

環境に優しいユーザー推薦に向けた SNS 投稿のテーマに基づく自動分類

柏木 直人^{1,a)} 鈴木 釈規¹ 李 貞憲¹ 錢 琨¹ 池田 大輔^{1,b)}

概要: 観光地では、オーバーツーリズムが様々なことに悪影響を与えている。中でも深刻な問題として、ゴミのポイ捨てなどの環境問題が挙げられる。このような状況を改善するためには、人々の意識を変えていくことが重要である。特に、環境問題に対して意識が高い人を特定できれば、観光地での環境に配慮した行動を促進させるための効果的な働きかけが可能になる。しかしながら、人の意識を把握することは本質的に困難である。そこで本研究では、次の2つのステップで、SNS データから観光地の環境に興味・関心がある人を見つけることを目的とする。はじめに、ユーザーの環境保護に対する意識を把握するために、観光地に関する写真やコメントの投稿を、ユーザーが焦点を当てたテーマに分類する自動分類器を作成する。次に、ユーザーの環境問題に対する興味の有無と、彼らが投稿する画像やコメントの関係性を調査するために、観光地における環境問題に関するアンケートを実施する。具体的には、観光地を訪れた人が撮影するときに焦点を当てたテーマを4つ定義し、これらのテーマを基に評価データセットを作成した。画像はCNN 分類器、コメントはLSTM 分類器を用いて実験を行った結果、画像分類の正解率で75.4%を示した。さらに、アンケートに回答したユーザーの投稿画像を収集し、未知のテストデータとして自動分類することで、ユーザーが投稿した画像のテーマの割合と意識に関係があることが明らかになった。

1. はじめに

観光市場が大きくなり、安価な宿泊施設の選択肢が出てきたため [2]、多くの観光客が人気のある観光地に同時に行くようになった。その結果としてオーバーツーリズムが発生している。オーバーツーリズムは観光地に様々な悪影響を与えている。例えば、濟州島では、観光地として人気が出てから、かつては手つかずだった環境が深刻なダメージを受け、ゴミや渋滞が増えたと報告されている [8]。オーバーツーリズムによって引き起こされる様々な問題の中でも、本稿では、オーバーツーリズムによる環境問題に焦点を当てている。

オーバーツーリズムは深刻な問題であるがゆえに、オーバーツーリズムに起因する環境問題の迅速な解決策はないように思われる。それよりも、地道なアプローチではあるが、問題に対する考え方を変えていく必要がある。しかし、個人の意識を変えることは難しい。特に、これらの問題を意識している、環境に優しい人たちは少数派であり、多数派の人たちの意識を変えることははるかに困難である。さ

らに、例えば多数派であっても、オーバーツーリズムに対する環境問題への意識のレベルは様々である。潜在的に環境に優しい人と呼ばれる比較的意識の高い人たちを見つけることができれば、社会学での結果が示すように、潜在的に環境に優しい人たちの手がかりにして、徐々に多数派を納得させながら、環境に優しい行動を促進することが期待できる [3]。

このような取り組みのためには、そのような課題に対して人々の意識を把握することが重要である。しかし、多くの人の意識を把握することは時間的にコストがかかるため、本質的に困難である。そこで、本研究では、そのような意識を把握するために、ソーシャル・ネットワーキング・サービス (SNS) のデータを利用する。SNS は日常的に利用されており、投稿された写真やコメントには、ユーザーの潜在的な興味や関心が表れていると考えられる。例えば、図 1 は、画像や動画を共有する SNS として人気の高い Instagram^{*1} の投稿である。この投稿の写真には、濟州島でゴミ拾いをしている人の姿が描かれており、そのコメントには「#zerowaste」と「#濟州のゴミ」と書かれている。このような写真を投稿するユーザーは、濟州島がゴミで汚染されていることを悲しんでいるように見える。

¹ 九州大学
Kyushu University

a) kashiwagi.naoto.511@s.kyushu-u.ac.jp

b) daisuke@inf.kyushu-u.ac.jp

*1 <https://www.instagram.com/>

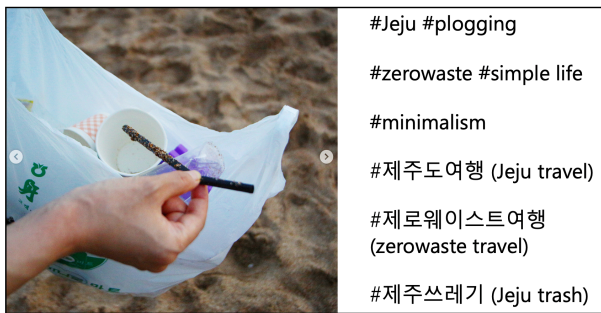


図 1 濟州島に捨てられたゴミを拾うユーザーの投稿

図 2 と図 3 は、図 1 よりも、一般的な投稿の例である。図 2 のような写真を投稿するユーザーは、観光地の自然を撮影し、自然や植物に関するコメントを書いて SNS で共有しているため、観光地の自然や環境に興味を持っているように見える。一方、図 3 のような写真を投稿するユーザーは、自分に焦点を当て、自分自身を良く見せようとしている写真を撮っているため、観光地の自然や環境に興味がないように見える。そこで、本研究では、画像やコメントにはユーザーの意識が反映されているという仮説を立て、何に焦点を当てているかに着目し、画像やコメントを分類することにした。

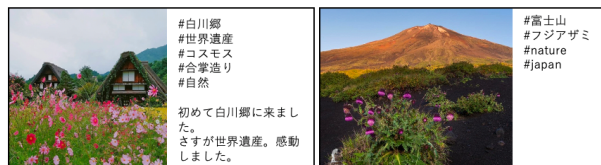


図 2 自然や植物、環境保護に焦点を当てたユーザーの投稿

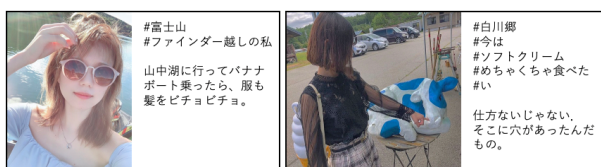


図 3 自分自身や友人など、人に焦点を当てたユーザーの投稿

本研究の目的は、SNS データから観光地の環境保護に興味・関心がある人を見つけることである。そのためには、環境保護に興味・関心があるかどうかを示す正例と負例を訓練例として用いた教師付き学習が有効であると考えられる。しかし、興味・関心がある人であっても、その人の全ての投稿が意識を示す必要はないため、本研究の設定と標準的な教師付き学習とのギャップを克服しなければならない。本研究では、ユーザーの環境問題に対する意識をアンケート調査し、ユーザーの投稿とそれに対応する意識の分布を比較することで、ギャップを埋めていく。

研究目的を達成するための手法を以下の 2 つのステップで述べる。まず、観光地に関する SNS 投稿をユーザーの注

目度に基づいて分類する。観光地に関する投稿を分類するためのラベルとして、「自然」「人」「自然と人の中間」「その他」の 4 種類のラベルを導入し、画像とコメントをそれぞれ入力として、4 種類のラベルの中から 1 つを選択するという研究課題を定義した [10], [14]。この研究課題を「観光地に関する投稿のフォーカス検出」と呼ぶことにする。その 4 種類の画像の例を図 4 に示す。



図 4 4 種類の画像の例

次に、ユーザーの投稿画像を 4 つのラベルとして出力したそれぞれの割合と意識との対応を検討する。観光地における環境問題に関するアンケートを実施し、アンケート結果とユーザーが投稿する画像の関係を調査する。つまり、4 つのラベルに基づいて学習したモデルを用いて、ユーザーの投稿画像から 4 つのラベルの比率を推定することで、環境保護への興味・関心が、投稿する画像の割合にどのような影響を及ぼすかを調査する。

SNS のマルチメディアデータを入力とし、人々の意識を推定する研究が行われている [4], [9], [11]。例えば、Facebook^{*2}の画像から人々の政治的イデオロギーを判断する研究 [9] や、Instagram の食品画像から米国市民の食生活を分析する研究 [4] などが行われている。これらの研究では、画像に描かれた食品のメニュー名などの明らかな手がかりをもとに、ターゲットの意識を判断している。しかし、我々が対象としている環境に対する意識は、これらの研究に比べてより主観的なものである。

本論文の貢献は 3 つある。1 つ目は、観光地に関する投稿のフォーカス検出を定式化し、研究者に開放された新しいデータセットを作成したことである。2 つ目は、Instagram の画像に対しては CNN 分類器を用い、コメントに対しては LSTM 分類器を用いて、観光地に関する投稿のフォーカス検出の実験を行い、今後の研究のベースラインとなることである。3 つ目は、ユーザーの環境保護への興味・関心が、彼らが投稿する画像の割合に影響を及ぼすことを示したことである。

2. データセット

「観光地に関する投稿のフォーカス検出」タスクの評価用データセットがないため、これを作成した。本章では、観光地に関する SNS の投稿を、ユーザーのフォーカスに基づいて分類するためのラベルの定義を説明し、アノテーションと開発したデータセットについて述べる。

*2 <https://www.facebook.com/>

表 1 観光地に関する SNS の投稿を分類するためのラベルの定義

ラベル	定義
自然	観光名所, 植物, 自然, その地域の文化や歴史に焦点が当たっている画像や, コメントにこれらに関する記述があるもの.
人	人に焦点が当たっており, 自分をよく写したいと感じられる画像や, コメントに観光名所, 植物, 自然の記述がなく, 自分の気持ちに関する記述があるもの.
中間	自然ラベルと人ラベルの中間的なもので, 観光名所, 植物, 自然だけでなく, 人にも焦点が当たっている画像や, コメントに観光名所, 植物, 自然に関する記述と人の気持ちに関する記述があるもの.
その他	画像・コメントともに, 飲食物, 本, 食器など, 他のどのラベルにも属さず, 人や観光名所, 植物, 自然とは無関係なもの.

2.1 分類ラベル

まず, 人々の観光地の自然・環境問題への関心度を SNS の投稿から区別するための分類ラベルが必要である. ラベルを定義するため, 日本の京都や韓国の済州島など, Instagram にアップロードされた数百件の投稿を対象に予備調査を行った. 調査の結果, 人々の意識レベルを示す「自然」「人々」「中間」「その他」の 4 つのラベルを設定した. 自然ラベルは, 興味の中心が観光地の自然や環境にあると思われる投稿を対象としている. 一方, 人ラベルは, 興味の中心が自分自身にあると思われる投稿を対象としている. 中間ラベルは, 自然ラベルと人ラベルの間にある投稿が対象である. その他ラベルは, 人, 自然や環境の文脈から外れた投稿を指す. 4 つのラベルの定義を表 1 に示す.

2.2 データとアノテーション

Instagram の投稿にアノテーションするため, 6 人の大学院生を雇い, 我々が定義したラベルを基にユーザーのフォーカスを判定してもらった.

オーバーツーリズムによる様々な環境問題を抱える観光地で撮影された Instagram の投稿を利用する. 条件を満たす投稿を収集するため, オーバーツーリズムの日本語版ウィキペディアの記事^{*3}を参考に, オーバーツーリズムの問題に悩まされている 6 つの観光地を選択した. そのうち 3 つは日本にある観光地で, 豊かな自然環境と景観が特徴の美瑛, 世界文化遺産である富士山と白川郷である. 残りの 3 つは世界にある観光地で, モアイ像で有名なイースター島, ペルーのインカ帝国の遺跡として有名なマチュピチュ, 水の都イタリアのヴェネツィアである. インスタグラムのハッシュタグを用いて, 例えば「#美瑛」「#easterislands」などで検索して, 各観光地の投稿を 500 件ずつ収集した.

*3 <https://ja.wikipedia.org/wiki/観光公害>

アノテーションでは, 各観光地ごとに 3 名のアノテーターを配置した. 各アノテーターには, ラベルの定義に従った画像とコメントの例を用いて作業の説明を行い, 表 1 の定義に沿って投稿にラベルを付けてもらった. 図 5 は, 開発したアノテーションソフトウェアのスクリーンショットである.

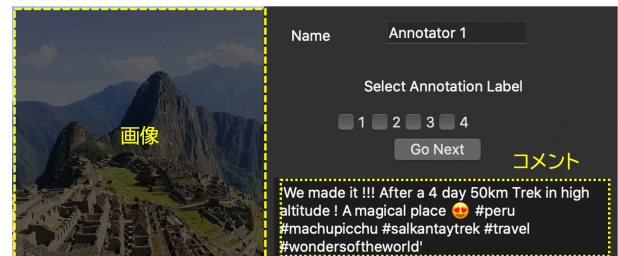


図 5 アノテーションソフトウェアのスクリーンショット. 名前を入力し, 画像とコメントを見て, 1「自然」2「中間」3「人」4「その他」から選択する.

このツールは, Instagram の投稿の画像とコメントをウィンドウに表示するものである. このツールを使って, アノテーターは投稿に対応するラベルを選択する. 本研究では, 画像とコメントの両方を見てアノテーションを行った.

アノテーションの試行で, 人ラベルと中間ラベルの判定が難しい場合があることがわかったため, 投稿の背景がそのサイトの風景を描いている場合は中間ラベル, そうでない場合は人ラベルとするように指示した. 各アノテーターに, アノテーションの試行を何度か行ってもらった後, アノテーションを開始した.

2.3 データセットの評価

アノテーションの成果を評価するために, 2 人のアノテーターによる部分的な一致 (2A 設定) と 3 人のアノテーターによる完全な一致 (3A 設定) の 2 つの方法でアノテーションの結果を確認した. この 2 つの基準を設定したのは, 2A 設定では, 3A 設定より制限が緩く, データセットの枚数を確保しやすいため, 3A 設定では制限が厳しくなったことで表 1 の定義の特徴が, より正確に反映されたデータセットが作成できると考えたためである. アノテーター間の単純一致度の評価は, 各観光地ごとに, 一致した投稿数を全投稿数で割ることで算出した. また, 一致度の評価指標としてカッパ係数 [6] を算出した. カッパ係数とは, 項目を分類したりする際に, 一定数の評価者間の一致の信頼性を評価するための統計的尺度である. このカッパ係数が 1 に近いほど, 評価者の評価は一致していることになる.

一致した枚数を全体の枚数で割った値を単純一致率とする. 表 2 では, 単純一致率の 2A は, 富士山以外の観光地で 0.9 を超える高い値を示しているが, 3A は 0.292 の富士山を中心に低い値を示している. カッパ係数は白川郷が 0.8, 美瑛, イースター島, ペニスは 0.6 を超えている. こ

これらの4都市では、カッパ係数の値はかなり一致を示している。他の2つの観光地では、適度に一致を示している。一致した投稿枚数の2Aでは450枚を超え、3Aでは350枚を下回っている。

表2 データセットの一致率評価

	美瑛	富士山	白川郷	イースター島	マチュピチュ	ヴェニス
単純一致率 (2A)	0.970	0.896	0.980	0.964	0.910	0.962
単純一致率 (3A)	0.694	0.292	0.638	0.580	0.406	0.618
カッパ係数	0.619	0.321	0.808	0.622	0.455	0.649
一致枚数 (2A)	485	448	490	482	455	481
一致枚数 (3A)	347	146	319	290	203	309

本研究では、2A設定と3A設定の2つの設定方法でデータセットを作成したが、2A設定の条件は3人のうち2人以上一致したものを正解ラベルとしているため、枚数は確保できる。一方で3A設定の条件は3人のうち3人一致したものを正解ラベルとしているため、枚数は少なくなるが、表1の定義の特徴が表現されている投稿が多い。

3. 実験

本実験の目的は、一般的な分類器を用いて、ユーザーが焦点を当てたテーマに基づいて観光地に関する投稿の分類を評価することである。本章では、実験環境と分類結果を示した後、正しく分類された画像例と誤って分類された画像例を分析する。

3.1 実験設定

実験では、2.3節で説明したように、3種類のアノテーション手法と、2A設定と3A設定の2つの設定を組み合わせるデータセットを作成した。これらを2つの分類手法で評価する。1つ目はInstagramの投稿画像を用いた画像ベースの手法で、2つ目は投稿のコメントを用いたテキストベースの手法である。6つの観光地のうち、1つの観光地ごとに画像・コメントをそれぞれ学習させる。分類器の入力として使用されているInstagramの投稿部分は、図5のアノテーションソフトウェアの黄色領域である。

分類実験では、画像ベースの分類器には事前学習済みのAlexnet[1]を転移学習させ、テキストベースの分類器にはLSTM[12]を用いた。それぞれの分類器について説明する。Alexnetは、ImageNet[5]データベースの100万枚を超える画像で学習しており、画像を1000個のオブジェクトのカテゴリに分離することができる。また、転移学習は深層学習でよく使用されており、事前学習済みのネットワークを取得して、新しいタスクの学習の開始点として使用することができる。通常は、転移学習によってネットワークを微調整する方が、ランダムに初期化された重みでゼロからネットワークに学習させるよりも簡単で時間がかからない。モデルのパラメータはデフォルトのものを使用し、Alexnet 畳み込みニューラルネットワークの出力層を、本

研究で定義した4つのラベルのサイズに微調整した。また、モデルに適合するように、入力画像のサイズを227×227に変更した。LSTMは、音声や言語といった系列データを扱うニューラルネットワークであり、長期にわたる文脈を捉えて推定を行うことができる。Instagramのコメントは、一般的にデータの長さがサンプルごとに異なっており、系列内の文脈に意味があることが特徴である。Instagramの投稿には分量の多いコメントも数多くあり、それらに対応できるように、本実験ではLSTMを用いた。表3は画像とコメントの実験の詳細を示す。

表3 画像とコメントの実験詳細

入力	画像	コメント
分類器	Alexnet	LSTM
最適化手法	SDGM	Adam
最大エポック	5	5
バッチサイズ	10	10

画像分類、コメント分類ともに、ホールドアウト法を用いて、データセットを学習用70%、検証用15%、テスト用15%に分けて評価した。

3.2 結果

表4は、Alexnetを用いて実験したときの2A設定と3A設定のテストデータの正解率一覧である。テストデータ精度の平均は3A設定の場合が75.42%で、2A設定の場合が61.82%を示した。

表4 Alexnetにおける2つの設定の正解率

設定	美瑛	富士山	白川郷	イースター島	マチュピチュ	ヴェニス
2A 設定	0.743	0.522	0.607	0.590	0.521	0.726
3A 設定	0.904	0.571	0.745	0.744	0.800	0.761

表5は、LSTMを用いて実験したときの2A設定と3A設定のテストデータの正解率一覧である。テストデータ精度の平均は3A設定の場合が57.75%で、2A設定の場合が49.98%を示した。

表5 LSTMにおける2つの設定の正解率

設定	美瑛	富士山	白川郷	イースター島	マチュピチュ	ヴェニス
2A 設定	0.716	0.612	0.518	0.449	0.197	0.507
3A 設定	0.789	0.524	0.617	0.558	0.433	0.544

いずれの表においても、画像分類器の方がコメント分類器よりも高い精度を示している。また、画像分類コメント分類ともに、2A設定に比べて3A設定の方が全体的に高い数値を示している。これは、3A設定の方がアノテーションの制限が厳しく、画像や文章が表1で示した各ラベルの定義の特徴が顕著に現れているためだと考える。

次に、6都市ごとのF値を計算した。F値とは適合率と再現率の調和平均である。適合率とは陽性であると予測されたものがどのくらい実際に陽性であったかの割合、再現率とは実際の陽性のうち陽性と予測されたものの割合と定義される。F値は適合率と再現率の双方を取り入れているため、精度よりも良い基準となる。6都市におけるF値を表6に示す。

表6 6都市ごとのF値

ラベル	美瑛	富士山	白川郷	イースター島	マチュピチュ	ヴェニス
自然	0.964	0.572	0.827	0.666	0.889	0.857
人	0.500	0	0.667	0.333	0.667	0.588
中間	0.400	0	0.333	0	0.615	0
その他	0.833	0.727	0.666	0.898	0.941	0.720

「自然」と「その他」のF値は比較的全ての観光地で高いが、「人」と「中間」は観光地ごとに数値にバラツキがある。例えば、表6の富士山の「人」と「中間」は0であるが、マチュピチュの「人」と「マチュピチュ」は0.667と0.615である。これは、「人」と「中間」のデータ枚数が少なかったことが原因であると考えられる。

4. アンケート調査

本研究では、アンケートでSNSユーザーの環境保護に対する意識を調査する。これは、観光地に対する環境保護の興味の違いが、ユーザーが写す写真にどのように反映されているかを明らかにするための検証である。アンケートは2838件収集し、全て同じ選択肢を選んだ95件の回答を除いた2743件のデータを用いて統計的に分析した。そのうち、実際に観光地を訪れたことがある人は2411人、訪れたことがない人は332人であった。本研究では、この両者を分けて統計分析を行う。図6に示すように、アンケートでは「観光地に訪れた際どのテーマの写真を撮るか」を回答してもらい、「回答者の観光地の環境保護に対する興味・関心の有無」との関係性を調査した。



図6 実際のアンケートの質問内容。観光地を訪れた際にどのテーマの写真を撮るかを回答してもらう

4.1 t検定

t検定で、観光地を訪れたときに「自然」を撮影する人(クラス1と呼ぶ)と、「人」「中間」「その他」を撮影する人(クラス2と呼ぶ)の2郡に分けて、観光地の環境保護に対する興味の大きさに差があるかを検証する。有意水準5%で片側検定を行った結果、行ったことがある人のp値

は5.234E-07、行ったことがない人のp値は8.556E-03となり、 $p < 0.05$ であるため帰無仮説は棄却された。よって、「クラス1の興味の大きさの平均点とクラス2の興味の大きさの平均点に統計的有意差(有意水準5%)がある」という結論になった。

4.2 ユーザーの投稿画像の割合分析

本研究では、アンケートに回答していただいた方のInstagramの投稿画像を収集し、作成した分類器を用いてユーザーの投稿画像を4つのラベルに分類し、その割合と興味の有無の関係性を調査した。このとき用いた分類器は、画像のみを見てアノテーションしたものをデータセットとして学習させた分類器である。アンケートの結果、77名の方にInstagramのアカウントを教えていただいたが、そのうち、投稿画像枚数が10枚以下のアカウントと、収集コストのかかる1000枚を超えるアカウントを除いた、合計26名のアカウントを調査することにした。観光地の環境保護に対する興味の大きさ別に分けたユーザーのInstagramに投稿している画像の割合を図7に示す。

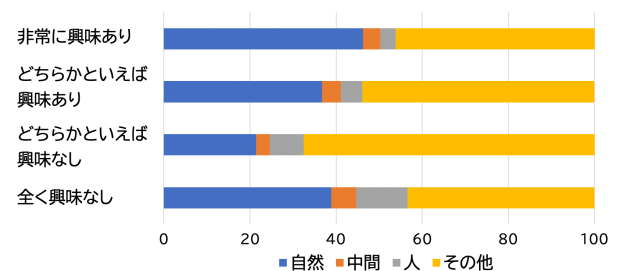


図7 興味の大きさ別に分けたユーザーの投稿画像の割合

図7が示すように、環境保護に非常に興味のあるユーザーから全く興味のないユーザーへと興味の大きさが低くなるにつれて、「人」の画像を投稿する割合が大きくなっている。また、全く興味がないユーザーに着目してみると、「自然」を投稿する割合が高いことから、潜在的に観光地の環境保護に対する興味が大きい可能性があると考えられる。

次に、観光地の環境保護に対する興味の大きさ別に分けたユーザーの枚数にバラツキがあったため、「興味がある」グループと、「興味がない」グループの2郡に分けて検証を行った。その割合の詳細を表7に示す。

表7 観光地の環境保護に対する興味の大きさを2郡に分けたときの割合の詳細

興味の大きさ	枚数	人数	自然 (%)	中間 (%)	人 (%)	その他 (%)
興味あり	2424	16	38.519	4.275	4.786	52.431
興味なし	2450	10	26.630	4.000	9.070	60.300

2郡に分けた場合、興味ありとなしのグループの枚数の差はわずか26枚となり、ほぼ同じ枚数となった。また、観光地の環境保護に興味ありと回答した人は、「自然」を投稿

する割合が約 38%となったが、興味なしと回答した人は約 26%にとどまった。両者で約 12%もの乖離があるため興味の有無が投稿する画像に反映されていると考えられる。さらに、興味ありと回答した人は「人」を投稿する割合が約 5%、「その他」を投稿する割合が約 52%であったが、興味なしと回答した人はそれぞれ約 9%、約 60%まで増加した。「人」と「その他」は、観光地の環境保護や自然に関係のない投稿がほとんどであるため、この 2 つのラベルを「自然」ラベルと逆の位置づけのラベルであると仮定する。環境保護に興味があるユーザーは、このラベルの割合が 57%であったが、興味のないユーザーは 69%であり、環境保護に興味がない人は人や食べ物などの自然と関係のない画像の投稿が多くなることが示された。以上のことから、作成した分類器で、潜在的に環境保護に興味のあるユーザーを推定することが可能であると考えられる。

5. 結論

本研究では、観光地の環境保護に興味を持つユーザー推薦に向け、SNS 投稿の文章・画像を焦点を当てたテーマに基づいて自動分類するタスクを定式化し、データセットを作成した。Instagram の画像に対しては CNN 分類器、コメントに対しては LSTM 分類器を用いて実験を行い、分類精度の検証を行った。この結果は、今後同じ分野の研究のベースラインとなる。

さらに、2 つの形式で観光地の環境保護に対する興味・関心の有無についてのアンケート調査を行い、統計的に分析した。アンケート形式 1 では、「自然」を撮る人と「中間」「人」「その他」を撮る人の観光地における興味・関心の大きさには有意な差があるという結果になった。

最後に、アンケート形式 1 の回答者の Instagram から画像を収集し、作成した分類器を用いてユーザーの投稿画像を 4 つのラベルに分類し、各ラベルの割合と興味の有無の対応を検討した。その結果、環境保護に興味があるユーザーとないユーザーでは、投稿する画像の「自然」、「人」、「その他」の割合に差があることが示された。

本研究における今後の課題は、「中間」「人」のデータセット枚数を増やし、分類器の精度と F 値をさらに向上させることである。本実験では、精度、F 値ともに改善の余地がある。特に「中間」「人」の F 値は「自然」「その他」よりも低い値を示すが、これは「中間」「人」の枚数が「自然」「その他」の枚数よりも大幅に少ないことが原因だと考える。

参考文献

- [1] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In *Proceedings of the 26th conference on Neural Information Processing Systems 2012 (NIPS 2012)*, pp. 1097-1105, 2012.
- [2] Allan Leibowitz. Overtourism Has Travel Advisors

- Telling Their Customers to Please Go Somewhere Else. Skift, <https://skift.com/2019/03/05/overtourism-has-travel-advisors-telling-their-customers-to-please-go-somewhere-else/>, 5 Mar 2019. (Accessed 15 Sep 2019)
- [3] Damon Centola, Robb Willer, Michael Macy. The Emperor's Dilemma: A Computational Model of Self-Enforcing Norms. In *American Journal of Sociology (AJS)*, vol. 110, No. 4, 1009-1040, 2005.
- [4] Ferda Ofli, Yusuf Aytar, Ingmar Weber, Raggi Al Hammouri, Antonio Torralba. Is Saki #delicious?: The Food Perception Gap on Instagram and Its Relation to Health. In *Proceedings of the 26th International World Wide Web Conference (WWW 2017)*, pp. 509-518, 2017.
- [5] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, Li Fei-Fei. ImageNet: A Large-scale Hierarchical Image Database. In *Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248-255, 2009.
- [6] Joseph L. Fleiss. The Measurement of Interrater Agreement. In *Statistical Methods for Rates and Proportions*, pp. 212-236, 1981.
- [7] J. Richard Landis, Gray G Koch. The measurement of observer agreement for categorical data. In *Biometrics*, vol. 33, pp. 159-174.
- [8] Jung Min-ho. Jeju suffers from 'too many tourists'. The Korea Times, https://www.koreatimes.co.kr/www/news/nation/2018/01/371_241832.html, 2 Jan 2018. (Accessed 15 Sep 2019)
- [9] Nan Xi, Di Ma, Marcus Liou, Zachary C. Steinert-Threlkeld, Jason Anastasopoulos, Jungseock Joo. Understanding the Political Ideology of Legislators from Social Media Images. In *the Proceedings of International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2020)*, pp. 726-737, 2020.
- [10] Naoto Kashiwagi, Tokinori Suzuki, Jounghun Lee, Daisuke Ikeda. Classification of Multimedia SNS Posts about Tourist Sites Based on Their Focus toward Predicting Eco-Friendly Users. In *ACM International Conference on Multimedia in Asia 2020 (ACM MM ASIA 2020)*, 2021.
- [11] Ping Liu, Joshua Guberman, Libby Hemphill, Aron Culotta. Forecasting the Presence and Intensity of Hostility on Instagram Using Linguistic and Social Features. In *Proceedings of the 12th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2018)*, pp. 181-190, 2018.
- [12] Sepp Hochreiter. Long Short-Term Memory. In *Neural Computation*, vol. 9 No. 8, 1735-1780, 1997.
- [13] Takahiro Baba, Kensuke Baba, Daisuke Ikeda. Detecting Mental Health Illness Using Short Comments. In *Proceedings of Advanced Information Networking and Applications (AINA 2019)*, pp. 265-271, 2019.
- [14] 柏木直人, 鈴木稔規, 李 貞憲, 池田 大輔. SNS 投稿画像を用いた環境問題に潜在的に関心をもつユーザー抽出に向けた初期検討. 情報処理学会第 82 回全国大会