

不法投棄ゴミを対象とした画像分析・分類機能と時空間マッピング・システムの実現方式

近藤 諒太[†] 清木 康[‡]

[†]慶應義塾大学環境情報学部 〒252-0805 神奈川県藤沢市遠藤 5322

[‡]慶應義塾大学政策・メディア研究科 〒252-0805 神奈川県藤沢市遠藤 5322

E-mail: [†]{t18538rk, kiyoki}@sfc.keio.ac.jp

あらまし 増え続ける不法投棄ゴミの種類と偏りを瞬時に把握することを目的に、撮影されたゴミの写真を対象として、画像に写っているゴミの種類を機械学習により判別し、その結果を地図上に記録し、エリア毎に種類の多いゴミを可視化、また検索するシステムの実現方式を提案する。

キーワード 環境問題、画像分析、物体検知、意味解釈、マッピング

1. はじめに

現在、日本には様々な環境問題があるが、不法投棄ゴミもその中の1つであり、その行いは時間と場所を問わず起きている。東京の渋谷駅のハチ公公園周辺には、無数の飲み終えた後のタピオカドリンクの容器が不法投棄されており、その光景はニュースにも取り上げられている。国際的な視点からは、海に放棄される海洋プラスチックも大きな問題となっており、海の生き物たちの生命を脅かしていることも知られている。

令和2年3月に行われた環境省の不法投棄ゴミに関する調査報告書によると、全国の1741市町村の中で、不法投棄されたゴミの量を調査していると回答した市町村はわずか171と全体の10%にしか届いていないという実態が報告されている。さらに、ポイ捨てを規制する条例を定めている市町村は1074とこちらも100%には届いていない。実際の条例に規定された措置として勧告や命令、罰金などがあるが、それらは全て力で制圧する動きが見られ、放棄者にゴミを放棄しないように促しているものではないと考えられる。現に、全体の約76%に当たる820もの市町村が現在の条例の施行には課題があると回答しており、その中でもポイ捨て自体を根絶やしにすることが一番の問題となっている。[1]

これらを解決する有効な手段の1つは、散在するゴミを撮影し、機械学習を通して種類を分類、そして地図上に記録する時空間マッピング・システムの実現である。時空間マッピングシステムにより、いつでもどこどのようなゴミが捨てられていたかを瞬時に把握することができ、捨てられ方の傾向から、エリア毎のゴミの種類を予測することも可能になる。

本稿では、撮影された不法投棄ゴミの画像分析と分類を機械学習で行い、それらを時空間マッピング上に可視化する時空間マッピング・システムの実現方式を提示する(図1)。本システムは(1)ユーザーによる画像のアップロードに始まり、(2)ゴミ画像識別モデルによるアップロード画像の分析によりデータを各データベースに分類し、(3)ユーザーの感性に基づき表示したいゴミのマップを表示する。

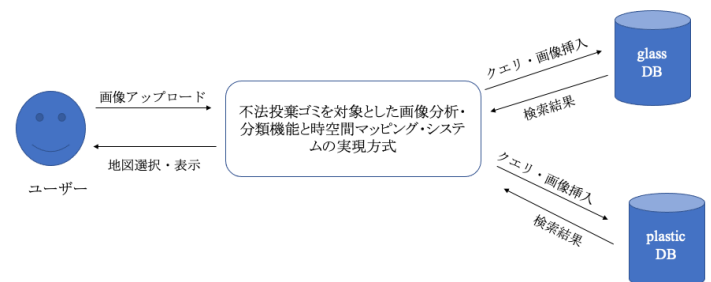


図1: 本システムの概要

近年、機械学習による画像認識分析の性能は徐々に向上している。代表的な手法として、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)[2]が挙げられる。CNNは主に畳み込み層とプーリング層の2つを繰り返す構成となっている。畳み込み層では、分析対象となる画像の局所的な特徴量を抽出し、プーリング層では、局所毎の特徴をまとめる処理が行われている。この技術は汎用性が非常に高いことから、様々な領域で利用可能と言われている。マッピングという視点では、他者との知識をマップ上で共有する5D World Map System(5WM System) ([3],[4],[5],[6],[7])がグローバル環境データベースシステムとして存在する。このプラットフォーム上では、環境や歴史、文化に関する画像や動画などのメタデータを挿入することができ、その情報を地図上に可視化し、他のユーザーと共有することで世

界の情勢を国際的な視点から考察することを可能にしている。

関連研究では、Real-time Air Quality Index(RAQ)[8] が挙げられる。RAQ はモバイルセンサーを使用することで全世界中の空気汚染度を世界地図に色という指標で可視化している。これらの研究やサービスから、ユーザーがただゴミの画像をアップロードするだけでなく、その際にシステムが CNN を通してゴミの種類を分析し、分類した結果をデータベースを介して地図上に可視化できるのではないかと考えた。故に、本システムでは画像分析・分類・マッピングの3要素を軸にシステムの実現可能性について追求していく。

2. 基本方式

本システムは、機械学習で画像分析を行い、分析の結果から画像を分類し、データをマッピングするシステムと位置づけることができる。本システムは、ユーザーが不法投棄されているゴミを見つけた際に撮影を行い、画像をシステムのデータベースにただ記録するだけでなく、実際にそのゴミの種類も機械学習を通して記録することができる。本システムの機械学習は、画像分析に優れている Python ライブラリーの keras[9] を使用して分析を行う。さらに、分析結果をスコア化し、その点数によってゴミの種類を判別する。そして、本システムはユーザーの感性に基づき、データベースから画像の名前、日付、緯度経度の情報を Python ライブラリーの GPSPhoto[11]を使用して抽出し、地図上に表示したいゴミを出力する。

2-1.機械学習による画像分析の実装

本方式では、python のモジュールにも含まれている機械学習ツール keras を使用し、ゴミの種類判別モデルを作成する。モデルを作る際に使用した基データとして、プログラミングサイト、Kaggle の Garbage Classification[10]に提示されているガラス (glass) とプラスチック (plastic) の画像約 500 枚を選出した。次の画像 1 と 2 はモデルを作成する際に使用した画像の一部である。



画像 1 : glassの写真例 画像2 : plasticの写真例

まず、モデルを生成する際に、全ての画像のサイズの統一、そして色をグレースケールに変更する処理を行う。色をグレースケールに統一することにより、色に依存しない機械学習を実装することができ、より精密な分析を行うことができる (図 2)。

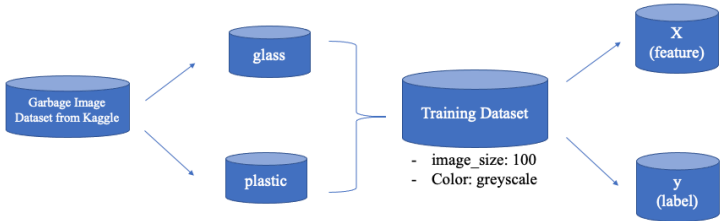


図 2 : 画像データセットの処理

次に、加工した画像の重みを計算し、抽出した重みを配列に変換する作業を行う。これらを基に、glass と plastic の判定に最も相応しいモデルを作成する。モデルの作成には、2 種類のレイヤーの dense layer と convo layer を使用し、layer のサイズは 32, 64, 128 に限定した。Dense layer と convo layer にもそれぞれ 3 つのレイヤーがあるため、計 27 種類のモデルが存在することになる (図 3)。それらの中で、最も正確率が高かったものを採用する (画像 3)。

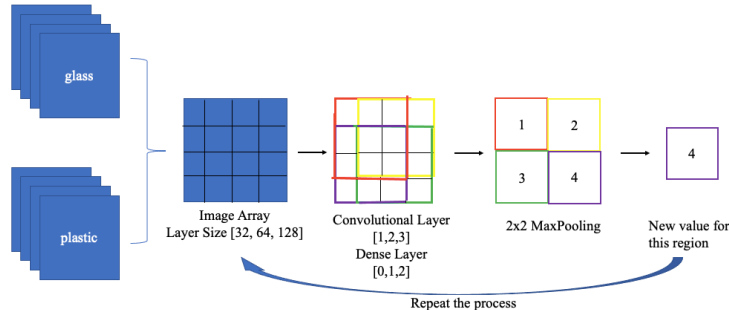
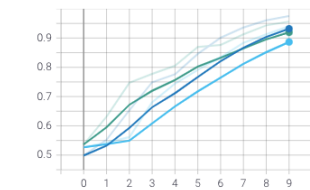


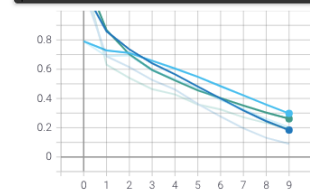
図 3 : モデルの生成

epoch_accuracy

epoch_accuracy



Name	Smoothed	Value	Step	Time	Relative
1-conv-128-nodes-2-dense-1607251442/train	0.9319	0.9753	9	Sun Dec 6, 19:48:32	3m 57s
1-conv-32-nodes-2-dense-1607250870/train	0.8866	0.9404	9	Sun Dec 6, 19:35:24	46s
1-conv-64-nodes-1-dense-1607248842/train	0.9194	0.9564	9	Sun Dec 6, 19:02:20	1m 25s



epoch_loss

画像 3：各モデルの正確率の判定

画像 3 の判定の結果では、正確率が高かった上位 3 つのモデルを示している。結果からわかるように、高い正確率を得たモデルは全て 1 の convlo layer を使用しており、内 2 つは 2 の dense layer を使用している傾向がある。よって、本システムでは高い正確率を持ち、かつ同じ傾向が見られた 2 dense layer_128 layer size_1 convlo layer をモデルとして採用する。

2-2.ウェブアプリケーションの作成

本方式では、ユーザーは画像をウェブ上のアプリケーションからアップロードする形となる。そこで、Python のライブラリーから Flask[12] という Web Framework を使用し、開発環境を構築している(図 4)。本方式では、画像をアップロードする際に、見つけたゴミの名前も同時に入力する。

Upload new File

Choose File No file chosen

Enter the name of garbage you found (in English!!):

Upload

[back](#)

図 4：ウェブアプリケーション上での画像アップロード画面

2-3.分析結果のスコア化

本方式では、画像の分析結果を数値で返す。今回の分析対象は glass と plastic の 2 種類のため、カテゴリーという配列に glass と plastic の変数を用意する。これにより、glass には変数 0 の値、plastic には変数 1 の値が与えられることになるため、ゴミの分類を行う際は、0 から 0.5 未満を glass にし、plastic の値は 0.5 以上から 1 とする。

2-4.画像のデータ抽出

本方式では、アップロードされた画像の位置を地図上に可視化するため、その画像が撮影された時の日付、緯度、経度の情報が必要となる。よって、システムからデータベースへ画像の情報を挿入する際、Python の GPSPhoto というライブラリーを使用し、日付、緯度、経度のデータを画像から抽出する。

2-5.ゴミの位置を地図上で可視化

本方式では、画像を地図上に可視化する手段として、Python のライブラリーから Folium[13] というマッピング機能を採用する。

3.実現方法

本システムは、機械学習、画像投稿データベース、ウェブアプリケーションを用いてマッピングを行う。本システムは、以下Step1~5までの手順により実現される。

Step-1 投稿者による画像の投稿・情報入力

Step-2 機械学習による画像の分析・分類

Step-3 学習結果に基づくデータベースへの画像挿入

Step-4 挿入画像のGPS・基本情報の出力

Step-5 出力データに基づくデータのマッピング

Step-1 では、ユーザーは自ら撮影した拾ったゴミの写真、ゴミの名前、拾った日時をシステムに投稿、入力する。

Step-2 では、投稿された画像を著者が作成したゴミ分別モデルを基に分析し、分析結果で得られた値を基に、それがどのゴミの種類なのかを判定する。

Step-3 では、Step-2 で判定された結果から、その画像の全てのデータを判別基のデータベースに挿入する。

Step-4 では、挿入された画像のデータをデータベースから選択し、画像が撮影された時の緯度、経度、入力された名前を出力する。

Step-5 では、出力された情報を使い、ウェブアプリケーション上でゴミの位置を表示し、マッピングする。

4.実験

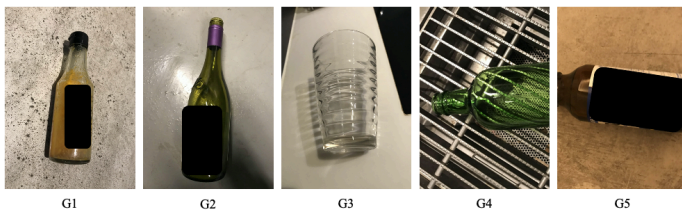
不法投棄ゴミの画像分析・分類と時空間マッピングシステムについて、実験を行い、その実現可能性について追求する。

4-1.実験環境

本実験を行うために使用した画像データは次のとおりである。藤沢市湘南台駅周辺に散在していたプラスチック・ガラス製のゴミを各 5 種類（画像 4, 5）と、屋内にて撮影したプラスチック・ガラス製品を各 2 種類（画像 6）撮影し、計 14 枚の画像を用意した。ここでは、glass の画像を G、plastic の画像を P、屋内で撮影した画像には H を追加し、明記している。



画像 4：5 種類の plastic 画像



*画像 5：5 種類の glass 画像

*著作権の都合上、製品に貼られている商品名などのラベルは隠しています。



画像 6：屋内で撮影された 2 種類の plastic と glass の画像

本実験は以下の手順により実装され、分析結果は各データベースに挿入された画像のファイル名により正確性を判断する。

- (1) 用意した画像（4~6）を図 4 のアプリケーション上にアップロード
- (2) それぞれの画像の名前を入力
- (3) どの画像が glass DB、または plastic DB に挿入されたかをクエリーを返して表示
- (4) データが入力されたデータベースを基に撮影したゴミの位置を地図上に可視化

4-2.実験結果

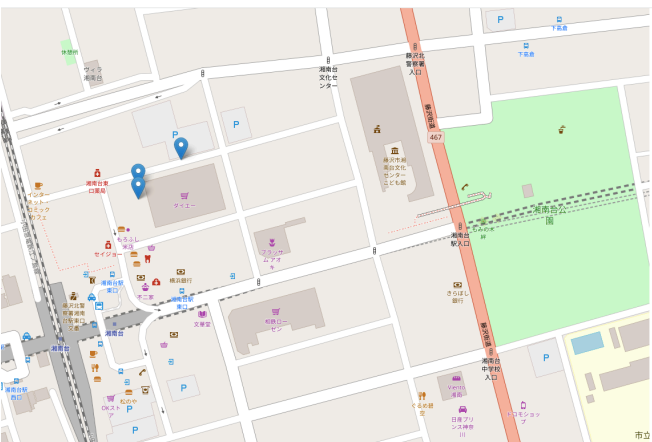
実験結果は表 1~2 と地図 1~2 に示される。表 1 と 2 は、分析結果で plastic、又は glass と判断され、データベースに挿入された画像の名前、ファイル名、日付、緯度、経度、スコアを示している。

gmapping=# select * from plastic;					
garbage_name	garbage_filename	pickedup_date	lat	lon	score
pet bottle	PH1.jpg	2020-12-23	35.3977	139.4677	0.896127
protein shaker	PH2.jpg	2020-12-23	35.3974	139.4673	0.52157813
glass cup	G3.jpg	2020-12-23	35.3975	139.4673	0.83385766
(3 rows)					

表 1：plastic DB に挿入された画像の一覧

gmapping=# select * from glass;					
garbage_name	garbage_filename	pickedup_date	lat	lon	score
crashed petbottle	P1.jpg	2020-12-23	35.398	139.4703	0.0037937132
normal petbottle	P2.jpg	2020-12-23	35.3971	139.471	0.0007657738
broken plastic	P3.jpg	2020-12-23	35.3968	139.4712	0.008246625
a plastic container	P4.jpg	2020-12-23	35.3971	139.4713	0.023254503
blue card case	P5.jpg	2020-12-23	35.3969	139.4704	0.009372527
vegetable sauce bin	G1.jpg	2020-12-23	35.3975	139.4674	0.0034962657
wine bottle	G2.jpg	2020-12-23	35.3974	139.4672	0.0074708764
green bottle	G4.jpg	2020-12-23	35.3973	139.4672	0.00031976128
energy drink	G5.jpg	2020-12-23	35.397	139.4672	0.021251077
a tiny green bin	GH1.jpg	2020-12-06	35.3974	139.4673	0.1541988
supplement container	GH2.jpg	2020-12-23	35.3974	139.4673	0.18606049
(11 rows)					

表 2：glass DB に挿入された画像の一覧



地図 1：plastic と分類された画像が撮影された位置の可視化



地図 2 : glass と分類された画像が撮影された位置の可視化

地図 1 と 2 は、データベースに記載されている緯度と経度を基に撮影が行われた場所をピンで可視化している。

4-3.考察

これらの結果から、不法投棄ゴミを対象とした画像分析・分類機能と時空間マッピング・システムに採用している画像分析・分類モデルは、自然界に捨てられているゴミを正確に判断することはできず、対照的に故意に撮影したものは的確に分類できるとことが考察できる。

表 1 と表 2 を比較すると、本来であれば plastic DB に挿入されるはずの P1~5 の画像全てが glass のデータベースに存在していることがわかる。このような結果となった要因としては、モデルを生成する際に使用した画像のデータセットにあると考えられる。今回の画像分析に使用したゴミの画像は画像 1 と 2 のような屋内で白い背景を基に撮影されている。よって、データセットと同じように屋内で撮影した PH1~2, GH1~2 は正確に分類されているが、モデル作成には使用していない P1~5 と G1~5 のような画像を的確に分類することは困難だということが見受けられる。さらに、それらを裏付ける証拠として、P1~5 と G1~5 の画像のスコアのおよそ大半が 0.1 を下回っている。このことから、不法投棄ゴミを対象とした画像分析・分類機能と時空間マッピング・システムが対象としている自然界に捨てられているゴミの画像をモデルのデータセットとして使用しない限り、外に捨てられているゴミを正確に分類することは困難だと考察できる。

5.おわりに

本稿では、不法投棄ゴミを対象とした画像分析・分

類機能と時空間マッピング・システムの実現方式を示した。本システムは、機械学習で画像分析を行い、分析の結果から画像を分類し、データをマッピングするシステムと位置づけることができる。本システムにより、ユーザーは自ら拾ったゴミの日付だけでなく、場所も地図上で可視化することが可能となり、またゴミの種類毎の位置も把握することができる。課題点として、画像認識を行う際の分析方法が挙げられる。現時点では、モデルに使用している画像のデータセットは、故意に撮影されたゴミの写真のみであることから、実際に外でゴミを見つけた際に撮影されたものを使用することでシステムの性能向上を期待することができる。また、分析の際に対象物の物質的特性を抽出し学習させる機能を実現することができれば、背景などの物質以外の要素を気にすることなく分類を行うことが可能になると考えられる。今後の展望として、画像分析モデルの対象を glass と plastic だけでなく、他の種類のゴミも分析・分類できるよう努めたいと思います。

参 考 文 献

- [1] 環境省環境再生・資源循環局 廃棄物適正処理推進課,令和元年度「ポイ捨て」に関する調査報告書, 2020.5
- [2] 中山英樹. (2015). 深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習. 信学技報, 115(146), 55-59
- [3] Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hayama, T., "A metadatabase system for semantic image search by a mathematical model of meaning," ACM SIGMOD Record, vol. 23, no. 4, pp.34-41, 1994.
- [4] Kiyoki, Y., Kitagawa, T and Hayama, T., "A metadatabase system for semantic image search by a mathematical model of meaning," Multimedia Data Management -- using metadata to integrate and apply digital media McGrawHill(book), A. Sheth and W. Klas(editors), Chapter 7, 1998.
- [5] Kiyoki, Y., Sasaki, S., Nguyen, N. and Trang, N. T. N. D., "Cross-cultural Multimedia Computing with Impression-based Semantic Spaces," Conceptual Modelling and Its Theoretical Foundations, Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp.316-328, March 2012.
- [6] Kiyoki, Y., "A Kansei: Multimedia Computing System for Environmental Analysis and Cross-Cultural Communication," 7th IEEE International Conference on Semantic Computing, keynote speech, Sept. 2013.
- [7] Kiyoki, Y., Chen, X., Sasaki, S. and Koopipat, C., "Multi-Dimensional Semantic Computing with Spatial-Temporal and Semantic Axes for Multi-spectrum Images in Environment Analysis," to appear in Information Modelling and Knowledge Bases (IOS Press), Vol. XXVI, pp.27-47, March 2016.
- [8] Welzer, T. (2016). Real-time Sensing, Processing and Actuating Functions of 5D World Map System: A

Collaborative Knowledge Sharing System for Environmental Analysis. Information Modelling and Knowledge Bases XXVII, 280, 220.

- [9] “Keras: Python の深層学習ライブラリ.” *Home - Keras Documentation*, keras.io/ja/.
- [10] Cchanges. “Garbage Classification.” Kaggle, 24 Nov. 2018, www.kaggle.com/asdasdasdasdas/garbage-classification.
- [11] “Gpsphoto.” *PyPI*, pypi.org/project/gpsphoto/.
- [12] “Welcome to Flask¶.” *Welcome to Flask - Flask Documentation* (1.1.x), flask.palletsprojects.com/en/1.1.x/.
- [13] “Folium¶.” *Folium - Folium 0.11.0 Documentation*, python-visualization.github.io/folium/.