

物体検出を用いた地域の潜在的な危険の 発見による地域活性化の促進

○塩屋諒 木村公哉（同志社大学）

塩津ゆりか（愛知大学） Ivan Tanev 下原勝憲（同志社大学）

Promotion of regional revitalization through finding potential hazards by object detection

* Ryo Shioya, Koya Kimura (Doshisha University),

Yurika Shiozu (Aichi University), Ivan Tanev and Katsunori Shimohara (Doshisha University)

Abstract— In this research, we aim to promote regional revitalization by finding hidden factors using machine learning, and return it to residents. In particular, we analyze objects in the picture residents felt dangerous by machine learning and find risk factors. The purpose is promoting residents' behavior modification by sharing result to them. In this paper, we discuss the construction of a system to detect objects of images residents posted and what is potential risk factors.

Key Words: machine learning, object detection, regional revitalization, residents' behavior modification

1 はじめに

近年、日本では大規模災害が相次ぎ、多くの地域が甚大な被害を受けている。平成 30 年度版高齢社会白書によると、日本は長期の人口減少に入っており、世界で最も高い高齢化率であることから、日本は人口減少・超高齢化に直面していることがわかる¹⁾。

これらの社会問題から地域コミュニティの在り方が問われている。平成 26 年度版厚生労働白書によると、地域コミュニティでのつながりが希薄化している一方で、地域で助け合うことを望む人が増加していると報告されている²⁾。

このような状況から脱却するために、地域活性化を促進し、地域コミュニティでのつながりを強くする手段の一つとして、情報通信技術（Information Communication Technology, 以下 ICT）を使ったものが挙げられる。実際に使用されている例として、特定非営利活動法人佐渡地域医療連携推進協議会は新潟県佐渡市で「さどひまわりネット」といった病院・医療診療所・歯科診療所・調剤薬局・介護福祉施設をネットワークで双方向に結び患者の情報をお互いに共有・活用を行うシステムを採用している³⁾。

本研究では、ICT を利用して地域コミュニティ内でのコミュニケーションを活発にすることで、地域活性化につなげることを目的とする。具体的には地域コミュニティに属する住民が危険であると認識した場所の画像を AWS の提供する深層学習を用いた画像分析サービスである Amazon Rekognition（以下 Rekognition）で分析することによって、住民が危険だと感じた場所にはどのような特徴があるかを見つけ出し、地域活性化につなげることが目標である。本稿では、住民が危険な場所を共有するアプリケーションのバックエンドの構築、Rekognition を用いた画像分析のシステムの構築、そして作成したシステムを用いて得た分析結果に対する考察を論ずる。

2 物体検出を用いた地域活性化の促進

2.1 地域活性化とは

本研究での地域活性化とは、ヒト・モノ・コトのメディア性（Fig.1）⁴⁾に着目し、それぞれがお互いに関係性を用いて、地域住民同士の立ち話や地域活動への参加といったコミュニケーションを促進することである。本研究では、地域コミュニティに属している住民をヒト、地域に存在する施設や物理的な空間資源をモノ、地域の規則や行事をコトとする。

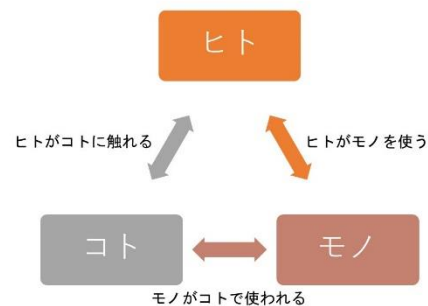


Fig 1 : Media properties of Hito, Mono, and Koto

地域活性化を促進するためには、住民らに地域コミュニティのつながりが大切だと気づかせることと自発的に行動を起こすことが重要だと言われている。

2.2 住民の気づきの共有と物体検出による分析

地域活性化を促進するために、2013 年より京都府宇治市槇島地区の特定非営利活動法人まきしま絆の会の協力を得て実証実験を行ってきた⁵⁾。これまでの実験内容として、実験協力者の方々にスマートフォンを貸与し、以下のデータを収集してきた。

- ・ 住民の位置情報
- ・ 住民同士のすれ違い情報

- ・ 住民の関心事に関する地図情報

住民主体の地域活性化を促すことを目的として住民同士が地域に対する気づきを共有するためのアプリケーションを作成し、実際に使用してもらうことでデータの収集は可能となった。しかし、データを取得するというだけで、そのデータを分析することで、新たな知見を得るといった段階までに至っていなかった。そこで、本研究で得た地域の危険な場所の画像データを分析することで、新たな発見ができるかを検証していく。

本研究では、危険な場所の画像データにどのような物体が写っているか Rekognition を用いて物体検出を行い、住民が危険だと感じる場所にはどのような特徴があるのかを分析する。Rekognition は API (Application Programming Interface, 以下 API) で使用ができ、画像分析・動画分析を行う AWS が提供する深層学習サービスである。深層学習・機械学習を用いた研究として、黒滝らによる深層学習を用いた2次元胸部X線写真からの診断補助の研究⁶⁾、中根らによる深層学習を用いた回帰・分類によって自然環境に対しての応用研究⁷⁾、崔らによる機械学習を用いた地域防災活動の評価を自動化する研究⁸⁾といったものが挙げられる。このように医療、自然環境、防災の分野において深層学習・機械学習を使った研究は多くなされていた。しかし、本研究における地域活性化の観点で深層学習・機械学習を用いた研究はまだ発展途上である。

そこで本研究では、深層学習サービスである Rekognition を用い、住民が危険だと感じる場所の危険要因を検出することで、今まで気づかなかった要因を見つけ出しそれを住民に共有することで地域活性化を促進することを目指す。

3 住民の投稿した画像を識別・分析するシステム

3.1 住民が持つ地域コミュニティに対する気づきの可視化と分析

本研究は、住民が地域コミュニティに対して持っている何らかの気づきを ICT で可視化することと、可視化した気づきのデータを用いてそれを分析することの二段階に分けることができる。

ICT を利用し地域コミュニティ主体で地域活性化を行う研究の一つに、小田島らの文化資源を収集し活用することによって、文化保護活動の支援を目的としたシステムの開発が挙げられる⁹⁾。この研究は、地域コミュニティに属する人々が連携し、文化資源に関する情報を主体的に収集・配信するシステムを開発することで、ほかの住民に文化資源を「見える」形に変化させ、文化資源収集を支援するといった研究を行った。このシステム利用の必要性に関するアンケート利用を

取ったところ、日常的なシステム利用の必要性を感じるという回答が得られたことから、ICT を用いた地域活性化の有用性が確認できる。

また、可視化したデータの分析として Rekognition を用いるが、毎日新聞社は新聞に用いる報道写真の加工をする際に、一枚一枚構図・内容に関して人手で判断していたものを、Rekognition によって、顔認識・物体検出により写真の解析を行い、元の画像の内容を損なうことなくトリミングやリサイズをできるようにした¹⁰⁾。このように、研究分野では Rekognition はまだあまり用いられていないものの、企業がシステムに組み込み活用して良い成果を挙げていることから、Rekognition による画像分析は一手段として扱うことができるといえる。

3.2 住民が危険だと感じた場所を投稿するシステム

住民主体の地域活性化を促すために、ICT によって住民の気づきを可視化しほかの住民に共有するプラットフォームを作成した。

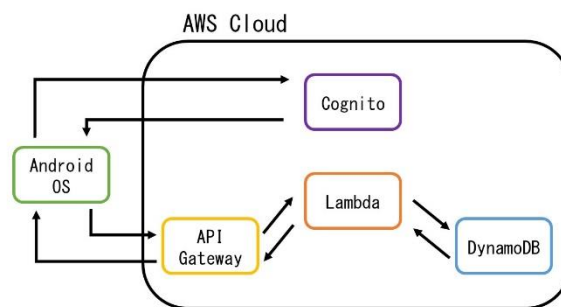


Fig 2 : Platform of sharing residents' awareness

住民の気づきの共有に関する研究の一つに、自転車事故を減少させるために、危険箇所を運転者に教える支援システムに関する研究がある¹¹⁾。住民の気づきを ICT によって可視化することによって、同じ地域コミュニティに属しているほかの住民に情報を共有することができる。情報の共有によって、今まで知らなかった情報を得ることが可能となり、それにより住民の行動変容を促す。プラットフォーム作成の際には、ヒト・モノ・コトの関係性を住民・地域に存在する資源・地域の制度やイベントとして当てはめることとした。地域の気づきを共有する方法として、スマートフォンを用いて住民の関心事を、以下のように分割して投稿してもらった。

- ・ おすすめの散歩コース
- ・ 子供にとって危険な場所
- ・ 危険な道路

本研究では、住民同士で関心事を共有するプラットフォームとして、Android OS で動作するアプリケーションを作成した。本稿では、利用者が使うアプリケーションそのものではなく、アプリケーションの裏側、つまりバックエンドに関して論ずる。バックエンドはAPI の設計を中心とする API ファーストで設計し、クラウドネイティブなサーバレスコンポーネントで構成した。本稿でのクラウドネイティブとは、クラウドサービスでの利用を前提に作られたアプリケーションのことを意味する。AWS の提供する Amazon Cognito (以下 Cognito), Amazon API Gateway (以下 API Gateway), Amazon DynamoDB (以下 DynamoDB), AWS Lambda (以下 Lambda) を用いて API を作成した。

本研究で用いた AWS のサービス内容に関して説明を行う。Cognito はアプリケーションと AWS のサービス間で認証の役割を果たす基盤となる。Cognito によって認証を許されたアプリケーションのみがサーバサイドにアクセスできるようにした。

API Gateway は Android アプリケーションとサーバサイドをつなぐ通信路としての役割を果たし、これにより API としてバックエンドを再現することが可能となっている。Cognito によって認証されたアプリケーションが API Gateway を通じてサーバサイドのサービスにアクセスしてデータの授受を行っている。

DynamoDB は NoSQL のデータベースであり、ここに住民の関心事のデータを保管していく。DynamoDB の基本的なデータ構造であるテーブルにデータが保存されていく。保存されるデータとしては、住民の関心事に関してのデータを保存する。具体的には、関心事を「地域の危険な場所」、「子供にとって危険な場所」、「おすすめの散歩コース」に関して、地域の写真を撮影してもらい、その写真と位置情報、その場所に抱いた感情を「良い」、「危険」の二つに分けてデータを保存した。

Lambda はイベント駆動で計算機資源の構築なしにコードが実行できるサービスである。Lambda と DynamoDB を結びつけることでデータベース内にあるデータを取り出したり、保存したりする。Lambda はプログラミング言語の Python を用いて作成されており、そのプログラムを使ってデータベースの操作を行った。

3.3 画像を識別・分析するシステム

地域コミュニティに存在する危険な場所として、交通量の多い道路や信号がないような場所が考えられる。警察庁が出した平成 30 年の警察白書では、正面衝突、横断中、出会い頭衝突の順に死亡事故件数が多いと報告している¹²⁾。交通事故が起こる場所には、車・道路・信号などといった物体が存在している。また、交通事故だけでなく、自然災害による事故や、高い場所から

の転落・墮落といった危険性も潜んでいる。そこで本研究では、住民に共有してもらった危険な場所の画像データを用いて物体検出を行い、危険だと感じた場所にもどのような物体が存在しているかを検証する。

住民が関心事を共有するプラットフォームに危険な場所として投稿された画像は全部で 27 枚だった。これらの画像を使い、Rekognition によって物体検出を行う。画像は Amazon S3 (以下 S3) に保存しておき、API Gateway と Lambda を用いて API を作成し、この API を用いることで Rekognition を動かし、S3 内にある画像の物体検出が行われる。出力結果は JSON 形式で S3 に保存する。本稿ではこの出力結果を用いて、検証を行っていく。

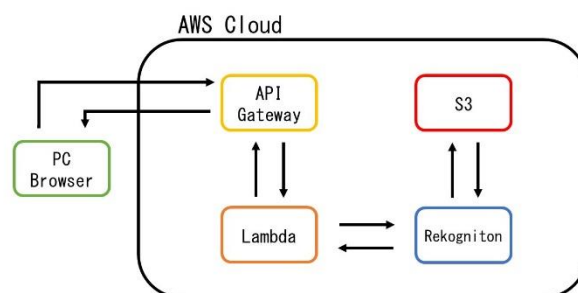


Fig 3 : System of object detection

4 実験内容

4.1 実験方法

作成したシステムを用いて、住民に投稿してもらった画像の物体検出を行う。画像の例として、以下のような画像を用いた。



Fig 4 : Picture residents posted

住民が危険だと感じた場所に被りはなく、それぞれが別の場所で撮影されている。この画像を物体検出した結果が JSON として以下のように出力される。

```

[
  {
    "Confidence": 99.6447982788086,
    "Name": "Road"
  },
  {
    "Confidence": 97.24866485595703,
    "Name": "Freeway"
  },
  {
    "Confidence": 87.36923217773438,
    "Name": "Outdoors"
  },
  {
    "Confidence": 86.0142822265625,
    "Name": "Water"
  },
]

```

Fig 5 : Output result

分析結果として、画像内で検出された物体の名前とそれが画像内に存在している確率が出力される。この確率を本研究では信頼度と呼び、この信頼度が高いほど、ある物体が画像内に存在している可能性が高いといえる。なお、今回は信頼度が50%未満の物体は出力されないように設定している。

住民が危険だと感じて投稿した場所の画像の数は全部で27枚であり、その画像すべてを分析対象とした。実験は以下のステップで行う。

1. 住民が危険だと感じた場祖に関する画像データ27枚を用い、本研究で作成したシステムによって物体検出を行う
2. 出力された結果をExcelに移し、画像内にどんな物体が検出されたかをリストアップする
3. ある物体がどのくらいの頻度で画像内に出現しているか、またどのくらいの信頼度があるのかを計算する

本研究では、ある物体がどのくらいの頻度で画像内に出現しているかを出現確率と呼ぶこととし、その算出方法は以下のように行う。

$$\text{出現確率} = \frac{\text{出現回数}}{\text{画像枚数}}$$

また、ある物体における信頼度の平均の算出方法として、信頼度の値によって点数を振り分ける形式をとることとした。今回は、90%→5点、80%→4点、70%→3点、60%→2点、50%→1点とし、

$$\text{信頼度の平均} = \frac{\text{信頼度の合計点}}{\text{出現回数}}$$

で信頼度の平均の算出を行った。

4.2 評価方法

本研究で作成したシステムの出力結果として、検出された物体、その出現確率と信頼度の平均が挙げられる。画像の分析結果として、ある物体の出現確率が高いほど、住民が危険だと感じた場所に頻繁に存在しており、信頼度の平均得点が高いほど、**Rekognition**が正確に物体を検出していることから、これら二つの値が高いほど住民が危険だと感じる重要な要因と推定できる。

本研究では、まず検出された物体の出現確率の高いものから順に並べ、頻繁に出現する物体が何であるかを分析する。また、各物体の信頼度の平均をX軸、出現確率をY軸として散布図で表現することで、高い出現確率かつ、信頼度の平均が高い物体が何かを確認する。

5 結果と考察

5.1 実験結果とそれに対する考察

住民が危険だと感じた合計27枚の画像の物体検出結果として、検出された物体は全部で126種類であった。Table1は出現回数が高いものの上位20の物体である。

Table 1 : Top 20 in object detection result

| Name | 出現回数 | 出現確率 | 合計得点 | 平均得点 |
|----------------|------|----------|------|----------|
| Building | 23 | 85.18519 | 88 | 3.826087 |
| Banister | 19 | 70.37037 | 66 | 3.473684 |
| Handrail | 19 | 70.37037 | 66 | 3.473684 |
| Urban | 19 | 70.37037 | 65 | 3.421053 |
| City | 18 | 66.66667 | 60 | 3.333333 |
| Town | 18 | 66.66667 | 60 | 3.333333 |
| Road | 18 | 66.66667 | 67 | 3.722222 |
| Outdoors | 17 | 62.96296 | 62 | 3.647059 |
| Street | 15 | 55.55556 | 46 | 3.066667 |
| Transportation | 13 | 48.14815 | 37 | 2.846154 |
| Vehicle | 13 | 48.14815 | 36 | 2.769231 |
| Tarmac | 11 | 40.74074 | 34 | 3.090909 |
| Asphalt | 11 | 40.74074 | 34 | 3.090909 |
| Nature | 10 | 37.03704 | 34 | 3.4 |
| High Rise | 10 | 37.03704 | 27 | 2.7 |
| Architecture | 10 | 37.03704 | 22 | 2.2 |
| Plant | 9 | 33.33333 | 24 | 2.666667 |
| Wall | 8 | 29.62963 | 27 | 3.375 |
| Freeway | 8 | 29.62963 | 16 | 2 |
| Boat | 7 | 25.92593 | 23 | 3.285714 |

その中で出現確率が最も高かったものは85%の確率の**Building**であった。第一に、作成した表において出現確率の高いものを順に確認すると、道路や車に関わる物体が多いことがわかった。このことから、住民は車との交通事故を懸念していることが考えられる。

また、Nature や Water から河川の近辺の危険性もうかがえる。一方で出現確率が極端に低いもの、特に27枚の画像の中で1枚しか出現していないような物体は、Airport や Airport Terminal といった地域に存在していないものを認識していることから信頼性に欠けることがわかった。

次に、信頼度の平均得点を切り口に出力結果を確認したところ、Light や Traffic Light といった道路に関連する画像が高い得点を出しているが、Zoo や Rainforest 解いた実験対象地域に存在しないものが高い得点を出していることから、信頼度の平均得点のみで住民が危険だと感じる要因を決定づけるのは難しい。

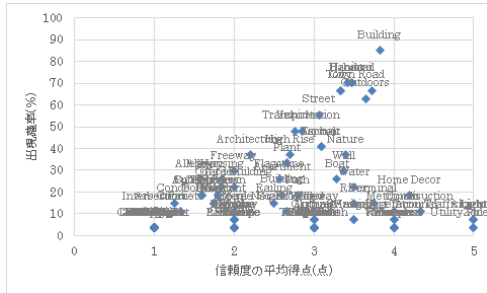


Fig 6 : Graph of object detection result

最後に、検出結果から作成したグラフを用いて出現確率と信頼度の平均得点の両方の観点から検出結果を確認していく。出現確率と信頼度の平均得点の両方が高いものとして、Building, Urban, Banister, Handrail, Road といったように市街地や道路といった人や車通りが多いところに見られる特徴が多く検出された。また、グラフからわかったこととして、出現確率が高いものは平均得点も比較的高いものが多いことから、多くの画像内で検出されている物体は信頼度が高いため、住民が危険だと感じる要因と考えられる。

5.2 新たな知見と残された課題

住民が危険だと感じる場所の特徴として、市街地や道路、交通関係といったものが多いことがわかった。一方で、これらは身近に潜む危険要因として実験の前に考えられていたものであり、物体検出を用いて意外な危険要因を見つけることはなかった。今回は合計27枚の画像を用いたが、より多くの画像を用いることで新たな危険要因を見つけられる可能性があると考えられる。

また、Fig7のように場所の地図情報とその場所で何が検出されたかをまとめた。そこから三つのことを考えることができた。



Fig 7 : Map information and pictures of dangerous places

まず一つ目は、住民が危険だと感じる場所は近くに密集していることが多いということである。Fig7の地図に注目したところ、川の近くに三つのピンがあることがわかる。そのうち二つのピンはかなり近くに位置している。そのことから、住民はある場所が危険であるといった点の考え方ではなく、ある場所の付近が危険であるといった空間の考え方をしていると考察できる。

次に二つ目は、撮影した住民がその場所を危険だと感じた理由と照らし合わせる必要があるということだ。Fig7より、河川の近辺で撮られた写真であることがわかり、溺れることや川の氾濫が危険性として推測できる。しかし、実際に撮影した本人は別の原因があつてその場所を危険だと感じた可能性がある。そのため、住民が危険だと感じた理由を明らかにするといったように、物体検出結果以外から結果を考察する必要がある。

最後に三つ目は、危険だと感じた場所にほかの住民が訪れたときに、同じように危険だと感じたかを確認する必要があるということだ。本研究で作成した住民の気づきを共有するプラットフォームから得られた結果を分析した塩津らの研究によると、GPS データからある住民が危険だと感じた場所にほかの住民が訪れたことが確認できている¹³⁾。しかし、実際に訪れた住民がどのように感じたかを確認できていない。そのため、Fig7のようにすべての画像を協力してくれている住民たちに見せながら、貴家だと感じた理由とその場所に訪れたかに関して議論しなければならない。

6 おわりに

本研究では、住民が日常生活を営む中で地域に存在する危険な場所を分析対象として、住民がどのような場所を危険だと感じたかを AWS の提供する深層学習を用いた画像認識サービスである Recognition を用いて物体検出を行い、地域コミュニティが持つヒト・モノ・コトのかかわりを組み込んだシステムを構築することによって、地域活性化を促進できるかを検証したものである。

住民が投稿した全 27 枚の画像でシステムを動かした結果として、126 種類の物体を検出することができた。画像内に多く検出された物体として、**Building, Road, Vehicle** といった市街地や道路交通に関わるものであった。一方で、意外な危険要因と考えられる物体はあまり検出されることがなかった。

将来展望として、分析する画像枚数を増やすこと、住民の意見を取り入れること、画像データ以外のものを分析対象とすることで、地域コミュニティに存在するヒト・モノ・コトの関係性に影響を及ぼし、地域活性化を促進することを目指す。

参考文献

- 1) 内閣府：平成30年版高齢社会白書；2018
- 2) 厚生労働省：平成26年版厚生労働白書；2014.
- 3) 特定非営利活動法人佐渡地域医療連携推進協議会：さどひまわりネット； <http://www.sadohimawari.net/top/w-hats/>
- 4) 下原勝憲：引き算の思想と関係論的なシステムデザイン；計測と制御, Vol.51, No.8, pp.704-709, 2012
- 5) Kimura, K., Shiozu, Y., Ogita, K., Tanev, I., Shimohara, K. : A Visualization Method of Residents' Location for Media Spots Estimation ; SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, Vol. 11, No.2, pp.122-127, 2018
- 6) 黒滝紘生, 中山浩太郎, 上原雅俊, 山口亮平, 河添悦昌, 大江和彦, 松尾豊：深層学習による胸部X線写真からの診断補助；2017年度人工知能学会全国大会（第31回）
- 7) 中根英昭, 若槻祐貴：環境分野への深層学習応用研究の立ち上げについて；高知工科大学紀要, 15(1), pp.111-120, 2018
- 8) 崔青林, 島崎敢, 李泰榮, 臼田裕一郎：機械学習を用いた地域防災活動の評価モデルの自動生成方法に関する研究；地域安全学会論文集, No31, 2017.11
- 9) 小田島瑞希, 竹野健夫, 植竹俊文, 菅原光政：地域コミュニティを主体とする文化資源収集支援システムの開発；情報処理学会研究報告, Vol.2013-IS-123, No7, 2013
- 10) AWS : Amazon Rekognitionのお客様日本国内の導入事例；<https://aws.amazon.com/jp/rekognition/customers/>
- 11) 久保田彰人, 北島規雄, 小林裕貴, 市村哲：ロコミと路面状況を共有できる自転車用安全運転支援システム；情報処理学会研究報告, Vol.2009-GN-72, No18, 2009
- 12) 警察庁：平成30年度版警察白書；2018
- 13) Yurika Shiozu, Koya Kimura, Katsunori Shimohara, Katsuhiko Yonezaki : Case study about the Visualization of GPS data as the Nudge and Place Attachment ; SICE 2018, SICE Annual Conference, 2018