

「映え」に着目した環境配慮行動促進手法に関する研究

高島 由妃^{*1} 魚谷 拓未^{*1} 上田 樹美^{*1} 石井 裕剛^{*1} 下田 宏^{*1}

A Study on Pro-environmental Behavior Promotion Method Focusing on "BAE"

Yuki Takashima^{*1}, Takumi Uotani^{*1}, Kimi Ueda^{*1}, Hirotake Ishii^{*1} and Hiroshi Shimoda^{*1}

Abstract - In recent years, environmental problems have become more serious, and the importance of promoting pro-environmental behavior is increasing. Also, many Instagram people act in the same way by seeing a photo post that looks good, so "BAE" may have potential to change their behaviors. The purpose of this study is to devise a method to promote their pro-environmental behavior, focusing on this BAE. Specifically, we will verify the action provocation effect of BAE photographs through experiments and case studies. In order to objectively check whether the photograph used in the experiments and case studies is a BAE photograph or non-BAE photograph, a BAE classifier is first developed by using deep learning where 3,242 photographs were used for deep learning and its evaluation. As the result of learning, the average of the correct answer rate that BAE photographs or non-BAE photographs were correctly judged by the learned classifier exceeded about 90% by adjusting threshold levels, so the performance of the BAE classifier was enough to be utilized in the following experiments and case studies.

Keywords: pro-environmental behavior, photogenic, instagram and deep learning

1. はじめに

近年、環境問題やエネルギー問題の深刻化が進んでおり、より効率的なエネルギーの利用が重要視されている。特に家庭部門における一人当たりの最終エネルギー消費量は国民のライフスタイルの変化や核家族化に伴う世帯数の増加などが原因となり増加している^[1]。家庭部門におけるエネルギー消費量を減らすためには、省エネルギーや省資源技術の革新だけではなく、私達が省エネを心がけた生活を行う等の、環境に良いとされる行動(環境配慮行動, Pro-Environmental Behavior; 以下 PEB)を進めていく必要がある^[2]。しかし、日本人は特に環境に対する意識と行動の乖離が大きく、「高態度低行動^[3]」であると言われている。よって、人々の環境に対する意識や態度を向上させることよりも、直接行動を変容させることが PEB の促進には有効であると考えられる。

一方近年、スマートフォンの普及が進んでおり、人々による SNS の利用が盛んになっている^[4]。特に Instagram では日々、映える写真を用いた投稿が多くなされている。映えとは“写真や映像などが、ひときわ引き立って良く(おしゃれに)見える”ことである^[5]。その中でも本研究で着目する「インスタ映え」は、Instagram で映えを意識した写真に、興味を持ってもらいやすそうなキャプションやハッシュタグをつけて投稿することであり、他者からは「いいね」によって評価される。いいねをたくさんもらうことが多くの人から好まれている証拠となり、近年の世間での流行が作られるものになることも多い。また、

最近のタピオカブームのように、他人から評価されたいという心理のもと投稿された映えた写真を見た人が、さらに自分も評価されたいと考え、行動を真似する場合も多く、映えには人々の行動を促す力を持つ可能性があると言える。そこで本研究では、この「映え(ばえ)」に着目し、人々の環境配慮行動を促進させる方法を考案することを目的として研究を進める。

2. 研究の概要

本研究では PEB 促進の対象者として、普段から Instagram をよく利用しているが、PEB はあまりやっていない学生を想定し、図 1 に示す流れで研究を進める。具体的には、本研究で用いる写真の「映える」または「映えない」を客観的に判別する判別器を作成したのち、映える写真が持つ影響力を調べるため、2 つの仮説を立て

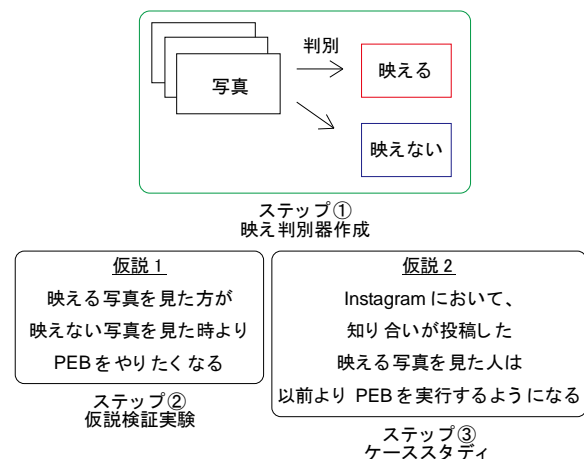


図 1 本研究の概要

Fig.1 Outline of This Study.

*1: 京都大学大学院 エネルギー科学研究科

*1: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

て検証する。

まずステップ①では、後のステップで必要となる「映える写真」「映えない写真」を客観的に判別する判別器を作成する。写真の「映える」「映えない」は基本的に人の主観ではあるが、多くの人が映えると思う写真には共通点があると思われる。そこで、本研究では複数人が映える、映えないと感じた写真を集め、それらからディープラーニングを用いて映える写真か映えない写真かを客観的に判別する判別器を作成する。

次に、ステップ②ではステップ①で作成した映え判別器で選別した写真の印象評価によって、(仮説 1)「映える写真を見た方が映えない写真を見た時より PEB をやりたくなる」という仮説を検証する。

最後に、ステップ③では実際に Instagram において、(仮説 2)「知り合いが投稿した映える写真を見た人は以前より PEB を実行するようになる」という仮説成立の可能性を調べるケーススタディを行う。

3. 映え判別器の作成

3.1 目的と概要

ステップ②の実験やステップ③のケーススタディで用いる写真は、客観的に映える・映えないを調べておく必要がある。写真の映えを客観的に判別する方法として「Instafly: AI でインスタ映え度判定^[6]」というアプリケーションがある。これは、ディープラーニングを用いて映える写真・映えない写真を学習させることで判別器を作成したものである。これを参考に本研究のステップ①では、複数の人により映える・映えないと判断された写真をディープラーニングを用いて学習させ、客観的に映える・映えないを判別する判別器(映え判別器)を作成することを目的とする。

図 2 にディープラーニングを用いた映え判別器の作成の流れを示す。6名がそれぞれ 8,000 枚の写真に対して「映える」「映えない」「分からない」のいずれかを判断した結果から、多くの人が「映える」または「映えない」と判断した写真を使ってディープラーニングにより学習さ

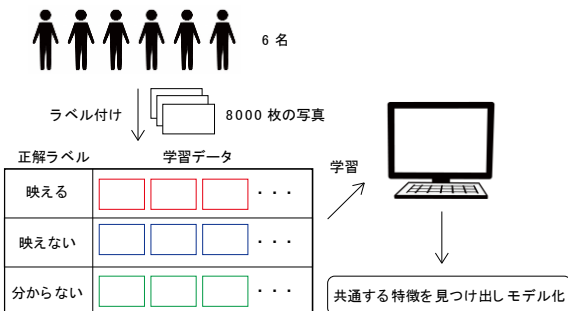


図 2 ディープラーニングによる学習の流れ
Fig.2 Learning by Deep Learning.

せる映え判別器を作成した。次に図 3 に示すように、テストデータを映え判別器に入力し、映えるか映えないかの出力結果の正解率を算出することで判別器の性能を評価した。なお、映え判別器の実現には、参考文献^[7]のサンプルコードを利用した。

データ収集に用いた 8,000 枚の写真は、Instagram と Twitter から取得した。ただし、無作為に画像を収集した際、映えない写真が十分に集まらなかったため、事前フィルタリングとして、著者の一人が主観で写真の選別を行い、映える写真と映えない写真がそれぞれ 4000 枚となるようにした。この時に選別された映える写真・映えない写真の例を図 4 に示す。

3.2 映え判別器の作成方法

3.2.1 データ収集の環境と手順

ディープラーニングの学習や評価に用いるデータの収集は 2020 年 8 月 5 日から 9 日の間に、遠隔・オンラインで行い、21~23 歳の京都大学の大学生および大学院生である日本人男女 6 名(男子 4 名・女子 2 名)が参加した。ここでは Zoom 上で統制・管理を行い、参加者は各々の PC のブラウザで後述のラベル付けアプリを開き、写真を判断していく作業を行った。

手順としては、参加者に手順やアプリの操作方を説明し、練習タスクをしてもらったのち、8,000 枚の写真を判断してラベルを付けてもらった。

3.2.2 ラベル付けの方法

ディープラーニングの学習や評価のためには、「映える」「映えない」のラベル付けがされた多くの写真が必要であるため、用意した 8,000 枚の写真について、「映える」「映えない」「分からない」の 3 つの選択肢のいずれかを、



図 3 映え判別器の性能評価の流れ
Fig.3 Flow of Performance Evaluation of BAE Classifier.



図 4 映える写真・映えない写真の例
Fig.4 Examples of BAE Photograph and Non-BAE Photograph.

写真が出てくるごとに回答することができるアプリを作成し、これを使って6名の参加者に写真を判断してもらった。アプリのインターフェースを図5に示す。各参加者の判断の結果はサーバー上のデータベースに保存される。なお、データ収集では、参加者に写真をなるべく「映える」「映えない」のどちらかと判断してもらうように指示した。

3.2.3 ラベル付けの練習

8,000枚のラベル付けを行う前に、参加者は練習タスクとして110枚の写真のラベル付けを行った。練習タスクの画面例を図6に示す。著者の一人が映える・映えないを主観で判別した写真をそれぞれ5枚ずつ、合計10枚載せたスライドを11組用意し、参加者がそれらをラベル付けした。この練習タスクは、参加者が後のタスクで写真を見て、映えているか映えていないかの判断をする時の、自分の中での基準を作ってもらうために実施した。

3.3 映え判別器の作成結果

3.3.1 ラベル付けの結果

表1に6名の参加者がラベル付けした写真の枚数を個人ごとにまとめた結果を、表2に各写真に対して何人が映える・映えない・分からないと判定したかを集計した結果を示す。例えば、6人全員が映えないと判定した写



図5 ラベル付けアプリのインターフェース
Fig.5 Interface of Labeling Application.



図6 練習タスクの画面例
Fig.6 Example Screen of Practice Task.

真は3,659枚であった。

3.3.2 学習の結果

表2で5人以上が映えると判断した写真を「映える写真」、6人が映えないと判断した写真を「映えない写真」とし、映える写真1,621枚、および映えない写真3,659枚のうちランダムに抽出した1,621枚の計3,242枚を学習・検証・テストデータとして用いた。具体的には、映える・映えない写真それぞれで6割をディープラーニングの学習データ、2割を過学習の発生を監視するための検証データ、2割を評価のためのテストデータに用いた。その結果、学習回数(エポック数)が20回を超えたあたりで過学習の発生が確認されたため、学習の回数は20回とした。学習時に映える写真を1、映えない写真を0として学習させた結果、テストデータを入力した時の判別器の出力は図7のような分布になった。0.5以下の値が割り当てられた写真を「映えない」、0.5より大きい値が割り当てられた写真を「映える」と判別された写真とみなし、映える・映えないを正しく判別できた割合を正解率と定義して、その正解率を算出した。その結果、表3に示すように映える写真の正解率は90.4%、映えない写真の正解率は82.9%であった。本結果の安定性を検証するために、学習・検証・テストデータ数の割合は変えずに、それぞれで使用する写真を無作為に入れ替え、再度学習からやり直して正解率を算出した結果、映える写真の正解率は88.3%、映えない写真の正解率は85.0%であった。

3.3.3 考察

上記の結果から、作成した判別器の正解率は平均87%程度となったが、正解率をさらに高めるために、結果を

表1 個人毎のラベル付けの結果
Table 1 Labeling Result of Individuals

参加者ID	映えると思 判断した 写真(枚)	映えないと思 判断した 写真(枚)	分からないと思 判断した 写真(枚)
ID1	2,468	5,532	0
ID2	3,102	4,898	0
ID3	2,259	5,740	1
ID4	1,794	6,206	0
ID5	3,382	4,618	0
ID6	2,285	5,714	1

表2 全員のラベル付けの結果
Table 2 Labeling Result of All Participants

人数	映えると思 判断した 写真(枚)	映えないと思 判断した 写真(枚)	分からないと思 判断した 写真(枚)
0人	3,660	1,015	7998
1人	997	606	2
2人	592	600	0
3人	531	530	0
4人	599	592	0
5人	606	998	0
6人	1,015	3,659	0

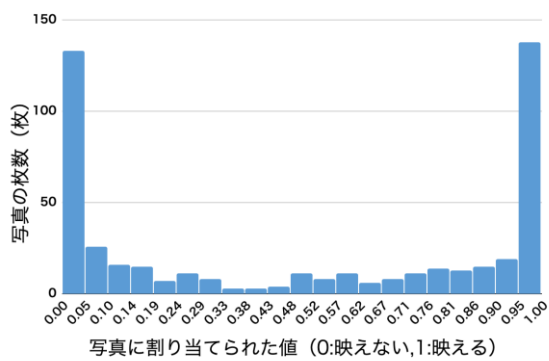


図7 テストデータの判別結果
Fig.7 Classification Result of Test Data.

判別する閾値を調整した。判別器の出力が T_b 以上のときを「映える」、 T_{nb} 以下のときを「映えない」、 T_b より大きく T_b 未満のときを「分からない」とした。また、映える写真を入力した時に「映える」と判別されたときを正解、「映えない」と判別されたときを不正解、「分からない」と判別されたときは正解率算出に使わないとして正解率を計算した。その結果、 $T_b=0.77$ 、 $T_{nb}=0.30$ のときに、おおむね正解率の平均値が 90% を超えた。結果の詳細を表 4 に示す。

以上の方法により、判定が曖昧な中間の結果を「分からない」として排除すれば、9 割以上の正解率で映える・映えないの自動判定が可能となり、閾値を調整した判別器によってステップ②の仮説検証実験やステップ③のケーススタディで使う写真について、映えるか映えないか判別することが可能であると考えられる。

表 3 閾値が 0.5 の時の映え判別正解率
Table 3 Accuracy when the Threshold is 0.5

	映える写真の判別正解率 (%)	映えない写真の判別正解率 (%)
1 回目	90.4	82.9
2 回目	88.3	85.0

表 4 閾値を変えた時の映え判別正解率
Table 4 Accuracy when the Threshold was Changed

	映える写真の判別正解率 (%)	映えない写真の判別正解率 (%)
1 回目	93.4	89.3
2 回目	90.3	90.1

4. 今後の予定

本研究は、図 1 に示すステップに従って進める予定である。これまで、本研究のステップ①として、目的とした判別器を作成した。今後、この判別器で「映える」と判別された PEB の写真、および「映えない」と判別された PEB の写真を用いて、ステップ②の(仮説 1)「映える

写真を見た方が映えない写真を見た時より PEB をやりたくなる」を検証するための印象評価実験を実施する。

さらに、ステップ③では(仮説 2)「知り合いが投稿した映える写真を見た人は以前より PEB を実行するようになる」の成立の可能性を調べるため、Instagram において、実際に複数人が参加するケーススタディを実施する予定である。

参考文献

- [1] 経済産業省資源エネルギー庁: エネルギー白書 2020; Accessed 24 Aug. 2020, from https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2020pdf/whitepaper2020pdf_2_2.pdf, (2020).
- [2] 北村, 井上, 石井, 下田: 環境配慮行動促進のためのオンラインコミュニティ運営モデルの提案とケーススタディ, 電気学会論文誌 C(電子・情報・システム部門誌), Vol.137, No.11, pp.1526-1536 (2017).
- [3] 諏訪, 山本, 岡田, 太田: 環境配慮行動を促す環境教育プログラム開発のためのパスモデルの構築, 日本社会情報学会学会誌, Vol.18, No.1, pp.59-70 (2006).
- [4] 総務省: 平成 29 年度 情報通信白書; Accessed 28 Aug. 2020, from <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc111130.html>, (2017).
- [5] 山田, 柴田, 他: 新明解国語辞典 第七版 特装青版, 三省堂, (2017).
- [6] 「Instafly: AI でインスタ映え度判定」を App Store で; Accessed 24 Aug. 2020, from <https://apps.apple.com/jp/app/id1350240731>, (2018).
- [7] Francois, C.著, 巢籠監訳: Python と Keras によるディープラーニング, マイナビ出版 (2018).