

令和七年度 特別研究報告書

画像認識を用いた粗大ゴミ 料金判定システム

龍谷大学 先端理工学部 知能情報メディア課程

Y220232 藤村 尚生

指導教員 三好 力 教授

研究概要

近年の IT 技術の発展とスマートフォンの普及により、生活を支援する多様なアプリケーションサービスが拡大している。中でも、ゴミの分別方法を支援する「ゴミ分別アプリ」は、画像認識技術を用いて廃棄物の種類を判定し、適切な処理方法を提示することで、生活の利便性向上に寄与している。しかし、自治体ごとに分別ルールが異なることや、粗大ゴミの分類が複雑で説明文が長くなりやすいことなど、情報提供の過多や操作性の問題が指摘されている。

本研究では、粗大ゴミに焦点を当て、スマートフォンによる画像認識を活用して、ユーザーが必要とする最小限かつ的確な情報を自動抽出・提示する手法の構築を目指す。これにより、ユーザーの操作負担を軽減し、ゴミ分別アプリの利便性向上および地域社会における廃棄物処理の効率化に貢献することを目的とする。

目次

第1章 研究背景.....	1
第2章 既存技術.....	4
2.1 Trash Lens.....	4
2.2 分けなび.....	7
第3章 提案手法.....	9
3.1 研究背景と提案の意義.....	9
3.2 システムの全体構成と処理フロ.....	9
3.3 機械学習モデルの構築と料金対応.....	9
第4章 実験.....	11
4.1 実験システム.....	11
4.2 実験方法.....	12
4.3 実験結果.....	13
4.3.1 モデルの学習.....	13
4.3.2 判定結果.....	13
第5章 考察.....	16
おわりに.....	17
謝辞.....	18
参考文献.....	19
付録.....	20

1、研究背景

近年、IT 技術の著しい進展により、スマートフォンを活用したさまざまなアプリケーションサービスが急速に普及しており、スマートフォンは私たちの生活において欠かせない存在となっている。日常的なコミュニケーションや情報収集、買い物に至るまで、スマートフォンを通じて完結できる場面は年々増加しており、その利便性の高さが広く認識されている。総務省の2023年の調査によると、日本国内におけるスマートフォンの保有率は78.9%に達している。[1]その保有率を図 1.1 に示す。特に若年層から高齢者層にかけての幅広い年代で保有率が上昇していることが報告されている。このような状況からも、今後スマートフォンを基盤としたサービスの活用範囲はさらに拡大し、行政サービスや地域社会における生活支援の分野においても、ますます重要な役割を果たしていくことが期待される。

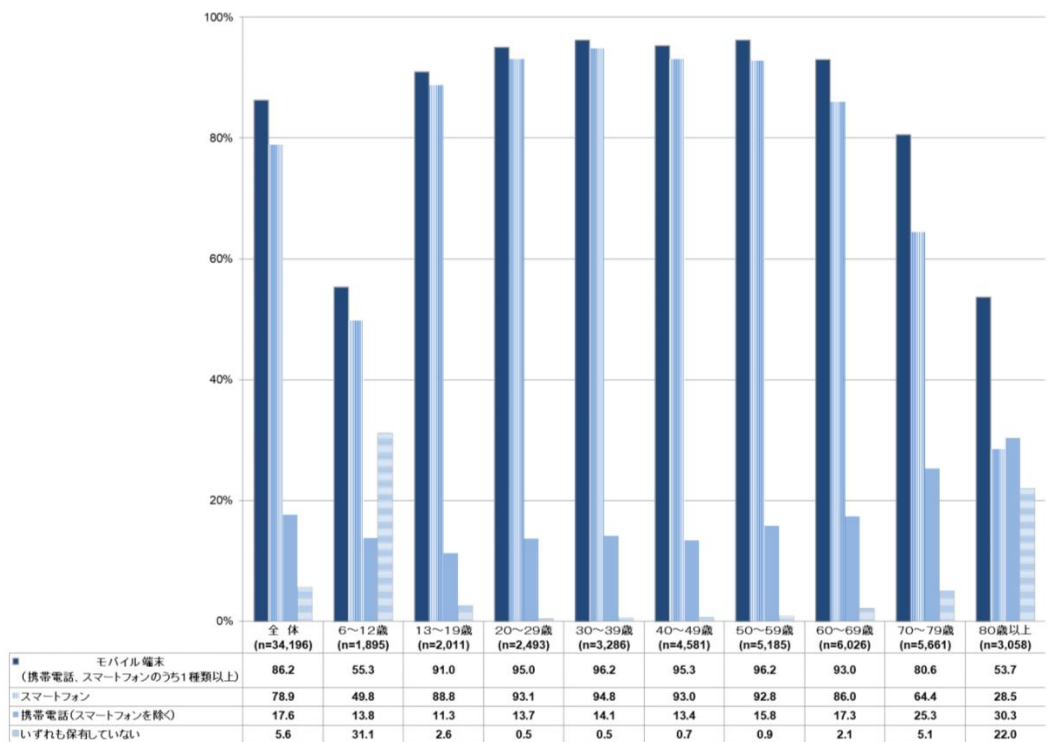


図 1.1 年齢階層別モバイル端末の保有状況

ゴミを正しく分別することは、資源の有効活用、処理コストの効率化、および作業環境の安全性確保という、多岐にわたる側面において極めて重要である。まず、資源の有効活用に関して、紙や金属などの素材を適切に分別することで、それらを再資源化することが可能となる。これは効率的な資源の循環利用に大きく貢献し、天然資源の消費抑制と環境負荷の低減に繋がる。さらに、分別が徹底されたゴミは、処理施設における選別や加工の作業が効率

化されるため、最終的な処理コストの削減につながるだけでなく、行政におけるゴミ処理全体の効率的な運用にも繋がる。加えて、分別は収集・処理現場における作業員の安全確保にも不可欠である。例えば、中身が残ったスプレー缶は爆発の危険性を持ち、不適切な廃棄が行われたリチウムイオン電池は火災の発生原因となり得るが、これらは作業員に重大な危険をもたらすため、正しい分別は安全な処理プロセスを維持するための前提条件となる。したがって、以上の理由から、正しいゴミ分別は、資源の循環利用や処理コストの削減といった経済的、環境的メリットに留まらず、作業員の安全確保という社会的責任を果たす上でも極めて重要である。

しかしながら、このような分別の重要性が認識されている一方で、多くの人々がゴミ分別に対して手間や煩雑さを感じているという現状がある。その主な理由として、第一に、ゴミの素材が何に分類されるべきかという判断の難しさが挙げられる。特に、プラスチックや紙などが組み合わされた複合素材の製品は、分類基準が複雑になりがちであり、ユーザーにとって大きな認知的負荷となっている。第二に、分別には物理的な下準備が必要であり、これが大きなストレスとなっている点である。具体的には、プラスチック容器の汚れの洗浄、ラベル剥がし、段ボールを潰してまとめるといった一連の作業が、時間と手間を要するためである。これらの課題が、正しい分別行動の妨げとなり、結果として資源循環の効率低下や、ゴミ処理現場での負担増大につながっている。

都市鉱山とは、身の回りのさまざまな製品に使用されている金属資源を、都市に存在する「鉱山」に見立てた概念である。具体的には、家電製品や携帯電話、パソコンなどの使用済み製品、あるいは工場で発生する加工屑に含まれる金属を、再利用可能な鉱物資源として捉え、そこから有用な金属資源を回収・活用する取り組みを指す。都市鉱山の代表的な活用事例として、「都市鉱山からつくる！みんなのメダルプロジェクト」が挙げられる。本プロジェクトでは、使用済みの携帯電話やパソコン、小型家電などを日本全国から回収し、2021年に開催された東京オリンピック・パラリンピック競技大会のメダルの原料として活用した。全国各地に回収ボックスを設置し、市民から不要となった小型電子機器を回収することで、金・銀・銅を合わせた約 5,000 個のメダルすべてを都市鉱山由来の資源によって製造することに成功した。さらに、大会終了後も「アフターメダルプロジェクト」として都市鉱山の活用は継続されており、資源循環型社会の実現に向けた象徴的な取り組みとして位置づけられている。

スマートフォンの普及に伴い、日常生活の課題を解決することを目的とした実用的なアプリケーションが多数開発されている。その中でも、生活の利便性を向上させるアプリの一つとして注目されているのが「ゴミ分別アプリ」である。このアプリは、ユーザーが捨てたいと考えているゴミをスマートフォンのカメラで撮影することで、そのゴミの種類を画像認識技術などにより自動的に判別し、適切な分別方法や廃棄手順を提示するというものである。これにより、従来のように自治体のウェブサイトを開覧したり、検索エンジンを用いて該当する情報を探したりする手間を省くことができ、迅速に必要な情報へアクセスでき

る点が大きな利点である。

一方で、こうしたゴミ分別アプリにはいくつかの課題も存在している。ゴミの分別ルールは自治体ごとに異なっているため、アプリを効果的に活用するためには、利用者が自身の居住地域を正確に登録する必要がある。しかし、現時点ではすべての自治体に対応しているわけではなく、対応エリアの限定性がサービスの普及を妨げる要因となっている。また、特に粗大ゴミに関しては、物体の形状や大きさ、使用目的によって分類が複雑になるケースが多く、アプリが提示する説明文が長文になりやすいという問題がある。その結果、ユーザーが必要とする情報をすぐに見つけ出すことが難しく、かえって利便性を損なう事例も少なくない。加えて、高齢者などデジタルデバイスの操作に慣れていないユーザーにとっては、情報の表示形式やインターフェースの設計も利便性に大きく影響を与える。操作が煩雑であったり、提示される情報が過剰であったりすると、利用者が途中で使用を断念してしまう可能性もある。これらの課題を踏まえると、ユーザーのニーズに応じた情報の選別や要約といった機能が、今後のアプリ設計において重要な要素になると考えられる。

本研究では、こうした現状と課題を踏まえ、特に粗大ゴミに着目する。粗大ゴミは、その分類や廃棄方法が複雑かつ地域差が大きいため、情報提供の効率化が強く求められている分野である。本研究では、ユーザーがスマートフォンで粗大ゴミを撮影した際に、画像認識技術を活用して該当するゴミの種別を推定し、ユーザーが必要とする最小限かつ的確な情報のみを抽出・提示する手法の構築を目指す。これにより、ゴミ分別アプリのさらなる利便性向上を図るとともに、ユーザーの負担軽減と地域社会における廃棄物処理の効率化に貢献することを目的とする。

2、既存技術

2、 1 Trash Lens

Trash Lens アプリは、AI 技術を活用したゴミ分別支援アプリケーションであり、2024 年 4 月 10 日にサービスを開始した。ユーザーが分別方法や処理方法の分からないゴミを撮影するだけで、AI がその種類や特徴を自動的に判別し、登録された自治体の分別ルールに基づいた捨て方を提示する仕組みを有している。このアプリでは、撮影から結果の提示までの処理時間がおおよそ 5 秒と短く、従来のように分別カレンダーを確認したり、あいうえお順のリストから対象物を探したりする手間を省くことができる。これにより、日常生活におけるゴミ分別の利便性が大きく向上している。[2]

Trash Lens アプリは、主に三つのステップによって構成されている。図 2.1 に示す。第一に「画像の取り込み」では、ユーザーが分別方法の分からないゴミをスマートフォンのカメラで撮影し、画像データを入力する。第二に「AI による自動判別」では、撮影された画像をもとに AI が物体の種類や特徴を自動的に検出する。

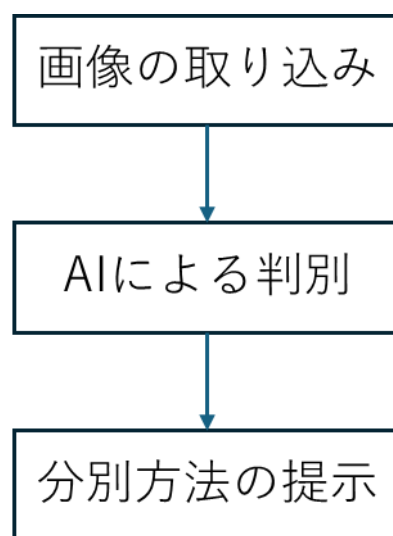


図 2.1 Trash Lens のアルゴリズム

AI は素材、形状、色などの特徴量を解析し、該当するゴミの分類を特定する。第三に「分別方法の提示」では、検出された情報をもとに、事前に登録された自治体の分別ルールを参照して適切な捨て方を表示する。この機能により、地域ごとに異なる分別基準を自動的に反映させることが可能となっている。最後に「活用方法の提案」では、AI が画像から得られた特徴をもとに、リユースやアップサイクルの可能性を提示する。この機能により、単なる

廃棄支援にとどまらず、資源の有効活用を促進する役割も果たしている。

本アプリの自動化を支える中核技術として、大規模言語モデル（Large Language Model：LLM）が活用されている。大規模言語モデルとは、膨大なテキストデータとディープラーニングを用いて構築される高度な自然言語処理技術である。従来の言語モデルより、計算量・データ量・パラメータ数の3つを大幅に増やすことで、高精度な言語理解と生成が可能になっている。[3]

開発チームは、自治体が公開している分別情報や関連資料をもとにデータを自動取得・解析する「ゴミ分別解析システム」を独自に開発した。このシステムにより、効率的かつ正確に各自治体の分別ルールを反映することが可能となっている。また、Trash Lens は 35 言語に対応しており、外国人住民にも分かりやすく分別方法を提示することができる。この多言語対応機能により、言語や文化の異なる住民に対しても適切な廃棄行動を促すことができ、多文化共生社会における環境支援ツールとしての価値を高めている。普通ゴミを撮影した際は、分別方法が簡潔にまとめられている。普通ゴミの多くは処理手数料がかからないことから、料金情報を詳細に記載する必要がなく、文章はより簡潔で理解しやすくなる傾向がある。この結果、文章全体が読みやすく、利用者は混乱することなく必要な情報を取得できる。しかしながら、Trash Lens には現時点でいくつかの課題が存在している。第一に、対応していない自治体がある点である。自治体によっては分別情報が非公開であったり、公開形式が統一されていなかったりするため、アプリが十分に対応できない場合がある。今後は、自治体データの形式統一や連携体制の強化が求められる。第二に、粗大ごみを撮影した際の処理方法の説明が長く、読みにくい点が挙げられる。図 2.2 と図 2.3 に示す。粗大ゴミの処理には申請や予約などの手続きが必要な場合が多く、説明文が複雑になりやすい。ユーザーにとって理解しやすい表示方法への改善が課題である

🏠 滋賀県大津市での捨て方

粗大ごみ（大型ごみ）

椅子の分別と処分方法（大津市）

基本分類：一般に長さ40センチ以上または重さ5キログラム以上のものは大型ごみ（粗大ごみ）として扱われます。椅子は多くの場合大型ごみに該当しますが、指定袋に入る小型のものは別扱いになる場合がありますので要確認です。

戸別有料収集の出し方：事前予約制です。ごみコールセンター（電話番号 077-528-2761）に収集希望日の1週間前（土日祝除く）を目安に連絡するか、市の大型ごみインターネット受付で申し込みを行ってください。1世帯1日合計5点までの制限があります。

処理手数料：戸別有料収集を利用する場合は処理手数料券を購入して貼付または手続きに従ってください。自己搬入の場合、料金は10キログラムごとに110円（税込）等の重量制が適用されます（詳細は該当PDFを参照）。

自己搬入の出し方：自己搬入も事前申し込みが必要です。搬入日時や搬入時の手順、受付番号の提示、荷降ろしは原則自己対応などの規定があります。また1世帯1日1回、搬入合計200kgまで等の制約があります。

注意事項：たたみや建具などの解体が必要な建築に関わるものは事前協議が必要です。市で搬入できないものがあるため不明な場合はコールセンターへ確認してください。修理や譲渡、リサイクルショップやフリマアプリ等での再利用も推奨されます。

確認すべき点：椅子の材質や大きさによって扱いが変わる可能性があるため、不明点は廃棄物減量推進課またはごみコールセンターに相談してください。

図 1.2 椅子を撮ってみた結果

机

もしかして：

椅子

オフィスチェア

ノー

🔄 捨て方

🏠 滋賀県大津市での捨て方

粗大ごみ（大型ごみ）

大津市では机は大型ごみとして取り扱われます。戸別有料収集またはごみ処理施設への自己搬入で処分してください。戸別有料収集は事前予約制でごみコールセンター（077-528-2761）へ電話するか、インターネット受付（<https://www.eg-resource.jp/otsu/web>）から申し込みます。料金は品目や重量により異なり、処理手数料券の購入が必要です。自己搬入は事前申込が必要で、受付番号を持参して施設で係員の指示に従ってください。詳細や該当品目の確認（例：「机【10～30キログラム】」など）はインターネット受付の品目リストで検索してください。

図 2.3 机を撮ってみた結果

2、2 分けなび

ゴミの分別をより正確かつ効率的に行うために、近年では自治体が専用のアプリを提供するケースが増加している。大津市においても、その一環として「分けなび」というスマートフォン向けのゴミ分別支援アプリが導入されている。[4]

このアプリの主な機能としては、ゴミの分類検索機能、収集カレンダー表示機能、分別方法の解説機能などが挙げられる。利用者は、品目名を入力するだけで、そのゴミが可燃ゴミ・不燃ゴミ・資源ゴミなどのいずれに該当するかを瞬時に検索できる仕組みとなっている。図 2.3 に示す。このような情報構造により、利用者は短時間で必要な情報にアクセスすることが可能であり、日常的なゴミ排出行動を支援するツールとして有効に機能しているといえる。

一方で、「分けなび」にはカメラで物を撮影して自動的に分別方法を判定する画像認識機能は搭載されておらず、利用者自身が品目名を入力して調べる必要がある。そのため、操作に慣れていない利用者にとっては、検索作業に手間を感じる場面も想定される。

アプリ内の情報構成を見ると、ペットボトルや瓶などの普通ごみに関する説明は、視覚的にも分かりやすく整理されており、利用者が直感的に理解しやすい。一方で、粗大ゴミに関する情報は文章がやや長く、内容を理解するのに時間を要する印象を受ける。特に、処理手数料や料金の詳細、ゴミ処理手数料券の購入場所などについては、アプリ内で簡潔に記載されておらず、利用者が自治体の公式ホームページを確認するよう案内されている。このような点から、粗大ゴミに関する情報提供については、普通ごみのようなわかりやすさや即時性が十分に確保されていないことが課題として挙げられる。図 2.4 に示す。

以上のことから、「分けなび」は普通ごみの分別や収集に関する情報提供において高い利便性を有している一方で、粗大ゴミの処理に関する情報の簡潔性には課題が残されているといえる。今後は、利用者がすべてのゴミについてアプリ内で完結的に情報を得られるような仕組みづくりや、情報デザインの統一化が求められる。



図 2.3 ゴミ分別辞典の検索画面

< 戻る
ごみの出し方

大型ごみ

主なもの

電気・ガス・石油器具、家具・寝具類、レジャー用品、自転車、乳幼児用品など
【燃やせるごみ】長さ 40cm 以上の大きさまたは重さが 5kg 以上のもの

出し方

①戸別有料収集を依頼する場合

- ごみの品目と重さ、数量を確認する。
- ごみコールセンター（TEL077-528-2761）へ申し込む。

受付時間：平日／午前 8 時 40 分～午後 5 時 25 分（土・日・祝日・年末年始除く）

- ごみ処理手数料券を購入する。
- 手数料券に「収集日」と「氏名」を記入し、ごみに貼ってください。
- 収集日の朝 8 時 30 分までに指定された場所に出してください。

詳しくは、
<https://www.city.otsu.lg.jp/machi/gomi/bumbe>

②処理施設へ直接持ち込む

- ごみを搬入したい日の前日（月曜の場合は前週の開庁日）午後 5 時 25 分までに、ごみコールセンター（TEL077-528-2761）へ予約する。
- 受付番号を控える。
- 施設で係員に氏名と受付番号を伝えてください。

※1 日あたりのごみの持ち込みは、大型ごみは 5 点まで、重さは搬入するごみ全部で 200kg までです。

詳しくは、
<https://www.city.otsu.lg.jp/machi/gomi/bumbe>

図 2.4 大型ごみの検索結果

3、提案手法

3、1 研究背景と提案の意義

既存の粗大ゴミ処理手続きにおいて、市民が直面する主要な課題の一つは、処理費用の事前見積もりの煩雑さである。従来のプロセスでは、ユーザー自身が排出するゴミを自治体の定める長大な品目リストと照合し、その種類やサイズ、重量に基づいた費用区分を特定する必要があり、ここにユーザーの認知的負荷が生じている。

本研究は、この課題を解決する手法として、スマートフォンを用いた非接触型かつリアルタイムの粗大ゴミ処理費用自動見積もりシステムを提案する。ユーザーはゴミをカメラで撮影するだけで、機械学習モデルがゴミのカテゴリと対応する処理費用を自動的に推定・提示する。

3、2 システムの全体構成と処理フロー

提案システムは、大きく分けて「画像認識によるカテゴリ分類」と「ルールベースの料金マッピング」の2段階の処理で構成される。

1.画像認識によるカテゴリ分類

ユーザーがスマートフォンの Web ブラウザを通じて粗大ゴミを撮影すると、クライアントサイドで動作する TensorFlow.js ベースの機械学習モデルが画像を解析する。

2. 重量区分および料金マッピング

モデルの分類結果（カテゴリ）に基づき、あらかじめシステムに組み込まれた天津市の重量区分ごとの処理費用区分表を参照し、対応する処理費用をユーザーインターフェース上に即座に表示する。システム図を 3.2 に示す。

3、3 機械学習モデルの構築と料金対応

天津市の粗大ゴミ処理費用は重量区分に基づいて設定されているため、モデルの分類クラス設計は、単なる「ゴミの種類」だけでなく、「外観的特徴に基づく重量区分」を推定できるように行った。具体的には、収集した複数の粗大ゴミ画像を、料金区分に直結する重量クラスに対応付けて分類・学習させることで、モデルの出力と料金情報との一対一マッピングを実現している。

さらに、システムの実務的な正確性と信頼性を高めるために、例外処理として 家電リサ

イクル法の対象機器に関する特別なルールを導入した。具体的には、冷蔵庫・冷凍庫、エアコン、テレビ、洗濯機、衣類乾燥機といった対象家電が撮影された場合には、これらを通常の粗大ゴミとして分類するのではなく、「リサイクル品」として扱う仕組みを実装した。この例外ルールは、機械学習モデルによる誤分類の可能性を排除するとともに、ユーザーに誤った処理方法を案内するリスクを防ぐうえで重要な役割を果たしている。

4、実験

4、1 実験システム

本研究では、機械学習モデルの構築にあたり、Google が提供する視覚的機械学習ツールである Teachable Machine [5] を採用した。動作確認には、Android のスマートフォンを使用した。

ユーザーインターフェースにおける入力方法として、「カメラによるリアルタイム撮影」と「ファイル選択による既存画像の読み込み」の2種類を実装し、それぞれについて動作確認および分類性能の比較・検証を行った。モデルの学習条件としては、学習率を 0.01、バッチサイズを 16、エポック数を 50 に設定した。

分類対象クラスは、大津市における粗大ゴミ処理料金体系に基づき、「350」「700」「1400」「2800」「リサイクル」の5種類とした。各クラスについて、椅子やテーブルなどの対象物の画像を学習データとし、1つの対象物に対して約 100 枚の画像を使用した。学習データには、椅子やソファなどの重量情報が明示されているニトリの公式サイト掲載画像を採用した。使用した画像の例を図 4.1 と図 4.2 に示す。



図 4.1 学習に使った画像



図 4.2 学習に使った画像

4、2 実験方法

学習済みモデルの実運用を想定した分類精度を詳細に評価するため、各クラスに対して複数回の入力試行を行った。具体的には、各クラスに該当する対象物を5点ずつ用意し、それぞれについて「正面」「斜め」「俯瞰」「一部拡大」の4種類の異なるアングルから撮影を行った。撮影した画像の一例を図4.3と図4.4と図4.5と図4.6に示す。その結果、1クラスあたり20回、5クラス合計で100回の判定データを取得した。



図 4.3 正面の画像



図 4.4 斜めの画像



図 4.5 俯瞰の画像

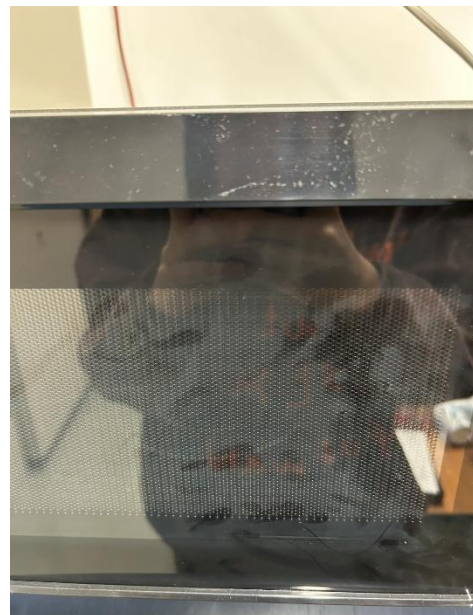


図 4.6 一部拡大の画像

4、3 実験結果

4、3、1 モデルの学習

学習過程におけるエポック数ごとの精度を図 4.7 に示す。グラフの青色の線は学習精度、橙色の線はテスト精度を表す。学習精度は学習用データに対する正答率を表し、テスト精度は学習に使用していないデータに対する正答率を示している。このグラフを見ると、学習の進行に伴い、学習精度は早期にほぼ 100%に到達しており、モデルが学習データの特徴を十分に捉えていることが分かる。一方、テスト精度も約 95%前後で安定しており、学習データとテストデータの精度差が小さいことから、過学習は抑制されていることが分かる。

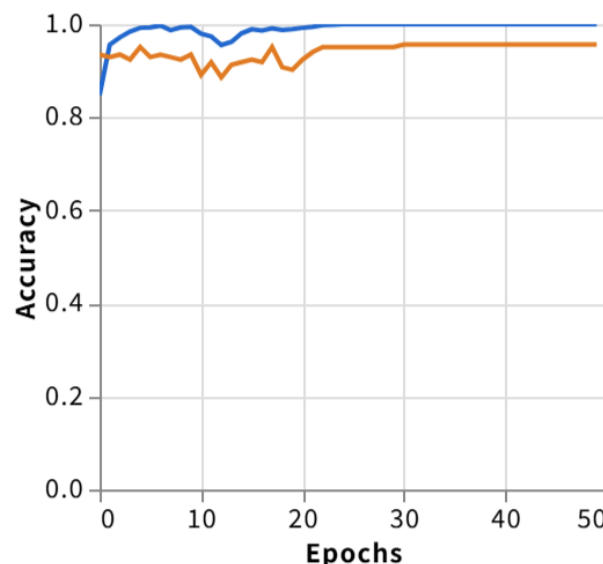


図 4.7 エポックごとの精度

4、3、2 判定結果

評価では、「ファイル選択による既存画像の読み込み」と「カメラによるリアルタイム撮影」の2つの入力方式を用い、両方式における分類性能を比較した。実験結果を図 4.8 および図 4.9 に示す。また、各入力方式による実際の判定結果の例を、カメラによるリアルタイム撮影については図 4.10 に、ファイル選択による既存画像の読み込みについては図 4.11 に示す。

		正解				
		350円	700円	1400円	2800円	リサイクル
判定	350円	18	1			
	700円	2	16	3		
	1400円			16	4	
	2800円				16	
	リサイクル		3	1		20
正答率		90%	80%	80%	80%	100%

図 4.8 ファイル選択による既存画像の読み込み

		正解				
		350円	700円	1400円	2800円	リサイクル
判定	350円	17	2	1		
	700円	3	17	3		1
	1400円			16	5	
	2800円				15	
	リサイクル		1			19
正答率		85%	85%	80%	75%	95%

図 4.9 カメラによるリアルタイム撮影

粗大ゴミ価格判別



予想される処分費用:

350円(10キロ未満)

(確信度: 100.0%)

図 4.10 カメラによるリアルタイム撮影の結果

粗大ゴミ価格判別



予想される処分費用:

リサイクル

(確信度: 98.6%)

図 4.11 ファイル選択による既存画像の読み込みの結果

ファイル選択による既存画像の読み込み方式およびカメラによるリアルタイム撮影方式のいずれにおいても、すべての分類クラスで正答率が 75%以上となる結果が得られた。このことから、入力方法の違いによらず、安定した分類性能を有するモデルを構築できたといえる。

一方で、誤判定が生じた要因として、対象物の品目特性に起因する影響が考えられる。例えば、ソファは素材や内部構造、サイズの違いによって重量のばらつきが大きく、外観が類似している場合でも重量区分が異なることがある。このため、画像から得られる外観情報のみでは、モデルが正しい重量カテゴリを推定できないケースが確認された。また、電子レンジに関しては、撮影時に操作パネル部分が画像内に含まれない場合、外観が類似しているテレビと誤分類される事例が見られた。これは識別に有効な特徴情報が画像中に十分含まれていないことが原因であると考えられる。

5、考察

本研究では、ファイル選択による画像入力方式と、カメラを用いたリアルタイム撮影方式の2種類を実装し、それぞれの分類性能を比較した。その結果、両者の正答率に大きな差異は認められず、いずれの入力方法においても安定した分類精度を得ることができた。このことから、利用者は自身の環境や操作のしやすさに応じて入力方法を選択しても、分類結果に大きな影響は及ばさないと考えられる。

しかし、誤判定が生じた事例を詳細に分析したところ、いくつかの要因が明らかとなった。例えば、ソファは素材や構造、サイズによって重量のばらつきが大きく、外観が類似していても重量区分が異なる場合がある。このような品目特性に起因して、モデルが正しい重量カテゴリを推定できないケースが確認された。また、電子レンジに関しては、撮影時に操作パネル部分が画像に含まれない場合、テレビと誤分類される事例が見られた。これは、特徴量として重要な部位が欠落したことによるものであり、撮影角度や画像の情報量が分類性能に影響を及ぼすことが示唆された。

本研究では、天津市の粗大ゴミ処理基準に基づき、重量によるクラス分けを採用した。しかし、粗大ゴミの分類基準や処理料金は自治体によって大きく異なる。したがって、本研究で構築した分類モデルは、天津市固有のルールに限定されるものではなく、他自治体の基準に合わせてクラス設定を変更することで応用可能である。特に、各自治体の料金体系に基づき独自のクラス分けを行うことで、利用地域に適応した粗大ゴミ処理費用推定システムとして展開できる可能性がある。

今後の課題としては、多様な背景や照明条件、撮影角度に対応した学習データの拡充が挙げられる。また、利用者が重要な特徴を含む角度で撮影できるよう、インターフェース上でガイドラインを提示することも有効であると考えられる。これらの改善を加えることで、誤判定の減少と分類精度の向上が期待され、実用性の高い粗大ゴミ分類支援システムへと発展させることが可能である。

おわりに

本研究は、粗大ゴミ分類における利便性向上を目指し、重量を指標とした画像認識分類モデルを構築した。実験の結果、ファイル選択とリアルタイム撮影の両入力方式で安定した分類精度が得られ、システムが高い利便性を持つことを実証した。また、本モデルは、他自治体の料金体系に合わせてクラス設定を変更することで応用可能であり、広範な地域への展開可能性を示した。一方で、ソファの重量判断のばらつきや、重要な特徴部位の欠落による誤分類といった課題が特定された。今後の課題として、多様な撮影角度に対応した学習データの拡充や、適切な撮影を促すインターフェースガイドラインの提示が必要である。これらの改善により、本システムは資源循環と処理コスト削減に貢献する実用性の高い支援システムへと発展できると結論づける。

謝辞

本研究を進めるにあたり、終始懇切丁寧なご指導をいただいた指導教員の三好力教授に心より御礼申し上げます。研究活動を進めるうえで多くの知識や示唆をくださった研究室の皆様感謝いたします。

参考文献

[1] 総務省

https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/data/240607_1.pdf

[2] Trash Lens

<https://trashlens.com/bussiness-repair-reuse>

[3] NEC ソリューションイノベータ

https://www.nec-solutioninnovators.co.jp/sp/contents/column/20240229_llm.html

[4] 大津市

<https://www.city.otsu.lg.jp/soshiki/030/1703/g/bumbetsu/1428467248126.html>

[5] Teachable Machine

<https://teachablemachine.withgoogle.com/>

付録

Web ブラウザ上で動かすための JavaScript プログラム

```
<div>Teachable Machine Image Model</div>

<button type="button" onclick="init()">Start</button>

<div id="webcam-container"></div>

<div id="label-container"></div>

<script
src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/@tensorflow/tfjs@latest/dist/tf.min.js">
</script>

<script
src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/@teachablemachine/image@latest/dist/t
eachablemachine-image.min.js"></script>

<script type="text/javascript">

    // More API functions here:

    //      https://github.com/googlecreativelab/teachablemachine-
community/tree/master/libraries/image

    // the link to your model provided by Teachable Machine export panel
    const URL = "./my_model/";

    let model, webcam, labelContainer, maxPredictions;

    // Load the image model and setup the webcam

    async function init() {

        const modelURL = URL + "model.json";

        const metadataURL = URL + "metadata.json";

        // load the model and metadata

        // Refer to tmImage.loadFromFiles() in the API to support files from
a file picker

        // or files from your local hard drive

        // Note: the pose library adds "tmImage" object to your window
(window.tmImage)

        model = await tmImage.load(modelURL, metadataURL);

        maxPredictions = model.getTotalClasses();

        // Convenience function to setup a webcam

        const flip = true; // whether to flip the webcam

        webcam = new tmImage.Webcam(200, 200, flip); // width, height,
flip

        await webcam.setup(); // request access to the webcam

        await webcam.play();

        window.requestAnimationFrame(loop);

        // append elements to the DOM

        document.getElementById("webcam-
container").appendChild(webcam.canvas);

        labelContainer = document.getElementById("label-container");

        for (let i = 0; i < maxPredictions; i++) { // and class labels

            labelContainer.appendChild(document.createElement("div"));

        }

    }

    async function loop() {

        webcam.update(); // update the webcam frame

        await predict();

        window.requestAnimationFrame(loop);

    }

    // run the webcam image through the image model

    async function predict() {

        // predict can take in an image, video or canvas html element

        const prediction = await model.predict(webcam.canvas);

        for (let i = 0; i < maxPredictions; i++) {

            const classPrediction =

                prediction[i].className + ": " +

                prediction[i].probability.toFixed(2);

            labelContainer.childNodes[i].innerHTML = classPrediction;

        }

    }

</script>
```