、全環境における混同行列 (図 8) に注目すると、何も掴んでいない状態 (None) をタバコ (Tobacco)

表 2 実験結果 (Precision)

	Can	Paper	Pet bottle	Plastic	Tobacco	None	Mean
芝生	0.738	0.845	0.658	0.811	0.833	1.000	0.814
道路	0.897	0.899	0.884	0.863	0.896	0.933	0.895
溝	0.707	0.843	0.941	0.864	0.957	0.977	0.881
全環境	0.897	0.865	0.962	0.760	0.952	0.993	0.905

表 3 実験結果 (Recall)

	Can	Paper	Pet bottle	Plastic	Tobacco	None	Mean
芝生	0.807	0.760	0.765	0.676	0.888	0.980	0.813
道路	0.895	0.847	0.901	0.789	0.948	0.987	0.895
溝	0.949	0.894	0.700	0.705	0.902	0.981	0.855
全環境	0.958	0.779	0.915	0.817	0.957	0.986	0.902

表 4 実験結果 (F 値)

	Can	Paper	Pet bottle	Plastic	Tobacco	None	Mean
芝生	0.771	0.800	0.707	0.737	0.860	0.990	0.811
道路	0.896	0.872	0.892	0.825	0.921	0.959	0.897
溝	0.810	0.868	0.802	0.776	0.929	0.979	0.861
全環境	0.926	0.820	0.938	0.787	0.955	0.990	0.903



図 6 異なる環境における缶を拾った際の画像

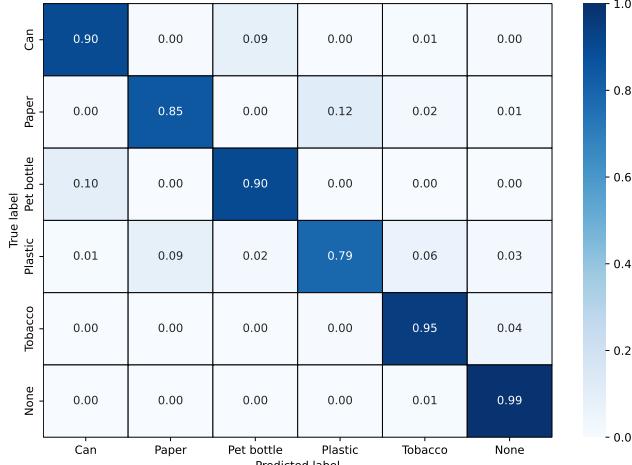


図 7 道路における混同行列

やプラスチック (Plastic) に誤認識していることがわかる。上記の結果になった可能性として、タバコ (Tobacco) は他のごみと比べ小さくて認識できなかったことや、プラスチック (Plastic) は透明のため、トングでがごみを掴んでいないと認識してしまったことが考えられる。解決策として、トング先端の画像を拡大する前処理を加えることでタバコ (Tobacco) やプラスチック (Plastic) の誤認識を防ぐことができるかもしれない。これにより、システムのごみを掴んでいない状態 (None) の精度はほぼ 100%まで向上すると考えられ、システムがトングでごみを掴んでいるかどうかの判定は実用的になると考える。

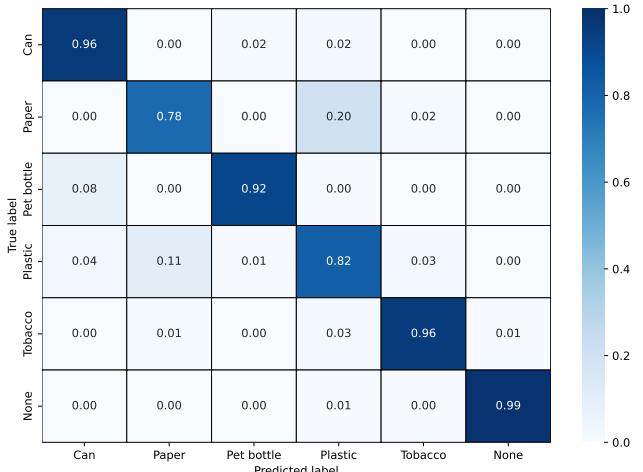


図 8 全環境における混同行列

## 5. おわりに

本稿では、提案システムにおけるごみの種別認識手法の提案と、その評価を行った。実験結果より、現状のモデル構築手法では、背景色に緑色などの、ごみと背景を分離しにくい色が含まれることで、認識精度が低下する可能性が示唆された。また、画像データ数を増やすことで、モデルの精度が向上し、様々な環境下でシステムを利用できることが示唆された。そして、全環境の画像データで構築したモデルで、ごみを掴んでいない状態 (None) を推定した精度は、前処理を加えることでほぼ 100%まで向上すると考えられ、システムがトングでごみを掴んでいるかどうかの判定は実用的になると考える。今後は、画像に前処理を加えることで、モデルの認識精度を向上させる予定である。また、システムを用いた実証実験を行う予定である。

## 謝辞

本研究は奈良先端科学技術大学院大学 CICP プロジェクトの助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] Maria Araújo and Monica Costa. A critical review of the issue of cigarette butt pollution in coastal environments. *Environmental Research*, Vol. 172, , 02 2019.
- [2] The World Economic Forum. The new plastics economy rethinking the future of plastics. [http://www3.weforum.org/docs/WEF\\_The\\_New\\_Plastics\\_Economy.pdf](http://www3.weforum.org/docs/WEF_The_New_Plastics_Economy.pdf), 2016. Accessed: 2021-05-09.
- [3] 井上芳樹, 戸田任重. 謙訪湖・天竜川上流における漂着ゴミ. 環境科学会誌, Vol. 16, No. 3, pp. 167–178, 2003.
- [4] 植田憲, 高野維斗, 神崎広史, 宮崎清. ごみの「ポイ捨て」の未然防止に関する調査・研究: 千葉市・駿周辺地域におけるごみ捨て行為の実態調査に基づいて. 日本デザイン学会研究発表大会概要集, 第 53 卷, p. 188, 2006.
- [5] 株式会社ピリカ. ごみ拾い sns ピリカ—いつでもどこでも気軽にボランティア. <https://sns.pirika.org/>. Accessed: 2020-07-27.

- [6] 立花巧樹, 中村優吾, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一. スマートウォッチを用いたポイ捨てごみの種別・位置認識システムの提案. 2020 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 第 2020 卷, 2020.
- [7] 立花巧樹, 中岡黎, 宮地篤士, 富田周作, 松田裕貴, 中村優吾, 諏訪博彦. センサ装着型トングを用いたポイ捨てごみの種別・位置情報収集システムの提案. 第 29 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 199–202, oct 2021.
- [8] 高橋祐平, 石坂公一, 小地沢将之. タバコのポイ捨てポテンシャルの分布構造 – 仙台市中心部のアーケード街を対象として -. 日本建築学会技術報告集, 第 15 卷, pp. 257–260, 2009.
- [9] 株式会社ピリカ. ポイ捨てごみ調査サービス「タカノメ」—スマホで簡単、ポイ捨て分布調査. <https://research.pirika.org/>. Accessed: 2020-07-27.
- [10] J. A. Burke, D. Estrin, M. Hansen, A. Parker, N. Ramanathan, S. Reddy, and M. B Srivastava. Participatory sensing. *Center for Embedded Network Sensing*, 2006.
- [11] 松田裕貴, 荒川豊, 安本慶一. 多様なユースケースに対応可能なユーザ参加型モバイルセンシング基盤の実装と評価. マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO 2016) シンポジウム論文集, pp. 1042–1050, 2016.
- [12] Yutaka Arakawa and Yuki Matsuda. Gamification mechanism for enhancing a participatory urban sensing: Survey and practical results. *Journal of Information Processing*, Vol. 57, No. 1, pp. 31–38, 2016.
- [13] 食品容器環境美化協会. 散乱実態調査 (2016 年度) — 公益社団法人食品容器環境美化協会. <https://www.kankyoibika.or.jp/recycle/research/3R-2016>, 2016. Accessed: 2020-07-27.