

修士論文

リサイクルロボットのための熱画像を用いた 飲料容器廃棄物の認識システム

吉本 幸太郎

奈良先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科

情報理工学プログラム

主指導教員: 和田 隆広 教授

(情報科学領域)

令和4年3月14日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

吉本 幸太郎

審査委員：

和田 隆広 教授	(主指導教員, 情報科学領域)
向川 康博 教授	(副指導教員, 情報科学領域)
趙 崇貴 助教	(副指導教員, 情報科学領域)
佐藤 勇起 助教	(副指導教員, 情報科学領域)
清川 拓哉 特任助教	(副指導教員, 情報科学領域)

リサイクルロボットのための熱画像を用いた 飲料容器廃棄物の認識システム*

吉本 幸太郎

内容梗概

効率的なリサイクルを行うためにはロボットによる分別システムなどを用いたリサイクルのゴミ分別作業の自動化が有効である。本研究では飲料容器廃棄物をロボットで分別するための、熱画像カメラを用いた認識システムの構成を提案する。提案システムではPET ボトル・アルミ缶・ガラス瓶を区別するために加熱・遠赤外線照射を行うモジュールを搭載しており、別に提案するアルゴリズムを用いることで得られた熱画像から廃棄物の材料と把持点を計算することができる。実験では、提案したシステムを用いて飲料容器廃棄物の認識の検証を行い、材料推定を 100%、画像領域抽出を 93%の精度で実現した。また、廃棄物が密集した環境を想定した実験も行い、画素単位で材料推定を行う改良アルゴリズムを用いることで密集環境下でも 70%の精度で材料推定が出来ることを確認した。

キーワード

リサイクルロボット, 画像認識, 材料推定, 熱画像

*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 修士論文, 令和 4 年 3 月 14 日.

Beverage Container Garbage Recognition System with Thermal Camera for Recycling Robots*

Kotaro Yoshimoto

Abstract

In recent years, there has been a growing demand for a waste recycling. For efficient recycling, it is effective to automate the waste sorting process using a robot system. In this thesis, we propose a system using a thermal imaging camera to sort beverage container wastes with robot. We also propose two methods to calculate the material and the grasping point of the waste by focusing on its thermal response characteristics and the far-infrared reflection characteristics that detected from the thermal images obtained by the proposed system. In experiments, we verified the recognition of beverage container wastes using the proposed system, and achieved 100% accuracy in material estimation and 93% accuracy in image region extraction. The improved method can estimate the material with an accuracy of 70% even in a dense waste environment.

Keywords:

Recycling Robot, Image Recognition, Material Estimation, Thermal Image

*Master's Thesis, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 14, 2022.

目次

1. 序章	1
1.1 研究背景	1
1.2 関連研究	2
1.2.1 物体の熱応答を用いた材料推定	2
1.2.2 物体の遠赤外線の反射を用いた材料推定	3
1.3 研究目的	3
1.4 本論文の構成	4
2. 理論と要求仕様	5
2.1 理論	5
2.1.1 熱画像カメラの基本原理	5
2.1.2 温度特徴量	10
2.1.3 反射特徴量	11
2.1.4 飲料容器廃棄物と特徴量	12
2.2 認識システムの要求仕様	13
3. 提案システム	14
3.1 認識システムの構成	14
3.2 認識アルゴリズムの概要	16
3.2.1 加熱による物体と環境の熱画像領域の分割手法	16
3.2.2 遠赤外照射による物体表面の反射の誘発手法	17
3.3 手法1：ハイライト検知による個体分類	18
3.3.1 周辺環境との温度差を利用した個別領域抽出	18
3.3.2 ハイライトの有無と加熱後の温度の差異に基づく材料推定	20
3.4 手法2：ハイライトの補完による画素単位の個体分類	21
3.4.1 温度マップ・反射マップの作成	22
3.4.2 材料マップの作成	24
3.4.3 物体マップの作成	24

4. 実験	28
4.1 実験概要	28
4.2 手法1の評価実験	28
4.2.1 ベルトコンベア上の飲料容器廃棄物の画像領域抽出	28
4.2.2 個別領域ごとの材料推定手法	29
4.3 手法2の評価実験	32
4.3.1 材料マップの精度	33
4.3.2 物体マップの精度	34
4.4 密な廃棄物に対する材料推定	35
5. 議論	38
5.1 PET ボトルとアルミ缶の誤分類の可能性	38
5.2 反射発生条件と撮影枚数のトレードオフ	38
6. 結言	40
6.1 まとめ	40
6.2 今後の展望と課題	40
謝辞	42
参考文献	44
付録	46
A. 熱画像と RGB 画像の位置合わせ	46

目 次

1	Spectrum of black body radiation near room temperature	6
2	Energy flow on an object surface	7
3	Image of temperature transition of heated object surface	10
4	Thermal image and its histogram of alunum can	12
5	Proposed system configuration and robotic manipulator	14
6	Flow chart of proposed system	17
7	Flow chart of method 1	18
8	Heated conveyor and garbage	19
9	Object extraction improvement	20
10	Process flow without object extraction	22
11	Accumulated highlight of thermal image	23
12	Expantion of highlight	24
13	Calculation of reflection map	25
14	Calculation of materal map	26
15	Calculation of object map	27
16	Annotation and segmentation evaluation	30
17	Raw images and segmentation result	30
18	Scatter plot of training data	31
19	Scatter plot of test data	32
20	Material map evaluation	33
21	Two different conditions of scattered garbage	36
22	Comparison in sparse scene	36
23	Comparison in dense scene	36
24	The trade-off between classification accuracy and the number of images	39

表 目 次

1	Segmentation result of method 1	29
2	Confusion matrix of material recognition	33
3	Segmentation result of method 2	33
4	Object detection result	34
5	Object detection result in sparse scene	37
6	Object detection result in dense scene	37

1. 序章

1.1 研究背景

2015年9月に国連サミットで採択された「持続可能な開発のための2030アジェンダ」[1]には「持続可能な開発目標」(SDGs: Sustainable Development Goals)が盛り込まれており、持続可能な社会の必要性・重要性が再認識されている。持続可能な社会をつくるためには、廃棄物のリサイクルが不可欠である。プラスチックリサイクルは主に焼却時の熱エネルギーを回収するサーマルリサイクル、材料そのものをリサイクルするマテリアルリサイクル、化学的に一度分解してから材料を再合成するケミカルリサイクルに種別される[2]。廃棄物の種類関係なく焼却してするサーマルリサイクル以外では、廃棄物の分別が必須である。

分別は日本のように消費者が手間をかけて分別する場合と分別せずに集めた廃棄物を工場で分別する場合がある。消費者が材料ごとに細かく分別する場合、地域ごとのリサイクル施設の構成によって区分が地域によって異なり、複雑になるため、分別せずに捨てる消費者も多くなり、結果としてリサイクルのために回収できる割合は低くなる。欧米を中心に効率よくリサイクルを行っている国ではリサイクルできる廃棄物の中での区分をもうけず、工場ですべてまとめて分別している。消費者の分別の手間を減らすことで、リサイクルのために回収できる割合が高くなり、今後とも工場での分別が必要になると考えられる。リサイクル先進国の一部の分別工場では多数の分別専用機械による高度な分別システムが組み込まれている[3]。一方で、先進国の一部や発展途上国では人手に頼った分別が多く行われている。ベルトコンベアによるところでも過酷な労働環境にさらされた労働者による手動分別が行われている。そのような場所では、先進国のような多数の分別専用機械による高度な分別システムを導入することは難しいため、リサイクルを進める第一歩として、既存のラインを利用し、人手を簡単に置換できるようなリサイクルシステムが有効である。

近年ではこのようなりサイクルシステムとして、ロボットを用いた分別システムが注目されている。このようなシステムにおいて、廃棄物の認識は一つの問題であり、RGB画像と機械学習技術をベースとしたシステムが提案されてい

る [4, 5, 6]. RGB 画像からは廃棄物の色や形状, テクスチャなどの豊富な情報を抽出することができる. しかし, Gundupalli ら [7] らは RGB 画像には材料固有の情報が不足している可能性を考慮し, 廃棄物の材料の反射率や熱応答などの材料の特徴が取り出しやすい熱画像を用いた材料分類法を提案している. 一方で, 熱画像による材料分類を用いる廃棄物の分別システムは世界でも研究例が少なく, ロボットを用いた分別システムまで組み上げた例はほとんどない. そこで, 本研究ではロボットを用いた廃棄物の分別環境で利用可能な熱画像カメラを用いた認識システムの構築を目指す. また, 本研究では飲料容器廃棄物を対象廃棄物として設定し, PET ボトル・アルミ缶・ガラス瓶の 3 種類を扱う.

1.2 関連研究

1.2.1 物体の熱応答を用いた材料推定

Bai ら [8] はセンシング対象物を加熱・冷却する過程を熱画像カメラで撮影し, 物体の表面温度の時系列データを用いて 12 種類の材料を 77.5% の精度で分類した. アルミと鉄など熱応答が似た材料同士での分類は難しいため, 分類精度は 60 % 程度にとどまるものの, 本研究でも扱うアルミとプラスチックの間ではほとんど誤分類は発生していない. 一方で, 一般に熱応答は光の応答に比べて時間がかかるため, 熱応答の時系列データを用いて分類タスクを行う場合には数十秒以上かかる. 本研究ではこのような熱応答に関する特徴量を温度特徴量とよぶこととし, 材料の推定に利用する.

Bai らの研究では, わずか 5 秒間のセンシング時間で熱応答による違いを検出して材料推定することに成功している. しかし, 今回のようなベルトコンベア上を流れる廃棄物を扱う場合には, 廃棄物が熱画像カメラの視野に入っている数秒間で材料の推定をする必要がある. また廃棄物は静止していないため, 熱画像のフレームごとに廃棄物上の同一点においても見える角度が変化して熱画像カメラが受け取る遠赤外線量が変化する. これらの変化はわずかな熱応答による温度変化に対して大きなノイズとなるため, 材料推定を困難にする.

1.2.2 物体の遠赤外線の反射を用いた材料推定

Gundupalli ら [7] は熱画像の輝度ヒストグラムが材質によって異なることに注目して1枚の熱画像から廃棄物の材料を分類し、鉄・木・プラスチックまたは紙・アルミニウムまたはステンレスの4種別の材料からなる廃棄物に対して85%から95%の分類精度を達成した。具体的にはアルミニウムまたはステンレスの分類精度は90%、木またはプラスチックの分類精度は85%の分類精度となっている。ただし、全方向が覆われた55°Cに熱された環境で実験を行っており、環境由来の遠赤外線の影響が熱画像の分類に寄与している可能性がある。本研究ではこのような反射由来の特徴量を反射特徴量とよぶこととし、材料の推定に利用する。

Gundupalli らは初めて熱画像カメラを廃棄物の分類へ応用した。しかし、彼らの手法を実際に動作するベルトコンベア上の廃棄物に適用するためには留意すべき点がある。本研究で想定するリサイクルロボットシステムにおいて廃棄物はベルトコンベア上で搬送されているため、ラインの気密性を維持するのは難しく、遠赤外光の源となっていた面積を大幅に減らす必要があると考えられる。そのような条件下ではどの程度性能を出せるかは不明である。

1.3 研究目的

本研究ではロボットを用いた廃棄物を分別する環境に利用可能な熱画像カメラを用いた認識システムを熱画像に現れる材料の特徴量を誘発するための物体や背景の加熱、赤外線照射を行うモジュールを含めて構成し、その構成を提案する。

また、提案するシステムにおける廃棄物の認識手法について以下の2種類の方法を提案しその検討を行う。

- 手法1：物体表面の放熱特性と遠赤外線の影響を考慮した飲料容器廃棄物の材料推定および画像領域抽出手法
- 手法2：密集した廃棄物に対して適用可能な物体表面の反射特性の連続性を仮定した画素単位の材料推定および画像領域抽出手法

1.4 本論文の構成

1章では研究背景，関連研究と本研究の目的を述べた．2章では熱画像の理論と本研究で扱うシステムの要求仕様について述べる．3章では提案するシステムと二つの画像処理手法について述べる．4章では3章で提案した画像処理手法の評価実験について述べる．5章では，提案システムの制限や4章の結果に対する考察などを述べる．6章では本研究が明らかにした事項と今後の課題について述べる．

2. 理論と要求仕様

2.1 理論

2.1.1 熱画像カメラの基本原理

黒体放射とプランクの法則 すべての物体は、温度が絶対零度でない限り表面から電磁波を発している。この現象は物体を構成する原子の振動に由来するものであり、“放射”とよぶ。

1900年にドイツの物理学者マックス・プランクは完全黒体が放射する電磁波のスペクトルに関して式(1)を導いた。この式はプランクの放射則 (Planck's law of radiation) とよばれており、分光放射輝度 I が放射波長 λ と物体の温度 T の関数となる形になっている。

$$I(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp(\frac{hc}{\lambda kT}) - 1} \quad (1)$$

ここで、 h, k, c はそれぞれプランク定数、ボルツマン定数、光速度を表す。また、完全黒体とはすべての電磁波を吸収する理想の物体のことである。

室温付近の放射スペクトルと熱画像カメラ 300K 付近の温度における完全黒体から放射される電磁波のスペクトルを図1に示す。地球上で考えられる気温の範囲では、遠赤外領域である $4\mu\text{m} \sim 1\text{mm}$ (図1の赤色で塗りつぶされた領域) において強いスペクトルが立っていることが分かる。

プランクの放射則におけるスペクトルのピーク波長は式(2)のヴィーンの変位則 (Wien's displacement law) によって求まる。これは物体の温度と放射スペクトルのピーク波長 λ_{max} の積が一定となるように放射されることを示す法則である。

$$\lambda_{max} = \frac{b}{T} \quad (2)$$

ここで、 b は比例定数であり、式(3)であることが知られている。

$$b = 2.8977729 \times 10^{-3} \text{ K m} \quad (3)$$

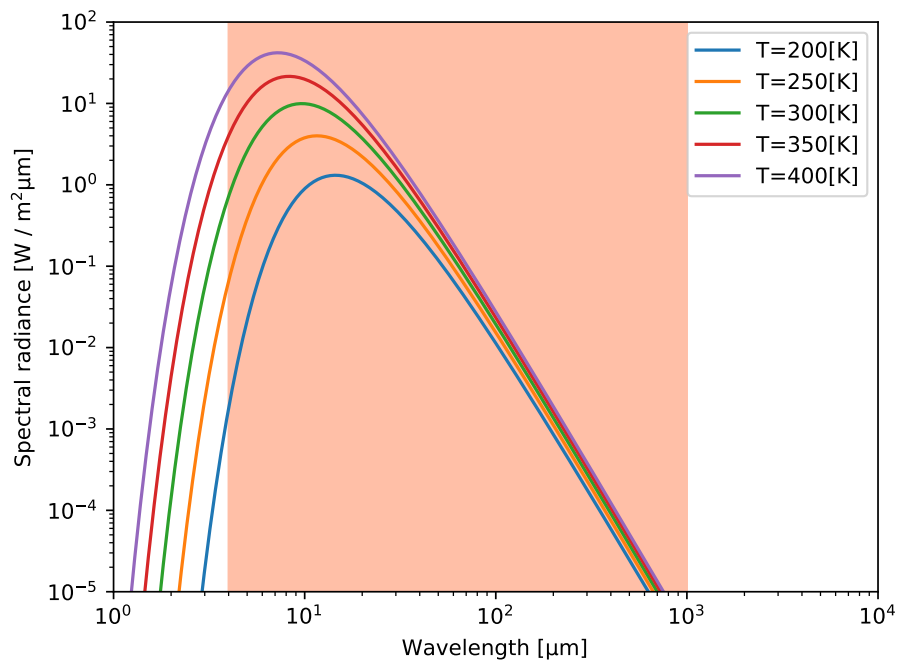


Figure 1: Spectrum of black body radiation near room temperature

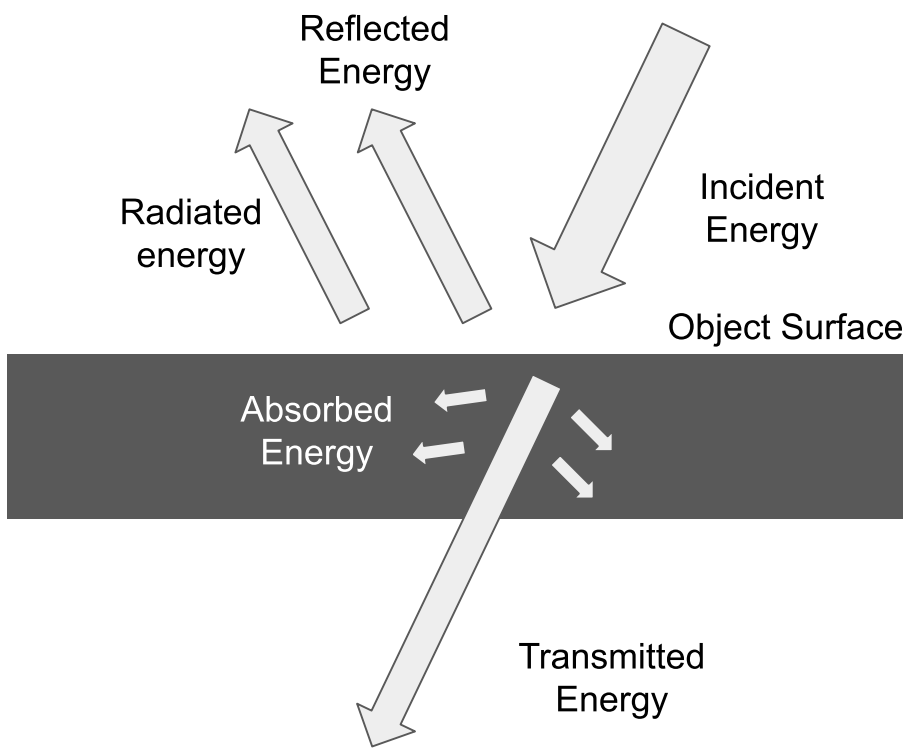


Figure 2: Energy flow on an object surface

ヴィーンの変位則からも，温度が室温付近で遷移するときピーク波長は遠赤外領域で遷移することが計算できる。

以上より，通常の気温付近の温度帯では遠赤外領域でスペクトルが立っており，物体表面から放射される遠赤外領域の電磁波をセンシングすることで物体表面の温度を推定することができる。

完全黒体と放射率 プランクの放射則では理想の物体としてすべての電磁波を吸収する完全黒体を扱っていたが，実際には存在しない。図 2 のように，物体表面に入射したエネルギーのうち吸収されなかったエネルギーは反射もしくは透過する。このとき，入射するエネルギーに対する各エネルギーの割合として吸収率 α ・反射率 ρ ・透過率 τ を考えると，エネルギー保存則より式 (4) が成り立つ。

$$\rho + \alpha + \tau = 1 \quad (4)$$

完全黒体と物体の放射の違いを表すパラメータとして放射率 ϵ が挙げられる。放射率は物体が放射するエネルギーを同温の完全黒体が放射するエネルギーで割った値であり，物質や波長によってその値は異なる。また，1859 年にグスタフ・キルヒホッフによって発見された放射エネルギーについてのキルヒホッフの法則 (Kirchhoff's Law) によると放射率 ϵ と吸収率 α は等しい。

放射率は物体表面におけるエネルギーの入出力の程度を表すパラメータとして捉えることができる。例えば，放射率が高い物質においては入射した電磁波の多くは吸収される一方，同温の完全黒体と比べても近い量のエネルギーを放射する。物体表面の温度を正しく推定するためにはこの放射率が重要なパラメータとなり，熱画像カメラに写る物体の放射率があらかじめ分かっていることが必要である。

アクティブサーモグラフィ 能動的に物体表面に電磁波を入射し，物体表面の放射の応答を熱画像カメラで観察する手法をアクティブサーモグラフィといい，物体の非破壊検査に用いられてきた [9]。アクティブサーモグラフィでは物体表面の温度応答を通して物体の温まりやすさなどを測定することができるが，様々な物体のパラメータの影響を受ける。例えば，物体表面に印加された電磁波は熱エネルギーに変換されることによって発生する物体の表面温度の上昇の様子は物体の

比熱によって異なる。また、これまでは、物体表面のみに限定して議論したが、温まりやすさを考えるときには物体の内部についても考慮する必要がある。物体表面が入射エネルギーによって温度上昇した瞬間、表面の温度は物体内部の温度より高くなる。生じた温度差は熱力学第二法則にしたがって物体の表面から内部へ熱エネルギーが移動することにより解消されようとする。この場合、物体の熱伝導率によって熱移動の速度が異なるため、表面温度の変化のしかたに影響がある。

また、物体への加熱が終わると冷却が始まるが、この様子は式 (5) のニュートンの冷却法則 (Newton's law of cooling) によって計算できる。ニュートンの冷却法則は、空気などの媒質中におかれた高温の固体が媒質によって冷却される様子を表した法則である。

$$-\frac{dQ}{dt} = \alpha S(T - T_m) \quad (5)$$

ここで、 Q は固体の持つ熱量、 S は固体の表面積、 T は固体の温度、 T_m は媒質の温度である。また、比例定数 α は熱伝達率とよばれる境界の形状などによって決まる定数である。

ここで、固体の熱容量 C を考えると、

$$\frac{dQ}{dt} = C \frac{dT}{dt} \quad (6)$$

であるから、式 (5) を適用し、 T について解くと式 (7) のようになる。

$$T = (T_0 - T_m) \exp\left(-\frac{\alpha S}{C}t\right) + T_m \quad (7)$$

これは、物体の温度が媒質の温度（すなわち室温）にむかって指数関数的に減衰することを意味する。一方、電磁波による加熱では電磁波を受けた物体表面に一定の熱エネルギーが印加されるため、放射によるエネルギーの逃げを考えなければ温度上昇は線形的になるはずである。廃棄物を十分加熱できる遠赤外線源を仮定した場合、図 3 のように、加熱時には線形的の温度上昇と指数関数的な放射による温度低下では前者が支配的な状況となる。また、冷却時には、放射による温度低下が発生し、室温に向かって指数関数的に温度が下がっていく。

Bai らの研究ではこのような加熱・冷却の過程の温度変化の時系列データを入力として材料の識別を行ったが、本研究のようにセンシング時間の制約があるよ

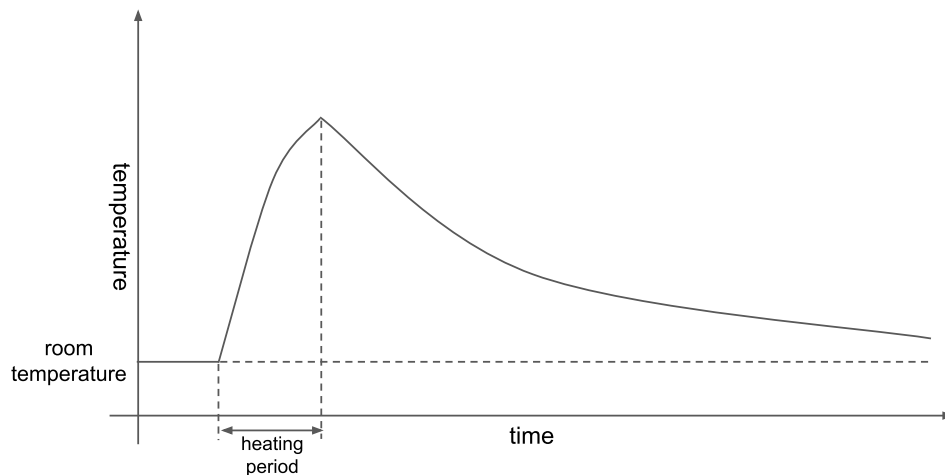


Figure 3: Image of temperature transition of heated object surface

うな場合でも分類する材料の数を絞ったり，他の特徴量と相補させることで有効に用いることができる。

熱画像カメラに入射する放射以外の成分 熱画像カメラは物体表面からの放射から表面温度を推定するが，実際には物体表面で反射した電磁波や物体表面を透過してきた電磁波も入射する．これらの成分は温度の推定に影響を及ぼす．特に金属のような反射率が高い物体からの反射エネルギーが入射すると見かけの放射エネルギーが上昇するため，推定温度も上昇する．本研究ではこの反射成分による見かけの温度上昇を材料推定に利用する．

2.1.2 温度特徴量

熱画像カメラによる温度推定結果（すなわち，熱画像）を温度特徴量として，廃棄物の分類に利用する．ここでは，撮影前の廃棄物に電磁波を印加しておくことで，材料ごとの温まり方の違いが熱画像に現れる．飲料容器廃棄物においては素材の厚さが非常に薄いため，熱応答については熱容量が支配的となっている．アルミ缶やPET ボトルの素材は薄く熱容量が小さいため加熱したときにすぐに温まるが，ガラス瓶の素材は分厚く熱容量が大きいため表面を加熱しても加熱さ

れていない温度の低い部分に熱が移動してしまうため、全体として温度上昇に時間がかかる。本研究では、温まりやすさの違いによって現れた廃棄物の材料ごとの温度差を利用してガラス瓶の分離を実現する。

2.1.3 反射特徴量

熱画像において、遠赤外光の物体表面における反射に由来する影響を抽出したものを反射特徴量とし、廃棄物の分類に利用する。物体表面への入射エネルギーが大きく、物体の反射率が高い場合にはセンサーに多くの反射エネルギーが流れ込み、熱画像カメラの温度推定は乱される。一般的にこのような計測の乱れは計測において悪影響が予想されるが、本研究ではこの乱れを反射特徴量として抽出し、廃棄物の分類に利用する。本研究の対象廃棄物の材料のうち、金属であるアルミニウムは透過率・吸収率が低く、反射率が高い。一方でPETボトルとガラスはアルミニウムに比べると透過率・吸収率が高く、反射率が低い。そのため、十分に光を照射するとアルミニウムとそれ以外で反射強度の差分が大きくなるため、反射成分で3種の材料からアルミニウムを特定できる。

具体的には、図4に示すように熱画像の物体表面の中で一部分が周辺より明らかに高輝度を示しており、ヒストグラム¹でも輝度250付近に小さなピークが立っている。この高輝度領域（以後ハイライト領域とよぶ）では通常の遠赤外線表面放射に加えて、反射した多量の遠赤外線もカメラに入射するため熱画像上で高輝度を示す。本研究ではこのハイライト領域を用いて反射特徴量を定義する。定義の詳細は3章で説明する。

一方で、反射は放射とは異なり、光源と熱画像カメラの位置関係が特定の条件を満たした場合のみ観測される。そのため、反射率の高い物体を撮影しても熱画像中で反射により高い温度を示すのは鏡面反射条件が成り立つ一部分に過ぎない。Gundupalliら[7]はこの問題を全方向を光源とすることで回避しているが、本研究では廃棄物の領域内の高輝度領域の割合や時系列データから高輝度領域の出現を累積させたものを利用してこの問題の克服を目指す。

¹ヒストグラムの計算では、熱画像全体ではなく、廃棄物の領域を抽出した上で領域内のヒストグラムを計算している

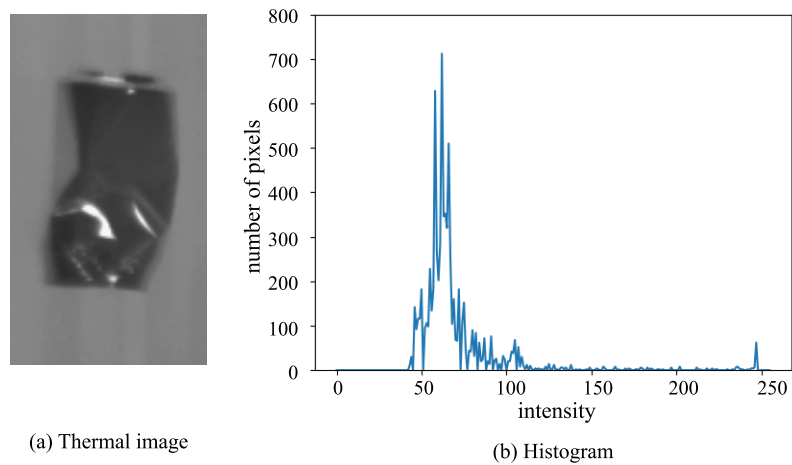


Figure 4: Thermal image and its histogram of aluminum can

2.1.4 飲料容器廃棄物と特徴量

PET ボトル PET ボトルは可視光領域では透過率が高いため、半透明に見える。一方で、遠赤外線領域では吸収率が高く、透過するエネルギーは少ない。比熱は一般的な金属と比べると低くなっているため素材としては温まりやすい一方で、PET ボトルは素材の厚みが薄い(0.15mm 程度)ため与える熱量に対する熱容量が少なくなりやすく、実際の温まりやすさではそれほど差が出ず、温度特徴量での区別には向かないと考えられる。一方で、反射率は低いため反射特徴量を用いることで反射率の高い材料と区別することができる。

アルミ缶 アルミ缶では他の飲料容器廃棄物とは違い、透過が発生しないことが特徴的である。そのため、入射したエネルギーは吸収か反射される。特に反射率は高く、反射特徴量を用いることで他の廃棄物と区別することができる。一方で、素材の厚みは0.1mm 程度と薄いため、PET ボトルと同じ理由で温度特徴量による区別は難しい。

ガラス瓶 ガラスは割れやすいため、ガラス瓶ではPET ボトルやアルミ缶に比べると素材が分厚くなっており、熱容量が大きいため温まるまでに時間がかかる。

この違いは温度特徴量の違いとして現れ、PET ボトルとアルミ缶との区別に利用できる。反射率は金属ほど高くないため、反射特徴量の面ではアルミ缶と区別できる。

2.2 認識システムの要求仕様

本研究で扱う分別システムはベルトコンベア上で搬送されている廃棄物をロボットアームを用いて分別することを前提にしている。このようなシステムでは、ロボットアームが廃棄物を把持するために廃棄物の把持点を計算したり、分別先を決定するために廃棄物の種類を決定できる認識手法が必要である。そのため、提案システムでは、熱画像から廃棄物の種類や把持点を計算するための十分な温度特徴量・反射特徴量を誘発するモジュールを認識システムに組み込んで構成するものとする。また、反射特徴量の誘発モジュールでは、たかだか数個の光源で構成しアルゴリズムの工夫によって目指す。

提案する画像処理手法では、熱画像カメラで撮影される熱画像列を入力とし、ロボットが廃棄物を把持して分別するために、廃棄物の種類と廃棄物の把持すべき場所の情報を出力とする。ただし、廃棄物はベルトコンベアで搬送されていくため、熱画像カメラの視野に入っている時間は短い。したがって、アルゴリズムの入力として使える熱画像はこの時間内で撮影された枚数に限られる。ここでは、便宜上1秒間に撮影される30枚の熱画像が使えるものとする。

また、本研究では認識システムのみを研究対象とし、その結果を用いて実際に廃棄物を分別するロボットアームによる操作部分は含まない。しかし、認識システムの出力はロボットアームが廃棄物を操作するために十分な情報を提供することに留意する必要がある。本研究の場合、ロボットアームによる廃棄物の把持にはサクショングリッパを想定している。サクショングリッパを用いることで、廃棄物のような表面形状が複雑な物体も把持することができるが、把持する場所が物体の重心から離れている場合、把持に失敗したり把持した後の搬送時に取り落とす可能性が高まる。そこで、本研究では廃棄物の重心位置を推定した結果を廃棄物の分類に加えて認識システムの出力とする。廃棄物重心の推定は画像領域の重心を求めたものを用いる。

3. 提案システム

3.1 認識システムの構成

提案する認識システムの構成を分別作業を行うロボットを含めて図 5 に示す。ベルトコンベアが進む方向 (右方向) にそって、ベルトコンベアの加熱、廃棄物の追加、廃棄物の加熱、遠赤外線照射、熱画像の撮影・分析をそれぞれ行うモジュールからなり、それぞれのモジュールは既存のベルトコンベアに対して後付けできる構成となっている。本研究では提案システムを用いて飲料容器廃棄物の領域抽出および材料分類を行う。提案システムの次にロボットアームを用いた廃棄物の把持・分別モジュールを配置することで、廃棄物分別システムを構成することができる。

ベルトコンベアへの加熱モジュール

ベルトコンベアのみをあらかじめ熱することで後から追加される廃棄物との温度差を作り出し、熱画像を用いて画像処理を行うときに容易に背景であるベルトコンベアを分離できるようにする。加熱すればするほど廃棄物との温度の差異がうまれるため、画像処理で容易に背景を除去できる。しかし、過度な加熱は設備の劣化を早める原因となるため、注意が必要である。

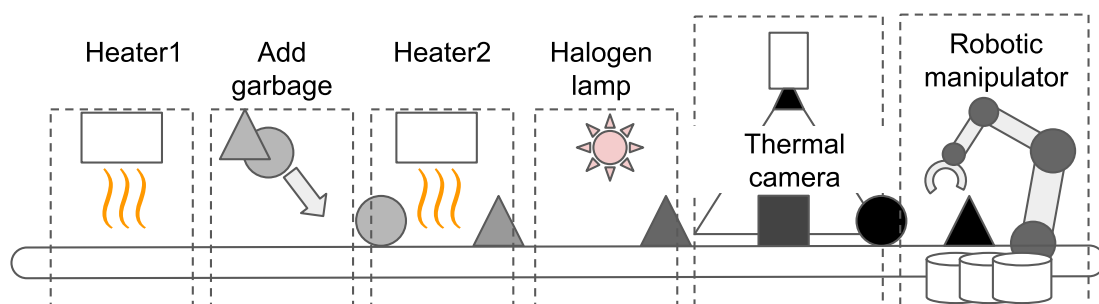


Figure 5: Proposed system configuration and robotic manipulator

廃棄物の投入モジュール

熱されたベルトコンベア上に廃棄物を投入する。このモジュールは提案システムの中で廃棄物の投入以外の役割はないため、既存の設備で廃棄物の投入口があればそのまま利用することもできる。ただし、この場合システム構成の中でのモジュールの順番が前後しないようにその他のモジュールの取り付け位置に注意する必要がある。提案システムにおいては投入される廃棄物の温度は室温と等しい、もしくはそれより低温であることを想定している。

廃棄物への加熱モジュール

廃棄物の熱応答を喚起するため、入力となる加熱をする。換気された熱応答は温度特徴量となって熱画像に現れ、廃棄物の材料推定に利用される。廃棄物を加熱しすぎると、加熱したベルトコンベアと温度が近くなるため、廃棄物の加熱後の温度が室温とベルトコンベアの温度の間になるように調整する必要がある。

廃棄物への遠赤外線照射モジュール

廃棄物の表面における反射を喚起するため、ベルトコンベア上の廃棄物へ遠赤外線の照射する。ここで発生した反射は、反射特徴量となって熱画像に現れ、廃棄物の材料推定に利用される。なお、廃棄物の表面で反射した遠赤外線は熱画像カメラに入射させる必要があるため、熱画像カメラに近い場所にモジュールを設置することが推奨される。また、モジュールの機能が達成される範囲内であれば、モジュールの順番が前後させて熱画像カメラとロボットアームの間に設置しても問題ない。遠赤外線源としては、ハロゲンランプなど遠赤外線を含む電磁波を発生する機器を1個から数個使用する。

熱画像撮影モジュール

ベルトコンベアで搬送されてきた廃棄物を熱画像カメラで撮影し、廃棄物の種類とロボットアームの把持点を計算する。計算には別に提案するアルゴリズムを使用する。

廃棄物分別モジュール

ロボットアームとその先端に取り付けたロボットハンドを用いて廃棄物を把持する。但し、このモジュールは提案する認識システムには含まないため、本研究では細かい検討については行わない。このモジュールでは熱画像カメラモジュールで計算された廃棄物の種類と把持点の情報を基に、ロボットアームを動かして廃棄物を把持する。把持した廃棄物を種類に応じて指定された分別箱に搬送し、投入する。ここで採用するロボットハンドは変形した廃棄物や重いガラス瓶などを把持する必要があるため、十分に検討する必要がある。

本研究では、得られた熱画像を処理して物体の重心および種類を特定するが、2通りの処理方法を提案する。一つは廃棄物の個別領域の抽出を前提とした領域内のハイライトを検知して材料を推定する方法である。もう一つは廃棄物の個別領域の抽出を前提としない画素単位に材料を推定する手法である。

3.2 認識アルゴリズムの概要

提案システムを用いた熱画像による廃棄物認識の処理フローチャートを図 6 に示す。

3.2.1 加熱による物体と環境の熱画像領域の分割手法

廃棄物を背景分離のために動作するベルトコンベアを、材料推定のためのアクティブサーモグラフィーのために廃棄物を加熱する。背景分離の処理では低温部分を廃棄物、高温部分を背景であるベルトコンベアとして背景を除去する。そのため、廃棄物を加熱する際に加熱しすぎると背景と廃棄物の区別がつかなくなってしまうため注意が必要である。一方で、ベルトコンベアの加熱では加熱すればするほど廃棄物との温度の差異がうまれるため、背景除去の精度は向上する。

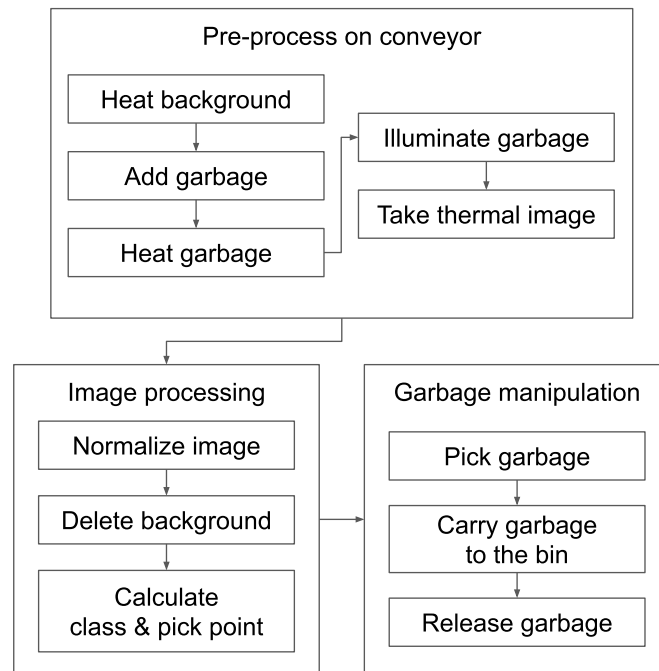


Figure 6: Flow chart of proposed system

3.2.2 遠赤外照射による物体表面の反射の誘発手法

廃棄物の表面では、周りから来る遠赤外線を反射して熱画像カメラに表面放射とは別の遠赤外線を送り込んでいる。この反射成分をよりはっきりと熱画像上で現れるようにして、画像処理で用いやすくするため、ベルトコンベア上の廃棄物へ遠赤外線を照射する。このことより、より多量の反射による遠赤外線が熱画像カメラへ送り込まれる。また、遠赤外線源は多ければ多いほど反射条件が整いやすくなるため、材料推定の精度が向上すると考えられる。

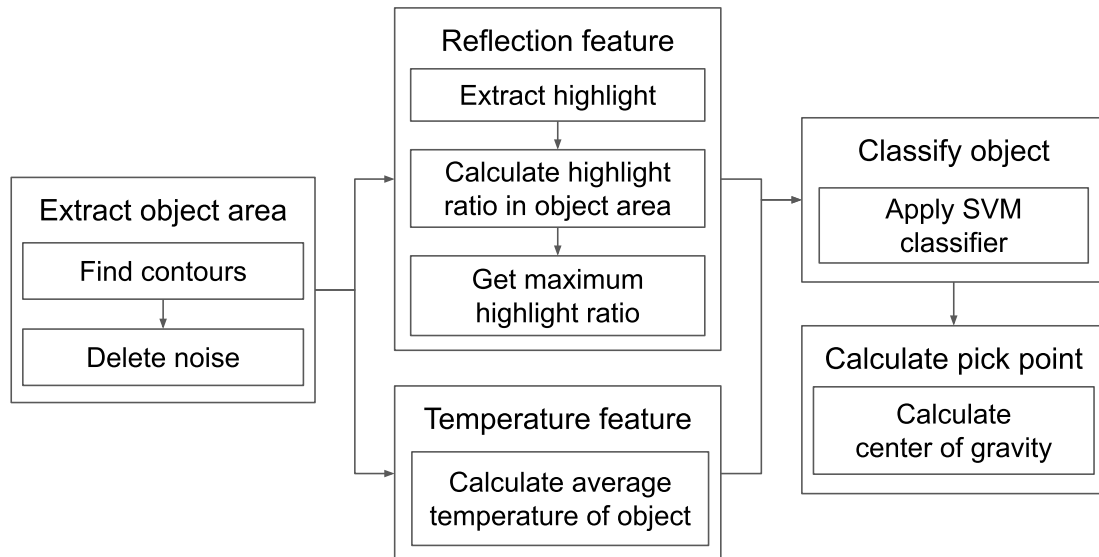


Figure 7: Flow chart of method 1

3.3 手法1：ハイライト検知による個体分類

不安定な反射特徴量をより確実に検出する方法としてはじめに個体の領域抽出を前提としたハイライト検知によって個体分類する方式を提案する。この手法を以後、手法1とよぶこととし、手法のフローチャートを図7に示す。手法1では、熱画像中で廃棄物と背景のベルトコンベアを分離する際に個体の識別をして、同一個体の領域全体で反射特徴量を検出する。反射特徴量の検出領域を大きくすることで不安定な反射特徴量をより確実に検出できる。この場合、領域内のどこかで反射を検出できれば良く、点光源があれば十分である。

3.3.1 周辺環境との温度差を利用した個別領域抽出

ベルトコンベアと廃棄物を分離し、後段の処理である反射特徴量の検出のために廃棄物の個別領域を抽出する。前段の処理であるベルトコンベア、廃棄物の加熱では図8のようにベルトコンベアが廃棄物より高温になるように加熱するため、適当なしきい値を設定して熱画像を二値化することで背景であるベルトコン

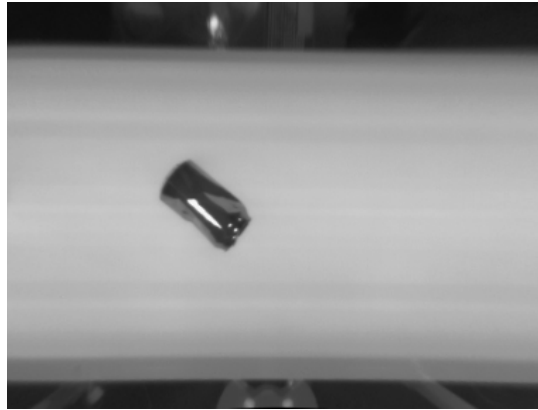


Figure 8: Heated conveyor and garbage

ベアを分離できる。廃棄物の温度は室温に依存するため、季節や環境によって変動する。一方でベルトコンベアは加熱され続けるため、温度が年間通じてみても変化しない。仮に変化した場合でもヒーターの出力調整を行うことで温度を一定に保ちやすい。そのため、加熱したベルトコンベアの温度よりも数°C低い温度をしきい値に設定すると室温に影響されない安定した分離を行える。

さらに、背景分離された熱画像について輪郭を抽出することで廃棄物の個別領域を抽出をする。背景除去された熱画像に対して輪郭を抽出すると図 9a のように細かなノイズが一つの輪郭として検出されたり、廃棄物の中でもより高温な部分は背景分離の処理によって除去されている場合もある。小さなノイズは廃棄物の誤認識に繋がる。また、廃棄物の高温な部分は実際に高温になっているのではなく、遠赤外線反射によって見かけ上高温になっているだけの可能性が高く、この部分を処理できないと反射特徴量の検出で大きく不利になる。小さなノイズに対しては、背景分離後にモフォロジー処理によるノイズの消去と輪郭抽出後に輪郭の面積が小さいものはノイズとして取り除く処理を行うことで対処する。この時の面積のしきい値は扱う廃棄物の中で一番小さいものが検出できる程度の範囲でできるだけ大きくする。高温部分の抜けに対しては、小さな中抜けはモフォロジー処理によって隙間埋めが行われ、大きな中抜けに対しては低温部分（つまり、廃棄物部分）に囲まれた高温部分は背景のベルトコンベアではなく、廃棄物として再度認識する。



(a) Simple object extraction

(b) Improved object extraction

Figure 9: Object extraction improvement

これらの改善をした個別領域の抽出結果を図 9b に示す。図 9 は図 8 の熱画像に対してそれぞれ改良前の領域抽出と改良後の領域抽出の処理を行ったものであるが、図 9a では抜けている部分も図 9b では正しく修正できていることが分かる。

3.3.2 ハイライトの有無と加熱後の温度の差異に基づく材料推定

温度特徴量・反射特徴量を計算し、温度特徴量によってガラス瓶を、反射特徴量によってアルミ缶と PET ボトルを分離する。温度特徴量には、個別領域抽出によって得られた領域内の平均温度を用いる。ただし、領域内に含まれた高温部分(ハイライト領域)は実際の高温で得られたものではなく、遠赤外線反射によって高温にみえているだけだと考えられるのでハイライト領域は除いて平均温度を計算する。

反射特徴量には、30 フレーム(1 秒間)にわたって同じ廃棄物の領域を追跡して各フレームごとにハイライト領域の物体領域面積に対する面積比を計算し、この最大値を用いる。面積比の最大値を採用するのは、すでに述べたように反射率の高い素材であっても反射条件が整わなければ、ハイライト領域が発現せず不安定であるためである。そのため、一瞬でもハイライト領域が多く発現した場合、その廃棄物は反射率の高い素材であると判断するのが妥当である。一方で、反射率

の低い素材の廃棄物の場合では反射条件が整ったとしても低反射率であるためハイライト領域は発現しない。したがって、ハイライト領域の面積比の最大値を反射特徴量に用いることで素材の反射率を大きく特徴量に反映することができる。

計算した温度特徴量，反射特徴量を用いて廃棄物の材料を推定する。基本的に，温度特徴量でガラス瓶を分離，反射特徴量を用いてアルミ缶と PET ボトルを分類するように特徴量を設計したが，実際に材料分類するための境界条件の決定には *Support Vector Machine* (SVM)[10] 分類器を用いる。事前に抽出しておいた各特徴量と廃棄物の種別の組を SVM 分類器の訓練用データとして用意し，分類器を訓練する。分類器の訓練後に得られた境界条件を用いて実際の廃棄物の材料を推定する。

3.4 手法 2：ハイライトの補完による画素単位の個体分類

手法 1 では物体領域抽出の処理が単一障害点となっており，廃棄物が密集した状況では複数の廃棄物がまとめて領域抽出される可能性がある。手法 1 では一つの物体領域を一つの廃棄物として扱い，それぞれに対して廃棄物の種類と把持点を計算するため，複数の廃棄物がまとめて領域抽出された場合には以降の処理が正常に行えない。そこで，手法 2 では領域抽出に頼らずに画素単位で材料を推定し，後から個別の廃棄物を抽出する方法について述べる。

各画素ごとに領域抽出をともなわず材料を推定することで廃棄物の疎密関係なく分類できるように改善できる。ただし，画素ごとに材料を推定した場合，推定結果は廃棄物の個体ごとの情報ではないため，そのままロボットアームによる廃棄物操作に用いることはできない。そこで，材料推定後の材料マップに対してクラスタリングを行うことで廃棄物の個体を抽出し，各クラスタの重心を計算することでロボットアームが把持する点を求める。クラスタリングの際には，あらかじめ廃棄物の個数がわからないため，クラス数を決定する必要のない階層的クラスタリング手法を用いて処理を行う。

手法 2 の処理の流れを図 10 に示す。はじめに入力された熱画像から温度マップと反射マップが計算される。次に温度マップ・反射マップを用いて画素ごとに

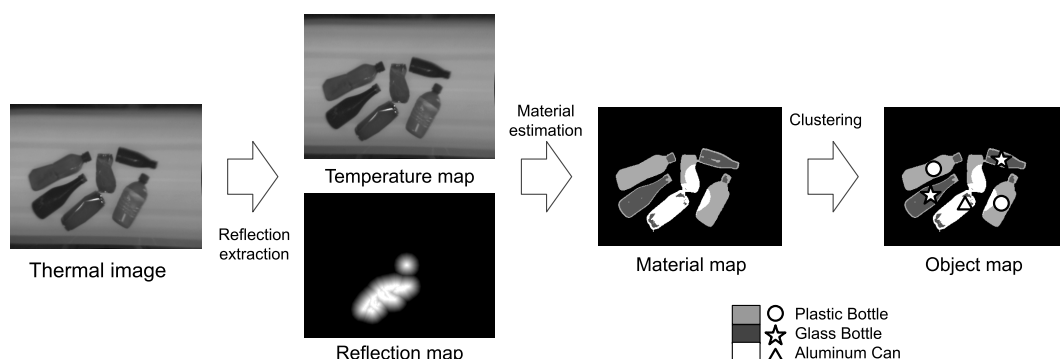


Figure 10: Process flow without object extraction

材料を推定し、材料マップを計算する。最後に材料マップに対してクラスタリングを行い、物体ごとに材料とその位置をまとめた物体マップが求められる。

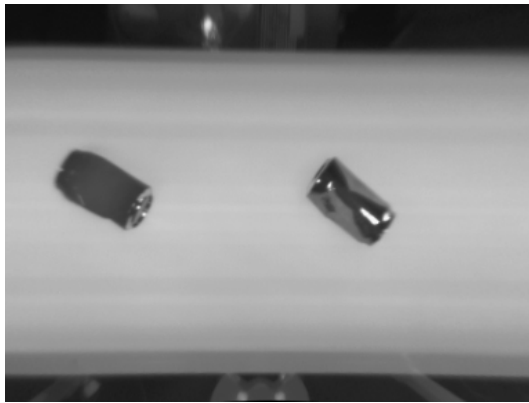
3.4.1 温度マップ・反射マップの作成

本手法では温度特徴量・反射特徴量を熱画像の画素ごとに計算し、それぞれの特徴量を画像に格納したものを温度マップ・反射マップとよぶ。

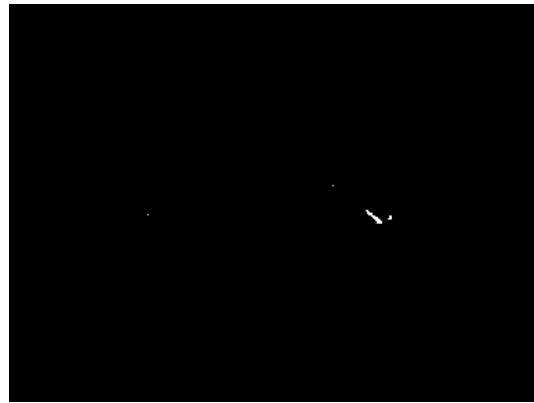
温度マップに用いる温度特徴量については、熱画像の輝度がそのまま温度に対応するため、熱画像の輝度をそのまま用いることができる。一方で、反射マップに用いる反射特徴量については前述の通り、反射の不安定さがあるため、正しく各画素に反映するためには様々な工夫が必要である。

二つの観点から反射特徴量を強化する。一つ目は、反射条件の多様性の増加である。ある図 11b のように、一枚の熱画像において反射条件が成り立つ廃棄物の領域は全体に対して少ないことが考えられる。しかし、固定された遠赤外線源に対して、廃棄物はベルトコンベアによって移動しているため、熱画像を撮影した時刻が異なれば反射条件が成り立つ領域は異なる。熱画像に廃棄物が写り込んでいる間、廃棄物を熱画像上で追跡してハイライト領域を累積して記録し続ければ、図 11 より多くのハイライト領域を得ることができる。

二つ目は、熱画像上における材料の連続性である。熱画像上での背景や他の廃棄物との境界以外の部分では各材料について連続である。つまり、熱画像のある



(a) Raw thermal image



(b) Highlight from single image



(c) Highlight from 30 images

Figure 11: Accumulated highlight of thermal image

画素について注目した場合、その画素の周囲の画素も同じ画素である可能性が高いということである。このことから、ハイライト領域の画素に対しても反射特徴量を付与することで材料の連続性を反映する。図 12b は図 12a に対してハイライト領域を拡張したものである。

以上の二つの改良を組み合わせることによって熱画像 (図 13a) から反射マップ (図 13b) を作成する。

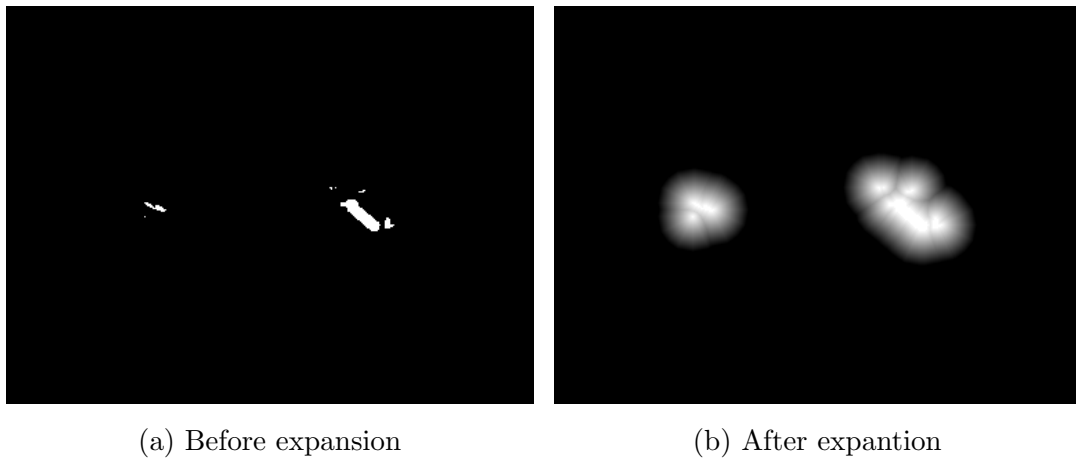


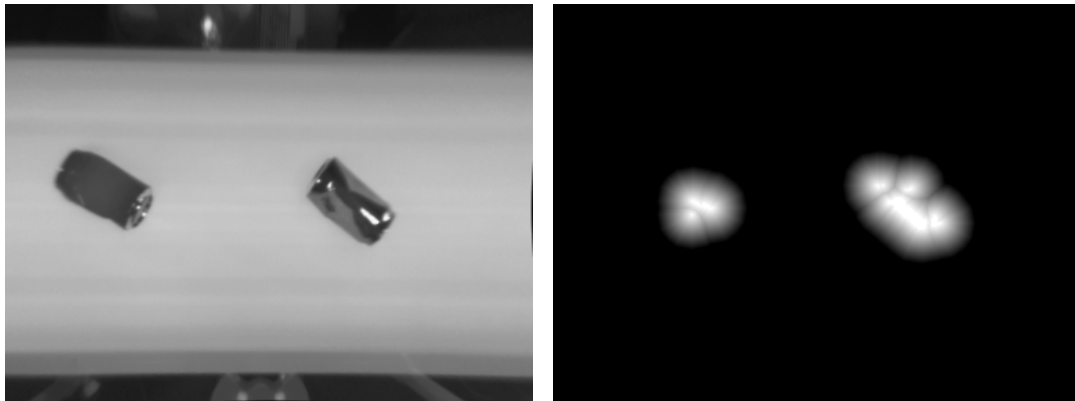
Figure 12: Expansion of highlight

3.4.2 材料マップの作成

作成した温度マップ (図 14a)・反射マップ (図 14b) の各画素について、材料推定をすることで材料マップ (図 14c) を作成する。手法 1 では、各廃棄物に対して温度特徴量と反射特徴量を計算し、材料推定した。それに対して、手法 2 では各画素に対して各特徴量を持つため、それぞれの画素に対して手法 1 と同様の材料推定ができる。各画素ごとに材料推定して、推定結果の材料によって色を塗り分けた図 14c のような画像のことを材料マップとよぶ。

3.4.3 物体マップの作成

実際にロボットハンドなどで廃棄物を分別するためには廃棄物それぞれに対する位置や種類の情報が必要である。そこで材料マップに対してクラスタリングを行うことで各廃棄物の位置・種類を推定する。本研究では事前にクラスタの個数情報が参照できないことから、クラスタの個数を含めてクラスタを推定する階層的クラスタリング法の一つである x-means 法 [11] を用いて実装した。通常の画像に対するクラスタリングでは、画素間のユークリッド距離を用いてクラスタを推定する。物体マップのためのクラスタリングでは、画素間のユークリッド距離に加えて、材料距離を式 (8) のように定義して用いる。画素 i と画素 j の材料距離



(a) Raw thermal image

(b) Reflection map

Figure 13: Calculation of reflection map

$distance_{material}(i, j)$ は以下のように定義される.

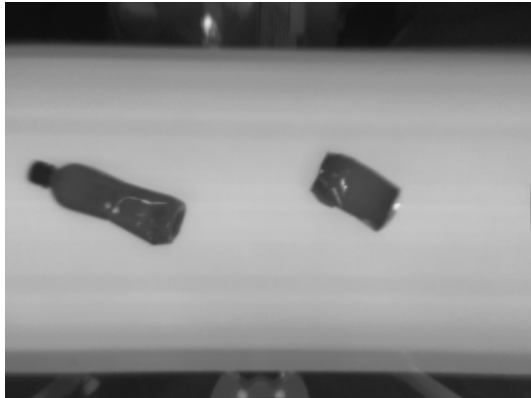
$$distance_{material}(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{(画素 } i \text{ と画素 } j \text{ の材料が異なる場合)} \\ 0 & \text{(画素 } i \text{ と画素 } j \text{ の材料が等しい場合)} \end{cases} \quad (8)$$

式 8 を用いて画素間距離を式 9 のように定義して, クラスタリングに用いる.

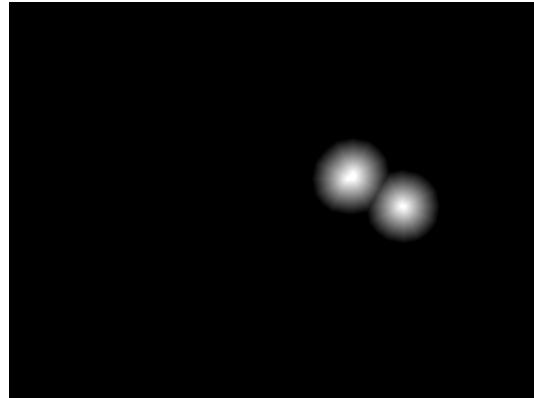
$$distance(i, j) = \alpha \cdot distance_{material}(i, j) + distance_{euclid}(i, j) \quad (9)$$

ここで, α は材料距離の係数, $distance_{euclid}(i, j)$ は画素 i と画素 j のユークリッド距離 (単位: ピクセル) を表す.

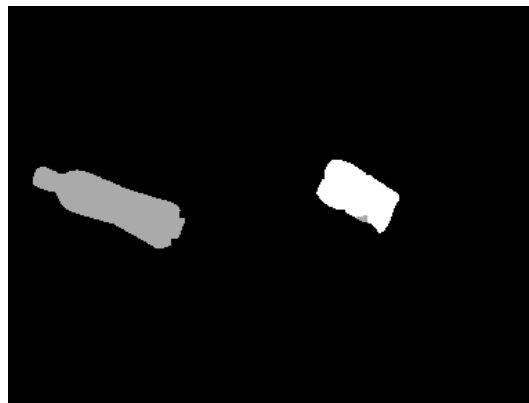
得られた材料マップ (図 15a) に対して, 定義した画素間距離を計算し, クラスタリングかける. 得られた各クラスタに対して色を塗り分けたものを物体マップとよぶ. また, 各クラスタに対応する各廃棄物をロボットアームで把持するため, それぞれのクラスタに対して重心を計算して図 15b に示した. ロボットアームはこの重心情報にしたがって, 先端に取り付けたエンドエフェクタを廃棄物の場所に移動して把持できる.



(a) Temperature map

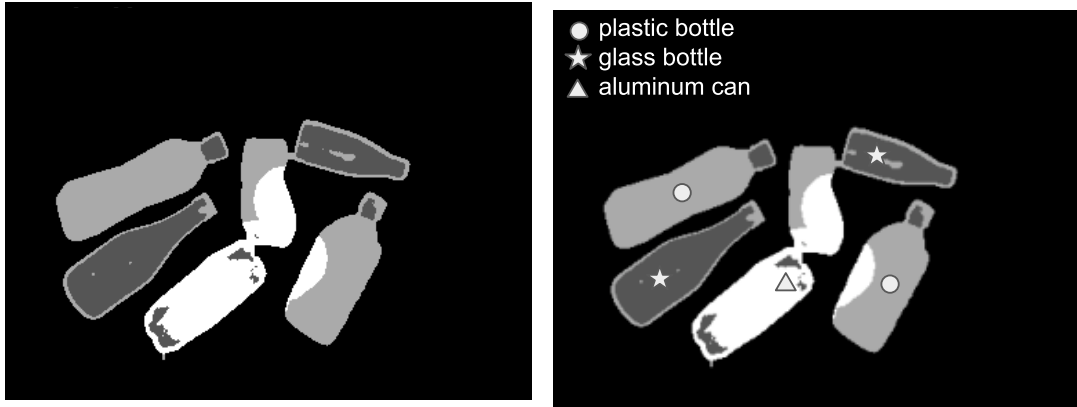


(b) Reflection map



(c) Material map

Figure 14: Calculation of material map



(a) Material map

(b) CoG of each clusters

Figure 15: Calculation of object map

4. 実験

4.1 実験概要

提案システムを用いて撮影した熱画像について、認識アルゴリズム 手法1 および 手法2 を適用し、それぞれについての性能評価を行った。手法1 については画像領域の抽出を面積ベースの精度評価と個別領域ごとの材料推定の精度評価を行った。手法2 については材料マップの面積ベースの精度評価、物体マップの精度評価を行った。これらの評価に使われた熱画像は、ベルトコンベア上の飲料容器同士が触れ合わない状況で撮影されたものである。次に手法2 が飲料容器が密集した状況でも十分に機能することを確認するため、ベルトコンベア上の飲料容器が触れ合う状況下で熱画像を撮影し、手法1 と 手法2 の性能比較を行った。

4.2 手法1 の評価実験

4.2.1 ベルトコンベア上の飲料容器廃棄物の画像領域抽出

熱画像と時間同期および位置合わせ (付録 A 参照) を施した RGB 画像に対して、アノテーションツールの labelme² を用いて、図 16a のように手動で物体領域のアノテーションを行い、物体領域の真値として用意した。アノテーションと比較することで、熱画像による物体領域の抽出性能に関する定量的評価を画像上の面積ベースで行った。

領域抽出結果の一例を図 17 に示す。表には、物体の材料毎の画像領域抽出における True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) を基に、再現率 (Precision), 適合率 (Recall) と F 値 (F-score) [12] を計算している。F 値は式 (10) によって定義される値で、式 (11) で定義される再現率と式 (12) で定義される適合率の調和平均である。

$$F = \frac{2Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

²<https://github.com/wkentaro/labelme>

Table 1: Segmentation result of method 1

	Precision[%]	Recall[%]	F-score[%]
Plastic bottle	94.6	91.0	92.8
Can	96.8	90.1	93.2
Bottle	93.2	90.8	92.0

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

実験での領域抽出の結果を表 1 に示す。すべての廃棄物で再現率・適合率・F 値が 90%を超えており、正しく領域抽出ができたと言える。一方で、図 16b を見ると熱画像カメラと RGB カメラの撮影角度の違いによる輪郭の系統的不一致やアノテーションの不一致が見られるため、これ以上の精度の向上については手法の改善よりもアノテーションの質の向上が必要である。

4.2.2 個別領域ごとの材料推定手法

実際に撮影した熱画像を用いて飲料容器廃棄物の材料を分類した。分類のための特徴量は、廃棄物の抽出領域内の平均温度とハイライト領域の面積の割合の二つである。このハイライト領域は熱画像の画素ごとの輝度値によって抽出できるが、今回の実験では、熱画像の温度範囲の最高温度が 50°C であることやベルトコンベアや廃棄物が加熱によって最高で 35°C から 40°C 程度まで上昇することから、ハイライト領域のしきい値を 45°C 相当である輝度値とした。

分類では SVM を用いて 3 クラスを分類した。PET ボトル・アルミ缶・ガラス瓶をそれぞれ 80 個ずつ用意し、40 個を学習用、残りの 40 個を検証用とした。はじめに学習用データで SVM を訓練した。図 18 に学習用廃棄物より得られたデータの散布図と学習した SVM の境界線を示す。

次に、学習で得られた訓練済み SVM モデルを用いて検証用データを分類した。図 19 に検証用廃棄物から得られたデータの散布図を、表 2 に分類結果を混同行

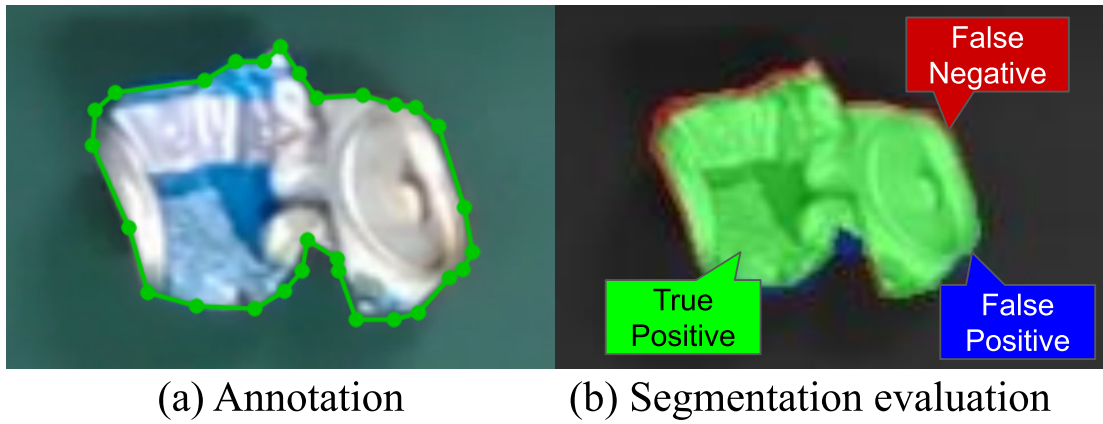


Figure 16: Annotation and segmentation evaluation

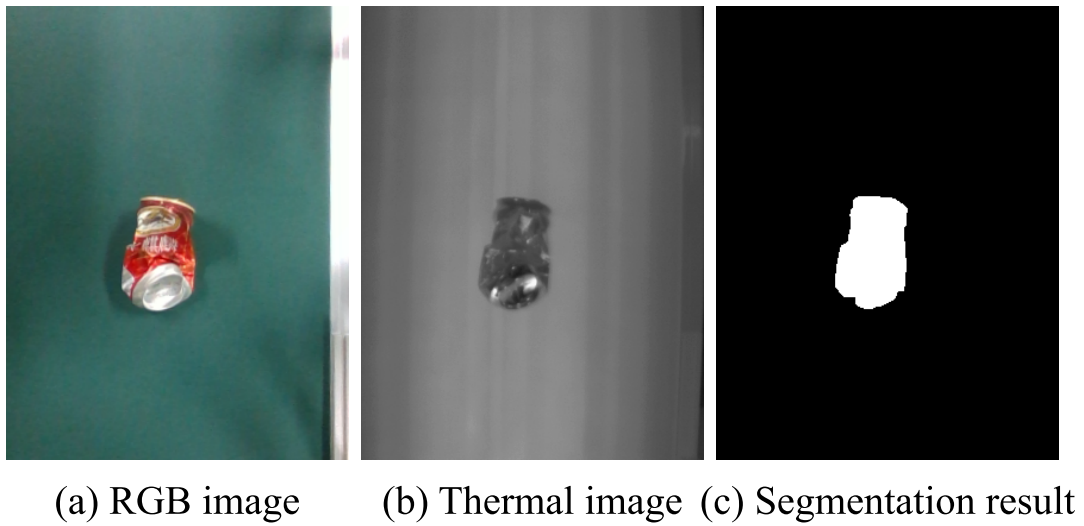


Figure 17: Raw images and segmentation result

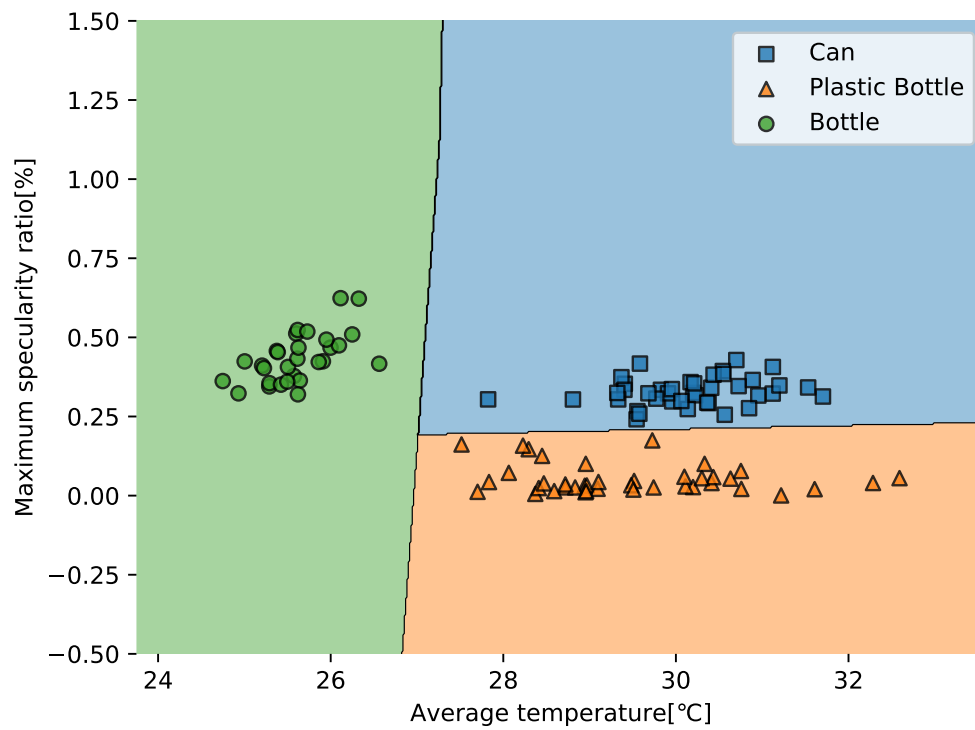


Figure 18: Scatter plot of training data

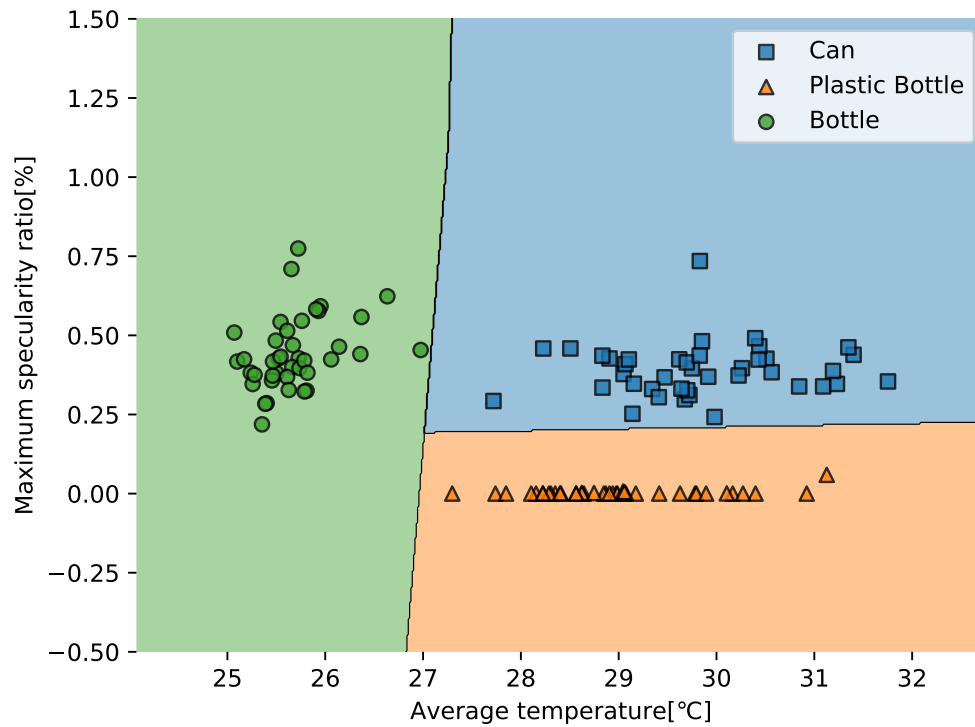


Figure 19: Scatter plot of test data

列を用いて示した。

4.3 手法2の評価実験

3種類の飲料容器廃棄物をそれぞれ20個ずつ用意し、提案システムを用いて熱画像を撮影した。この実験では手法1の評価実験と同じく、飲料容器廃棄物同士が触れ合わないようベルトコンベアに投入し、撮影を行った。

Table 2: Confusion matrix of material recognition

	Plastic Bottle	Can	Bottle
Plastic Bottle	40	0	0
Can	0	40	0
Bottle	0	0	40

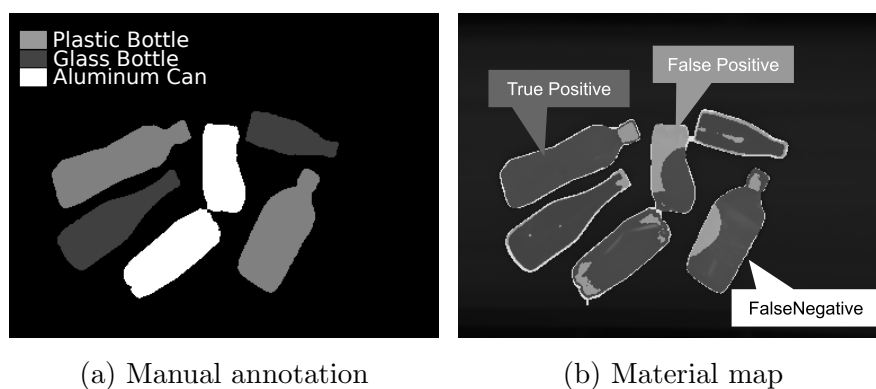


Figure 20: Material map evaluation

4.3.1 材料マップの精度

熱画像から推定された材料マップの精度を定量的に評価するため、撮影データの熱画像のうち、それぞれ異なる廃棄物が写っている材料マップを10枚をランダムに選びだした。選んだ熱画像について、手動で熱画像のアノテーションを図20aのように付与し、材料マップの真値として用意した。

材料マップの計算結果の一例を図20bに示す。物体の材料ごとの画像領域における True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) を基に、再現率 (Precision), 適合率 (Recall) と F 値 (F-score) [12] を計算したものを表3に示す。再現率・適合率・F 値が80%を超えており、F 値は90%に迫る。

Table 3: Segmentation result of method 2

Precision[%]	Recall[%]	F-score[%]
84.4	92.0	88.0

Table 4: Object detection result

	Percentage of divisions[%]
Succeeded recognition	88.3
Failed classification	3.7
Failed detection	11.1
Failed classification/detection	1.9

4.3.2 物体マップの精度

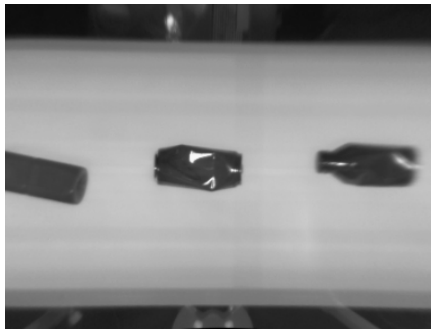
次に材料マップから計算された物体マップについて評価した。物体マップの認識の状態としては、物体が正しく認識されている場合、材料は正しく認識されているが個数が正しくない場合、個数は正しく認識されているが材料が正しくない場合、材料・個数ともに間違っている場合がある。これらの区分にしたがい、廃棄物一つ一つについて区分を判定した結果を表 4 に示す。

4.4 密な廃棄物に対する材料推定

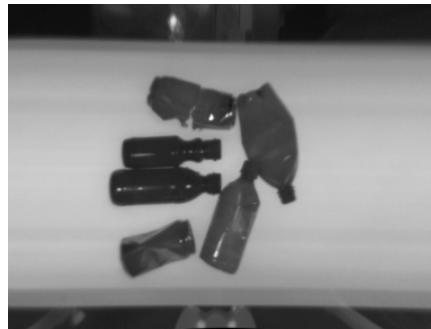
手法2では廃棄物が密集した環境でも頑健な認識を行うため、画素ごとに材料推定を行うが、実際に廃棄物が密集した環境で頑健な認識が行えていることを確認する。実験では、三種類の廃棄物を二つずつの廃棄物で作った廃棄物が疎なシーン(図 21a)、密集しているシーン(図 21b)をそれぞれ10セットずつ用意し、提案システムを用いて撮影した。撮影した熱画像データに対して、手法1と手法2を適用してそれぞれの物体マップを評価する。疎であるシーンでの物体マップを図 22に、密集しているシーンでの物体マップを図 23に示す。また、物体マップに関する認識区分による評価を手法2の物体マップ評価と同様に行った。

疎であるシーンの結果を表 5に、密集しているシーンの結果を表 6に示す。疎であるシーンにおいては個別領域に対する材料推定法は正しく廃棄物を認識できており、画素ごとの材料推定法は細かなミスラベリングがあるものの、物体としては正しく認識できていることがわかる。一方で廃棄物が密集したシーンでは個別領域に対する材料推定法は領域抽出の段階で失敗しており、複数の廃棄物を区別できなくなっている。

画素ごとの材料推定法は一部でミスラベリングがあるものの、密集条件下でも概ね正しくラベリングができています。疎なシーンでは個別領域に対する材料推定法は90%を超える高い精度を示し、画素ごとの材料推定法も同等の高い精度を示している。一方で廃棄物が密集しているシーンに関しては個別領域に対する材料推定法では領域分割の失敗により14.8%と大きく精度が落ちたのに対して画素ごとの材料推定法では約70.4%と高い精度を保っており、廃棄物が密集した状況にも対応していると言える。

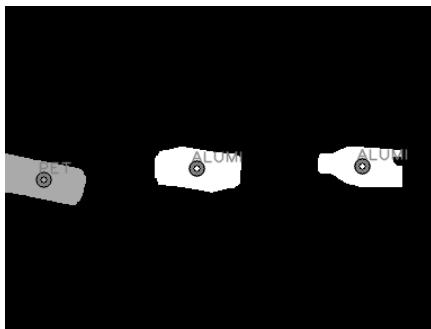


(a) Sparse scene

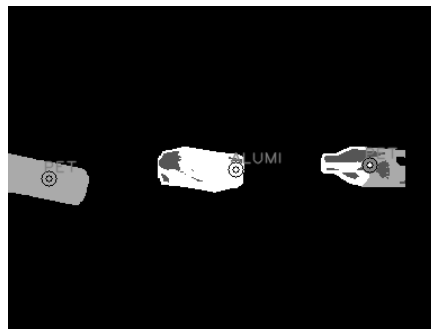


(b) Dense scene

Figure 21: Two different conditions of scattered garbage

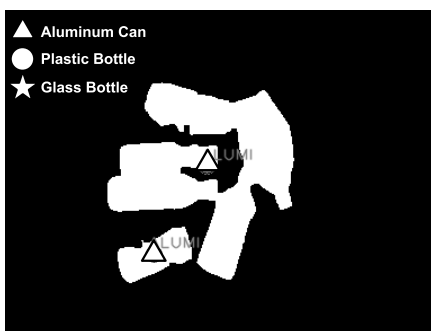


(a) Method 1

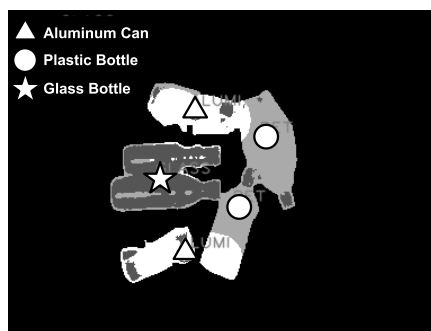


(b) Method 2

Figure 22: Comparison in sparse scene



(a) Method 1



(b) Method 2

Figure 23: Comparison in dense scene

Table 5: Object detection result in sparse scene

Method	Method 2[%]	Method 1[%]
Succeeded recognition	88.3	96.3
Failed classification	3.7	3.7
Failed detection	11.1	0.0
Failed classification/detection	1.9	0.0

Table 6: Object detection result in dense scene

Method	Method 2[%]	Method 1[%]
Succeeded recognition	70.4	14.8
Failed classification	7.4	0.0
Failed detection	18.5	27.8
Failed classification/detection	3.7	55.6

5. 議論

5.1 PET ボトルとアルミ缶の誤分類の可能性

今回の実験では誤分類は発生しなかったが、図 18, 図 19 を見ると訓練用データと検証用データのうち、いくつかを入れ替えると誤分類が発生しうる。特に、図 18 の訓練用データの中にはハイライトを示す PET ボトルが存在するが、これは光沢をもつ PET ボトルのラベルによる誤分類であり、Gundupalli ら [7] の研究でも指摘されていた欠点でもある。

5.2 反射発生条件と撮影枚数のトレードオフ

アルミ缶の分類において、反射特徴量を捉えられるかどうかは分類成功の是非に直結する問題である。そのため、手法 1 では反射の観測をより確実なものとするため、複数枚の熱画像を用いてハイライトを検出した。しかし、ベルトコンベアの上昇速度の向上させる場合や、より視野角の狭い熱画像カメラを用いる場合など、廃棄物が熱画像カメラの視野内に留まる時間内で少ない熱画像でアルミ缶の分類をする必要がある場合も考えられる。図 24 はハイライト検出に用いる熱画像の枚数とアルミ缶の分類精度をまとめたものであるが、用いる熱画像の枚数が少なくなるにつれて分類精度が落ちることが分かる。これは、熱画像の観測枚数が減ったことにより、アルミ缶表面における反射条件の成立確率が低下したことにより起因すると考えられる。よって、表面の反射条件の成立確率を上げるような対策をとることにより、分類精度の低下を防ぐことができる。具体的には、遠赤外線光源の面積や数を増やしたりすることが考えられる。

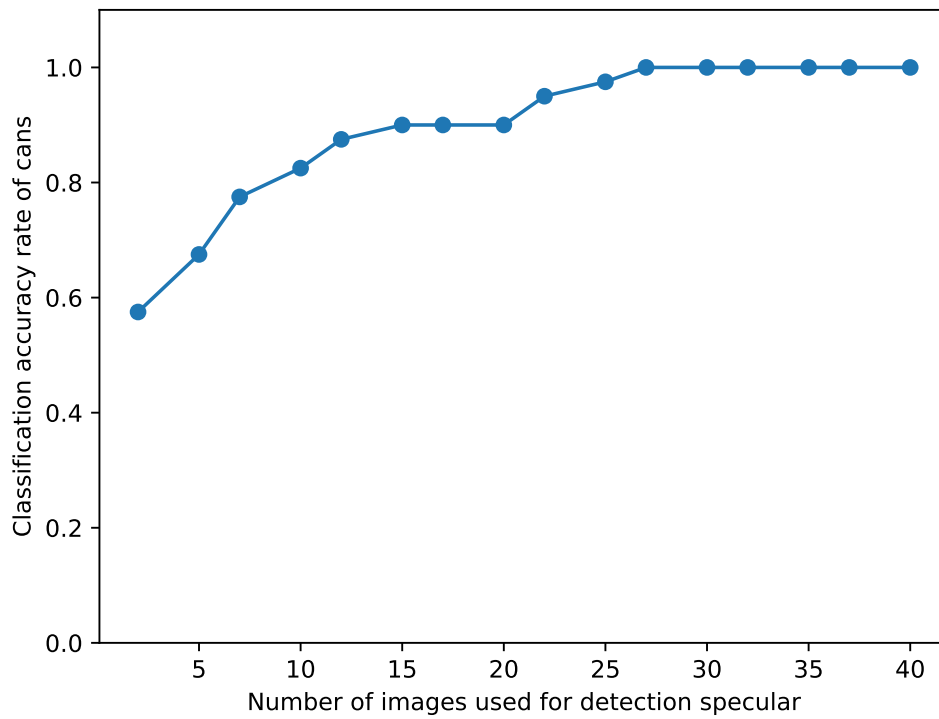


Figure 24: The trade-off between classification accuracy and the number of images

6. 結言

6.1 まとめ

本研究では、より効率的なリサイクルを行うためのロボットによる自動分別システムを目指して飲料容器廃棄物を熱画像カメラを用いて分別するシステムの構成を提案した。また、提案システムで得られた熱画像から検出できる廃棄物表面の熱応答特性や遠赤外線の反射特性に着目し、廃棄物の材料と把持点を計算する二つの方法を提案した。手法1では、廃棄物の個別領域の抽出を行った後に領域内で反射を検出することで反射特徴量の不安定さを克服した。しかし、手法1では廃棄物の領域抽出が失敗しやすい廃棄物が密集した状況では認識がうまくいかない。手法2では、領域ごとではなく画素ごとに材料を推定し、画素のクラスタリングによって廃棄物の個体抽出を行った。それぞれの手法では、計算した温度特徴量・反射特徴量を基にSVMを分類器を用いて材料推定を行い、把持点を手法1では廃棄物領域、手法2では各クラスタの重心として計算した。実験では、提案したシステムと2つの手法を用いて飲料容器廃棄物の認識精度の検証を行った。手法1ではPETボトルとアルミ缶とガラス瓶に対して、材料推定を100%、画像領域抽出を93%の精度で実現できた。また、廃棄物が密集した状況での実験も行い、手法2を用いることで70%の精度で材料推定ができることを確認した。

6.2 今後の展望と課題

本研究では扱う対象廃棄物やセンサーを絞った上で認識システムを組み上げ、提案した。対象廃棄物はPETボトル・アルミ缶・ガラス瓶の3種類に絞った。実際にはさらに他種類の廃棄物を分別する必要があることも想像に難くない。扱った3種類の中でもリサイクル形態によってはガラス瓶を色別に分別するなどのさらなる分別種別の細分化も考えられる。本研究では2種類の特徴量を導入し、3種類の廃棄物を分類したが、特徴量空間内で別にクラスタを形成する廃棄物であれば分類が可能である。一方で、導入した特徴量では見分けることのできない場合は新たな特徴量を導入する必要がある。熱画像上での新しい特徴量の設計や必

要があれば別のセンサーを組み込んだマルチモーダルな認識システムを組むことで対応する必要がある。また、本研究では画像を直接の入力とするような機械学習を用いた手法に関しては検討を行わなかったが、提案システムで得られた熱画像を用いて学習を行った場合、提案手法では捉えきれなかった細かな差異なども分類に活かすことができ、さらに高い精度が期待できる。

謝辞

本論文は、奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室およびヒューマンロボティクス研究室での博士前期課程在籍中の研究成果をまとめたものになります。本研究は、多くの方のお力添えとご指導により実現することができました。ここにお礼を申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ヒューマンロボティクス研究室教授の和田隆広先生には、本研究を遂行するにあたり様々なご指導ご鞭撻を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 光メディアインターフェース研究室教授の向川康博先生には研究の中間報告や論文をまとめるにあたり、ご指導を賜りましたことをここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室准教授 およびヒューマンロボティクス研究室 客員教授の高松淳先生には、グループミーティングでのご指導や学会参加時のご指導などに加えて、日々の研究でのご相談を数多くさせて頂きました。様々なご指導ご鞭撻を賜りましたことをここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ヒューマンロボティクス研究室特任助教の清川拓哉先生には、グループミーティングでのご指導や学会参加時のご指導などに加えて、日々の研究でのご相談を数多くさせて頂きました。いつも真摯に本当に細やかなご指導を頂きましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室助教 および ヒューマンロボティクス研究室助教の趙崇貴先生には、研究会などにおいて多くのご指導ご助言を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ヒューマンロボティクス研究室助教の佐藤勇起先生には、研究会などにおいて多くのご指導ご助言を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ヒューマンロボティクス研究室特任助教の劉海龍先生には、研究会などにおいて多くのご指導ご助言を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室助教 および ヒューマンロボティクス研究室客員准教授の GARCIA RICARDEZ Gustavo Alfonso 先生には、World Robot Summit に向けての活動や研究会などにおいて多くのご指導ご助言を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室 小笠原司教授には、本研究を遂行するにあたり様々なご指導ご鞭撻を賜りましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

本学 先端科学技術研究科 情報科学領域 ロボティクス研究室秘書の大脇美千代氏と池田美輝氏、ヒューマンロボティクス研究室秘書の大脇美千代氏と本田倫子氏には、事務手続きのサポートや学校生活においてのご助言を頂きましたことを、ここに深くお礼申し上げます。

ロボティクス研究室およびヒューマンロボティクス研究室の学生の皆様には、研究の相談から日常生活、学業の面で大きな支えとなって頂きました。深くお礼申し上げます。

最後に、物心両面で学生生活を支えてくれた家族に深く感謝し、論文の結びとしたいと思います。

参考文献

- [1] United Nations. Transforming our world: the 2030 agenda for sustainable development, 2015 (Accessed on December 27, 2021).
- [2] 西谷吉憲. プラスチックリサイクルの現状と課題. *成形加工*, 23(3):134–140, 2011.
- [3] S. Gundupalli, S. Hait, and A. Thakur. A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling. *Waste Management*, 60:56–74, 2017.
- [4] T. Lukka, T. Tossavainen, J. Kujala, and T. Raiko. ZenRobotics Recycler—Robotic sorting using machine learning. *in Proc. of SBS*, pages 1–8, 2014.
- [5] Kujala J, T. Lukka, and H. Holopainen. Classifying and sorting cluttered piles of unknown objects with robots: a learning approach. *in Proc. of IROS*, pages 971–978, 2016.
- [6] Z. Zhifei, W. Hao, S. Hongzhang, Z. Shaobo, and Z. Jianhua. Industrial Robot Sorting System for Municipal Solid Waste. *Intelligent Robotics and Applications*, pages 342–353, 2019.
- [7] S. Gundupalli, S. Hait, and A. Thakur. Multi-material classification of dry recyclables from municipal solid waste based on thermal imaging. *Waste Management*, 70:13–21, 2017.
- [8] H. Bai, T. Bhattacharjee, H. Chen, A. Kapusta, and C. Kemp. Towards Material Classification of Scenes Using Active Thermography. *in Proc. of IROS*, pages 4262–4269, 2018.
- [9] B. Wiecek. Review on thermal image processing for passive and active thermography. *in Proc. of International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 686–689, 2006.

- [10] B. Boser, I. Guyon, and V. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. *in Proc. of 5th annual workshop on Computational learning theory*, pages 144–152, 1992.
- [11] D. Pelleg, A. Moore, et al. X-means: Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters. *in Proc. of ICML*, 1:727–734, 2000.
- [12] Z. Wang, E. Wang, and Y. Zhu. Image segmentation evaluation: a survey of methods. *Artificial Intelligence Review*, 53(8):5637–5674, 2020.

付録

A. 熱画像と RGB 画像の位置合わせ

二つの画像間で位置合わせにホモグラフィ変換を用いる。ホモグラフィ変換はアフィン変換のように拡大縮小や並進回転だけでなく、カメラの視点の違いによる図形の変形の復元も可能である。ホモグラフィ変換を実行するためには、ホモグラフィ行列を得る必要があるが、OpenCV の `findHomography` 関数を用いて計算する。OpenCV の `findHomography` 関数の引数には2つの画像で4つ以上の対応する点の座標データが必要である。手動で熱画像・RGB 画像の中から対応する点を抽出し、点の座標を得ることもできるが、ここではチェッカーボードを用いて対応する点の座標を自動で算出する。画像中のチェッカーボードを認識するためには白いマス目部分と黒いマス目部分の色が高いコントラストである必要がある。しかし、一般にRGB 画像で高いコントラストをもつ物体でも熱画像中でも高いコントラストを示すとは限らないため、チェッカーボードをハロゲンランプで熱することで熱画像中でもRGB 画像中と同等のコントラストをもったチェッカーボード画像を撮影する。これは、チェッカーボードの黒いマス目部分は光をよく吸収して温まりやすいこと、チェッカーボードの白いマス目部分は光をよく反射して温まりにくいことを利用している。撮影した熱画像・RGB 画像からOpenCV の `findChessboardCorners` 関数を用いてチェッカーボードの角の座標列を得る。得られた対応点列をOpenCV の `findHomography` 関数に入力すると、ホモグラフィ行列を得ることができる。