

テーマパークにおけるコラージュ画像を用いた 撮影場所推薦手法の検討

土筆勇都^{†1} 福原知宏^{†1†2} 山田剛一^{†1} 阿倍博信^{†1} 増田英孝^{†1}

概要: 若い女性たちを中心に Twitter や Instagram などの SNS で共有することを目的とした写真撮影が流行している。さらに、SNS 上で話題となっている人気の場所を調べ、そこへ行き、見栄えのよい写真を撮影する SNS 利用者も多い。特にテーマパークでは、撮影スポットも多く存在することから SNS 上に画像が多く投稿されている。また、その画像は、複数の画像を 1 枚にまとめた画像（コラージュ画像）になっていることが多い。一方で、SNS 上で見つけた場所を探そうとした場合、その場所についての事前知識が無ければ、写真からその撮影場所を特定することは容易ではない。本研究では、テーマパークを対象に、その利用者に対して、お薦めの撮影場所を推薦することを最終目的とし、コラージュ画像を SNS 利用者の回遊履歴として用いた協調フィルタリングの有効性を確認した。

キーワード: 推薦システム, 協調フィルタリング, 撮影場所推薦, SNS, Twitter, コラージュ画像, 回遊履歴

Consideration of Photo Spot Recommendation Method Using Collage Images of Theme Parks

HAYATO TSUKUSHI^{†1} TOMOHIRO FUKUHARA^{†1†2}
KOICHI YAMADA^{†1} HIRONOBU ABE^{†1} HIDETAKA MASUDA^{†1}

Abstract: Photography aim at sharing SNS such as Twitter and Instagram is boom mainly among young ladies. Many SNS users who check the popular places which are topics on SNS, go there, and take good looking pictures. Particularly, Many images are posted on SNS because There are many photo spots in Theme Parks. It is seen many images(collage image) in which a number of images are grouped together in the term of long vacation. However, When trying to find places found by SNS, it is not easy to specify the photo spot from the picture unless there is prior knowledge about the place. In this paper, we confirmed the effectivity of collaborative filtering using collage image which as SNS users excursion history.

Keywords: Recommend System, Collaborative filtering, Recommend Photo Spot, SNS, Twitter, Collage Image, Excursion History

1. はじめに

2018 年現在、若い女性たちを中心に、Twitter や Instagram などの SNS で共有することを目的とした写真撮影が流行している。「インスタ映え」という新語もでき、2017 年の流行語大賞にも選ばれた。さらに、SNS 上で話題となっている人気の場所を調べ、そこへ行き、見映えの良い写真を撮影する SNS 利用者も多い。特にテーマパークでは、撮影スポットも多く存在していることから、SNS 上にテーマパークに関する様々な画像が多く投稿されている。また、その画像は、様々な撮影場所で撮影された複数の画像を 1 つにまとめたコラージュ画像となっている。この画像から撮影者が訪れた複数の場所がわかるため、その人の回遊履歴として扱うことができる。以下にコラージュ画像のイメージ図を示す(図 1)。

そして、SNS 上で見つけた写真の場所を探そうとした場合に写真からその撮影場所を特定するためには、「被写体についての事前知識を持っていること」、「正しい位置情報が



図 1 コラージュ画像のイメージ図

Figure 1 Image of Collage Image.

付与されていること」、「画像と共に投稿された本文に被写体の名前や場所の名前が含まれていること」のいずれかを満たしている必要がある。何故なら、これらの情報を用いてインターネットで検索をすることにより、高確率で撮影場所を特定できると考えられるからである。

しかし、実際の投稿には被写体の名前が本文に含まれていない場合や、名前の無い被写体も存在する。また、被写体の名前が本文に含まれているにも関わらず、投稿されている画像は、被写体とは異なる場所で撮影されたものという場合もある。

^{†1} 東京電機大学
Tokyo Denki University
^{†2} マルティススープ (株)
MULTISOUP CO, LTD

さらに、Twitter の場合、位置情報が付与されている画像付きツイートは非常に少なく、撮影場所の位置情報が適切に付与されているツイートも少ない。以上のことから、SNS 上で見つけた写真からその撮影場所を特定することは容易ではない。本研究では、Twitter に画像付きツイートが多く投稿されている東京ディズニーランドを対象とし、Twitter から収集したテーマパークで撮影された画像付きツイートをを用いて、テーマパーク来場者がどこで、どのように撮影しているかを分析する。

その後、それを予め畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて学習されたモデルに与えることにより、被写体の名前を特定し、被写体ごとに画像自動分類を行い、位置情報も付与する。上記を実現することでテーマパーク利用者に対し、お薦めの撮影場所を推薦することを最終目的とする。

我々は、既に、東京ディズニーランド内で多く撮影されている場所である「檻」、「シンデレラ城」、「プーさんのハニーハント」、「水槽」、「赤い車」、「木箱」、「モンスターズインクのロゴがある壁」、「ミニーの家」、「ダンベル」、「ワールドバザール」の 10 カテゴリに関しては、CNN を用いた段階的の分類によって適合率 99%、再現率 92% で自動的に判定することができることを確認した[1]。

しかし、現段階では、撮影場所の自動判定に留まり、撮影場所の推薦にまでは至っていない。

そこで、本論文では、次の段階として撮影場所の推薦部分に着手し、コラージュ画像に写っている場所をテーマパーク利用者の回遊履歴として扱い、協調フィルタリングに用いた場合の撮影場所推薦の有効性を検証した結果について報告する。

2. 関連研究

ここでは、協調フィルタリングを用いた研究とテーマパークの分析を行っている研究について紹介する。

まず、酒井ら[2]は、様々な人が観光地で撮影した位置情報が付与されている写真を Flickr から取得し、観光スポットを推薦するにあたり、地域情報を用いた場合の有効性と観光の最中にユーザの状況に応じてインタラクティブに経路選択を支援する経路推薦法の実現を目的としている。

そのために、現在地の撮影スポットから次の撮影スポットを過去の撮影者の回遊行動に基づいて協調フィルタリングを行い、撮影スポットを推薦するという手法の有効性を示している。

また、笹原ら[3]は、従来の旅行ルートを推薦する旅行計画支援システムでは、すべての観光スポット間遷移に対して要因が与える影響の度合いは等しいと仮定し、観光行動に影響を与える要因を用いてモデルを構築し、次に訪問する観光スポットを推薦している。

しかし、観光スポット間遷移には遷移ごとに要因への影

響度合いは異なると仮定し、スポット間遷移ごとに影響度の高い要因を用い、これを人的要因と環境要因に分類し、協調フィルタリングを行うことで観光行動モデルを作成した。さらに、このモデルを応用し、写真共有サイトから得た行動履歴を用いた実験において、提案する観光行動モデルとルート推薦システムが、従来の手法に比べて過去の旅行者の実際の旅行ルートに近いルートを生成可能であることを示した。このように観光地における撮影場所推薦や観光地推薦の研究は行われているものの、テーマパークにおける撮影場所推薦やお薦めの場所推薦の研究は十分に行われていない。

テーマパークの分析に関しては以下のような研究が行われている。Park ら[4]は、旅行業界や観光業界のマーケティング担当者が今後のマーケティングの方針の意思決定に役立つような、ソーシャルネットワークを分析するためのフレームワークの提案を行った。分析対象は、カリフォルニア州のディズニーランドに定め、Twitter からディズニーランドが存在する位置で投稿された合計 5 万 6418 ツイートを収集し、それに対し、形態素解析を用いて単語頻度分析、感情分析、位置情報を用いた空間分析、これら 3 つを統合することにより、ディズニーランド内で positive や negative な発言が多くされていた場所を特定し、テーマパーク来場者の満足度やその内容を可視化することに成功した。これを日本の東京ディズニーランドにおいても適用することができたなら、我々の推薦システムの追加の推薦情報としても利用できる。

3. 本研究の最終目的と提案システムの概要

3.1 本研究の最終目的

本研究では、Twitter に画像付きツイートが多く投稿されているテーマパークを対象とし、Twitter から収集したテーマパーク内で撮影された画像付きツイートをを用いて、テーマパーク来場者がどこで、どのように撮影しているかを分析する。その後、それを予め畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて学習されたモデルに与えることにより、被写体の名前を特定し、被写体ごとに画像自動分類を行い、位置情報も付与する。上記を実現することでテーマパーク来場者に対し、お薦めの撮影場所を推薦することを最終目的とする。

3.2 提案システムの概要

図 2 に提案するシステムの典型的な利用シナリオを示す。システム利用者は、スマートフォンを用いてシステムを利用することを想定している。

まず、図中 1 でシステムは、Twitter から画像付きツイートを大量に収集し、データベース (DB) に格納する。

その後、図中 2 でシステムは、DB に格納された画像に対し、CNN を用いて学習されたモデルを用いて該当するカテゴリへ自動的に分類する。

最後に、図中3でシステムは、システム利用者の過去の回遊履歴からお薦めの撮影場所とポーズを推薦する。

そして、図中4でシステム利用者は、推薦された撮影場所の中から行きたいと思った撮影場所を選択し、図中5でその場所へ向かい写真撮影を行うといった利用シナリオである。

4. 実現方法の検討

4.1 概要

上記を実現するためには、以下の3つが必要である。

1. テーマパーク内で既に撮影された画像の収集
2. 画像の情報として被写体の名前と位置情報を特定し、予め分類しておくこと
3. テーマパーク利用者の過去の回遊履歴を作成し、データベースに格納しておくこと

そして、1については、テーマパークに関連する単語をキーワードとして検索することにより、Twitterから画像付きツイートを収集可能である。

また、2については、既に東京ディズニーランド内で多く撮影されている場所である10カテゴリについて適合率99%で判定し、分類することができている。

最後に、3についてだが、テーマパーク利用者が過去に撮影した画像の撮影場所を特定し、その撮影場所の上位概念、撮影場所が存在するエリア名、画像に写っている人数、これら4つの情報を得ることができれば、それらをテーマパーク来場者の回遊履歴として協調フィルタリングに適用し、お薦めの撮影場所が推薦できる。

本研究では、収集した画像に多く見受けられたコラージュ画像から来場者の回遊履歴を作成し、これを用いた協調フィルタリングの有効性について確認し、その結果を報告する。

4.2 データについて

(1) 収集方法

TwitterAPIのSearchAPIを用いて東京ディズニーランドに関連するキーワードを指定し、2017年8月14日から12月25日の画像付きツイートを対象に約10万ツイート収集した。キーワードは、ディズニーランド内のアトラクション名、キャラクタ名、イベント名の計73個である。ただし、重複した画像を収集してしまうことを防ぐため、リツイートされたツイートやBotなどのWebサービスを利用して投稿されたツイートは収集対象外とした。

そして、収集した画像の中に多く見受けられた複数の画像が1枚の画像にまとめられているコラージュ画像を目視で探し、101アカウント分の193枚を抽出した。また、コラージュ画像には2~16枚の様々な場所で撮影された画像が1枚にまとまっているという特徴がある。

(2) データの分析

収集した各コラージュ画像1枚に含まれている画像数

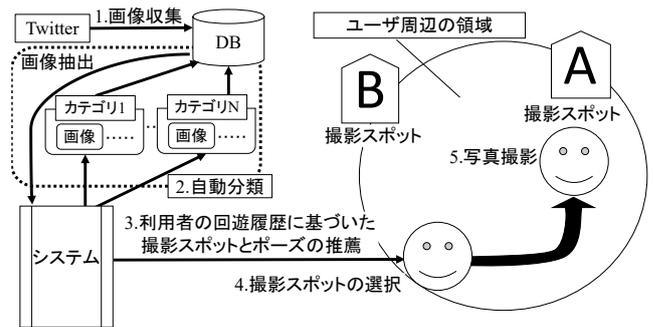


図2 提案するシステムの典型的な利用シナリオ

Figure 2 Suggest System Use Scenario.

(分割数)の内訳(図3)は分割数4が65枚と最も多く、次いで分割数9が45枚と多かった。多くの来場者は4~9枚の画像を1枚のコラージュ画像にしていることがわかった。

また、各コラージュ画像1枚に含まれている画像数の合計は、826枚である。これらの画像において撮影場所の分布をエリア毎に分析した結果(図4)トゥーンタウン、プラザ、ファンタジーランドで多く撮影されていた。アドベンチャーランド、ウエスタンランド、クリッターカントリーではほとんど撮影されていなかった。これは、前者のエリアには撮影場所が多く存在し、後者のエリアには撮影場所が少ないためだと考えられる。

そして、それらの画像に写っている人数ごとの内訳を分析した結果(図5)来場者は1~2名で撮影することが多く、次いで0名(人物無し)が多かった。これは、友人などと撮影するだけでなく、風景やオブジェクト、食べ物のみが被写体となっている画像のことである。さらに、コラージュ画像は、ユーザが厳選した写真を複数まとめて1枚のコラージュ画像を作成しているため、比較の見映えの良い画像が多く見受けられる。そのため、来場者の回遊履歴として扱うにあたり、有益なデータとなる。

しかし、コラージュ画像の全てを有益なデータとして扱うことはできない。例えば、自分たちの顔だけが画面一杯に写されている画像や、足、影、食べ物、テーマパークのチケットのみを写している画像も存在している。このような画像は、有益な撮影場所として見なすことは難しい。

我々は、上記のような特徴を踏まえ、テーマパーク来場者ごとの回遊履歴を作成するために、コラージュ画像にまとめられている1枚1枚の各画像に着目した。そして、その画像ごとに写っている撮影場所、その撮影場所の上位概念(抽象化)、撮影場所が存在するエリア名、画像に写っている人数、これら4つの情報を手動でアノテーションを行った。撮影場所については、場所を特定できる画像については地図上で緯度・経度の入力を行った。また、撮影場所、抽象化、エリアの大小関係は、撮影場所より抽象化が大き

く、抽象化よりエリアが大きいという関係である。

4.3 提案手法

テーマパーク来場者へ、お薦めの撮影場所を推薦するためにテーマパーク来場者の回遊履歴を用いた協調フィルタリングを行う。まず、コラージュ画像にまとめられている1枚1枚の各画像に着目し、来場者ごとの回遊履歴を作成する。その後、作成されたデータを用いて撮影場所の推薦を受ける来場者（被推薦者）とユーザ間のベクトルの距離をコサイン類似度を用いて計算する。この時、行がユーザを表し、列がユーザのアイテムである撮影場所、抽象化、エリア名、人数を表しており、評価値は、ユーザがその場所で撮影したか否かの2値である。各次元数は、撮影場所が128次元、抽象化が15次元、エリアが8次元、人数が7次元の合計158次元である。

最後に、被推薦者と距離の近い順に10人を抽出し、その10人とそれぞれのユーザが撮影した場所を被推薦者へ推薦する。

5. 有効性の検証

5.1 アノテーションルール

テーマパーク利用者である101アカウント分のコラージュ画像内の1枚1枚の画像に着目し、その1枚ごとに撮影場所、エリア名、画像に写っている人数、抽象化（撮影場所の上位概念）、コラージュ画像中の座標、コラージュ画像の分割数をアノテーションする。以下、上記の要素ごとにアノテーションルールについて述べる。

(1) 撮影場所

被写体が特定できる場合は、被写体の名前をアノテーションし、撮影場所によって画角が変わる場合には、「シンデレラ城前」といったような「被写体+位置」をアノテーションした。この際、本来適切なアノテーションをすべき撮影場所であるにも関わらず、撮影場所を特定することができない場合は該当箇所に「unknown」をアノテーションし、撮影場所として不適切なものが写っている場合は「null」をアノテーションする。抽象化したカテゴリごとに撮影場所を分類したものの一部を表1に示す。表中の太字になっている部分が抽象化を表し、その下へ記述されているものがその抽象化へ属する撮影場所である。表に載せることができなかった残りの撮影場所の合計は128箇所である。

(2) エリア

東京ディズニーランドは「ワールドバザール」、「アドベンチャーランド」、「ウエスタンランド」、「クリッターカントリー」、「ファンタジーランド」、「トゥーンタウン」、「トゥモローランド」という主に7つのエリアに区分されており、パーク内の中心に位置しているシンデレラ城が存在するエリアは「プラザ」と呼ばれている。そのため、エリアには上記7つのエリアに「プラザ」を加えた8エリア名とした。撮影場所に該当するエリア名をアノテーションする。

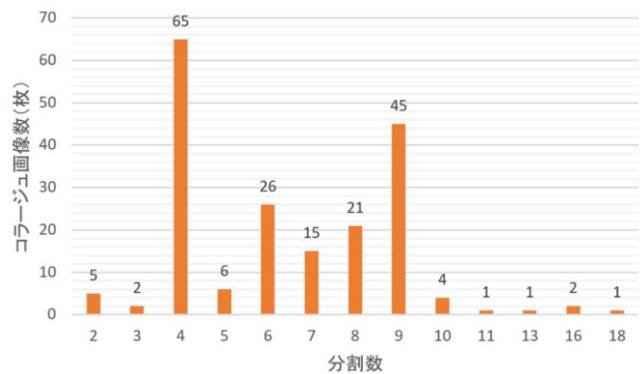


図3 各コラージュ画像1枚に含まれている画像の内訳
 Figure 3 Breakdown of Collage Image.

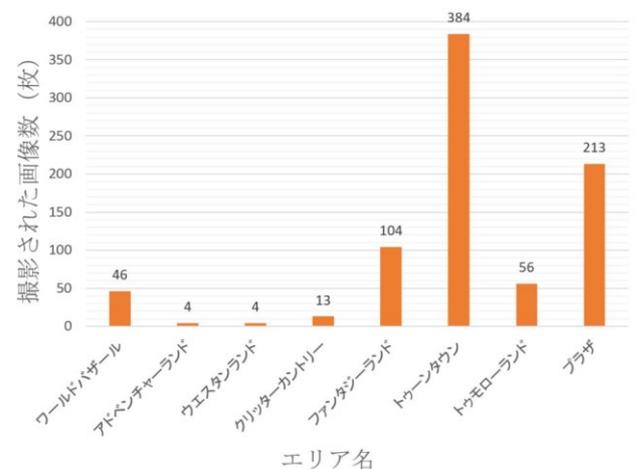


図4 エリアごとの撮影場所の分布
 Figure 4 Distribution of Photo Spot by Area.

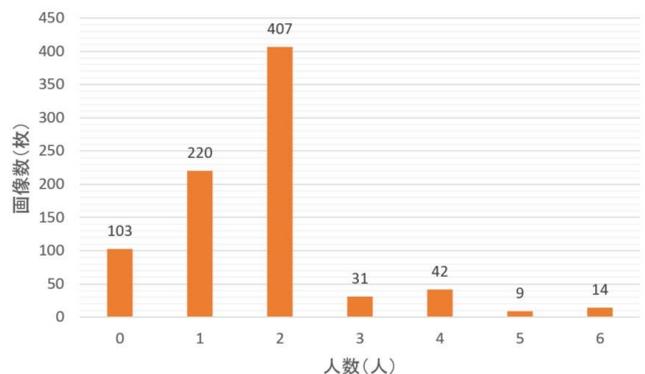


図5 画像に写っている人数ごとの内訳
 Figure 5 Breakdown Number of People in Image.

(3) 画像に写っている人数

撮影場所において何人で撮影しているかの情報として画像に写っている人数をアノテーションする。その際に、人間の一部分だけが写っている場合、例えば、人間の手、足、

胴体だけの場合も1人の人間としてカウントする。

(4) 抽象化

抽象化とは、撮影場所の上位概念のことである。例えば、「マイクの赤い車」と「ミッキーの赤い車」という撮影場所が存在した時、これらは、「車」という上位概念にまとめることができる。このようにすることにより、ユーザの撮影場所の傾向を表現することができる。

一方、これ以上抽象化できない撮影場所や撮影場所として不適切な被写体に関しては、「null」をアノテーションする。抽象化の種類は、「アトラクション」、「オブジェクト」、「街灯」、「壁」、「キャラクタのオブジェクト」、「車」、「シンデレラ城」、「ジョリートロリー」、「水車小屋」、「ドナルドのボート」、「扉」、「ミッキーの家」、「ミニーの家」、「プーさんのハニーハント」、「ワールドバザール」の合計15カテゴリである。

(5) コラージュ画像中の位置

アノテーションしている画像が、コラージュ画像中のどの位置に存在しているのかを明らかにするために、コラージュ画像を二次元マトリクスに見立て、横軸をX、縦軸をYとし、左上を原点とした。原点の座標は、Xが1、Yが1である。そして、X座標とY座標を「(1, 2)」のようにその画像の位置としてアノテーションする。

(6) コラージュ画像の分割数

コラージュ画像にまとめられている画像の枚数を分割数としてアノテーションする。

5.2 評価方法

回遊履歴を作成した全101Twitterアカウントの中から4箇所以上の場所で撮影している利用者を実験的に10人選ぶ。その後、推薦システムが推薦した結果を完全一致と抽象化一致の2パターンで正確性の評価を行う。以下完全一致と抽象化一致について述べる。

(1) 完全一致

被推薦者が過去に撮影した場所を1つ虫食い状態にし、我々の推薦システムがその虫食いにした撮影場所を推薦することができたか否かで評価を行う。

(2) 抽象化一致

被推薦者が過去に撮影した場所を1つ虫食い状態にし、我々の推薦システムがその虫食いにした撮影場所の抽象化と同じものを推薦することができたか否かで評価を行う。

5.3 評価指標

評価指標については、足立ら[5]の正確性の評価指標、Jannachら[6]の推薦システムの評価指標、島田ら[7]の局所的ランキング指標を参考に以下の4つを使用する。

(1) Hit-rate (ヒット率)

全テーマパーク利用者のうち被推薦者の虫食い状態にした撮影場所が1つはでも撮影場所に含まれているテーマパーク利用者の割合で、以下の式で計算する。

表1 抽象化ごとの撮影場所分類

Table 1 Photo Spot Classification by Abstraction.

オブジェクト				
白雪姫の井戸	ダンベル	警察の電話	檻	木箱
消火栓	郵便局	TOON_OIL	金庫	矢印ポスト
花火工場前		アリスの自動販売機		
トゥーンタウンの窓ガラス				
アトラクション				
ビッグサンダーマウンテン		フィルハーマジック前		
白雪姫と七人のこびと前		ライドアンドゴーシーク		
イツァスモールワールド		コーヒーカップ		
スプラッシュマウンテン落下		トゥーンパーク		
マークテューエイン号		カリブの海賊		
ライドアンドゴーシーク外				
ロジャーラビットのカートゥースピン				
キャラクタのオブジェクト				
トランプ兵	魚の水槽	ロジャーラビットの噴水		
美女と野獣のオブジェクト		カントリーベア1		
チップとデールの看板		ツリーハウスバスター製造機		
リトルグリーンメン		ダンボのオブジェクト		
シンデレラ城裏のミッキー像		インディアン		
バズライトイヤーのオブジェクト		パートナーズ像		
ミッキーとミニーのトピアリー		ミッキーの噴水		
ロイディズニーのベンチ		空飛ぶダンボ		
スティッチとリロのオブジェクト		マッドハッター像		
ミッキーとミニーのオブジェクト				

$$Hit-rate = \frac{num_{hits}}{n} \quad (1)$$

num_{hits} は被推薦者の虫食い状態にした撮影場所が1つでも撮影場所に含まれているテーマパーク利用者の数、 n は全テーマパーク利用者数である。

(2) Precision (適合率)

上位 n 位までに推薦されたユーザの総数におけるヒット数の割合で、以下の式で計算する。

$$Precision = \frac{num_{hits}}{n} \quad (2)$$

num_{hits} は被推薦者の虫食い状態にした撮影場所が1つでも撮影場所に含まれているテーマパーク利用者の数、 n はシステムが推薦したユーザ数である。

(3) Recall (再現率)

被推薦者の虫食い状態にした撮影場所を持つ全ユーザ数に対する推薦されたユーザの正解数で、以下の式で計算する。

$$Recall = \frac{T}{Tn} \quad (3)$$

T は被推薦者の虫食い状態にした撮影場所を撮影場所に含

んでいる推薦されたユーザの数, T_n は被推薦者の虫食い状態にした撮影場所を撮影場所に含んでいる全ユーザ数である。

(4) MAP (平均適合率の平均)

推薦された上位 n 位の各ユーザについて上から順に被推薦者の虫食い状態にした撮影場所を持つかどうかを見ていく。その後、推薦されたユーザがその撮影場所を持つ場合、そのユーザが推薦された順位における適合率を全て計算し、その平均を取ったもので、以下の式で計算する。

$$MAP = \frac{1}{m} \sum_n AP_n \quad (4)$$

AP_n は n 位までに推薦されたユーザが、被推薦者の虫食い状態にした撮影場所を持つ時、そのユーザが推薦された順位における適合率、 m は推薦されたユーザの正解数である。

6. 結果

以下に 4 箇所以上で撮影しているユーザを無作為に 10 人選び、1 人ずつ本システムの被推薦者とした時の評価結果 (表 2) を示す。10 人分の結果を平均した値に着目する。完全一致は、どの評価指標においても非常に低い値となった。抽象化一致は Recall を除き、完全一致の値を約 30 ポイント上回った。また、20 人で評価を行った場合も同様の結果となった。各ユーザの結果に着目すると、Hit-rate が低い撮影場所で撮影しているユーザは適合率も低い傾向にあることがわかった。これは、試験的に 101 アカウント分のユーザの回遊履歴を用いているため、撮影場所ごとのデータ数が少なかったことが原因だと考えられる。

7. 考察

完全一致が、どの評価指標においても非常に低い値となっているのは、被推薦者と近い撮影傾向をもつユーザが虫食いにした撮影場所で撮影しているとは限らないということ、また、被推薦者が目的を持って撮影していない場合、被推薦者の撮影傾向が特定できず、虫食いにした撮影場所を推薦することができていないためである。

そして、表 2 の抽象化一致の評価指標が完全一致の再現率を除いた評価指標を約 30 ポイント上回っているということから、抽象化することで精度が大幅に向上しているということがわかる。

これらの結果から撮影場所を抽象化することによって被推薦者の撮影傾向を表すことができ、被推薦者の嗜好に近い撮影場所を推薦できている。

また、システム全体として見ると抽象化一致の場合であれ、適合率 53%、MAP 65% という値を示している。

8. おわりに

本研究では、テーマパーク来場者に対し、お薦めの撮影場所を推薦することを最終目的としている。今回は、その推薦部分を実現するために、コラージュ画像に含まれている各画像に対して、「撮影場所」、「エリア」、「画像に写っ

ている人数」、「抽象化」、「コラージュ画像中の位置」、「コラージュ画像の分割数」をアノテーションし、これらの情報をテーマパーク来場者の回遊履歴とした。

そして、その回遊履歴を用いた協調フィルタリングの有効性を虫食い状態にした撮影場所の完全一致と抽象化一致の 2 パターンの評価方法によって確認した。その結果、少ないデータ数ながらも抽象化一致の場合、適合率 53%、MAP 65% という値を示すことができた。テーマパークにおける撮影場所推薦においてコラージュ画像を用いた協調フィルタリングは可能だと言える。

今後は、データ数を増やすために、コラージュ画像に含まれる画像から撮影場所を自動的に判定する手法の検討とコラージュ画像から撮影場所のラベル付与を行い、コラージュ画像を用いた撮影場所推薦を行うシステム開発を行う。

表 2 10 人分の評価結果

Table 2 Evaluation Result of Ten Users.

ユーザ名	Hit-rate		Precision		Recall		MAP	
	完全	抽象	完全	抽象	完全	抽象	完全	抽象
A	0.15	0.46	0.24	0.62	0.14	0.23	0.27	0.68
B	0.03	0.36	0.08	0.45	0.17	0.15	0.20	0.60
C	0.18	0.44	0.26	0.54	0.11	0.17	0.38	0.70
D	0.14	0.46	0.30	0.63	0.45	0.20	0.77	0.76
E	0.13	0.42	0.23	0.54	0.15	0.15	0.28	0.56
F	0.10	0.40	0.22	0.46	0.22	0.19	0.32	0.72
G	0.07	0.53	0.18	0.73	0.27	0.21	0.40	0.76
H	0.13	0.33	0.28	0.45	0.14	0.17	0.40	0.62
I	0.13	0.28	0.21	0.47	0.14	0.20	0.30	0.61
J	0.15	0.36	0.15	0.40	0.11	0.13	0.17	0.49
平均	0.12	0.40	0.22	0.53	0.19	0.18	0.35	0.65

参考文献

- [1] 土筆勇都, 福原知宏, 山田剛一, 増田英孝: テーマパークの楽しみ方推薦を目的とした画像付きツイートの自動分類の試み, 情報処理学会第 80 回全国大会, 6N-08 (2018).
- [2] 酒井勇人, 熊野雅仁, 木村昌弘: Flickr データに基づいたインタラクティブ観光スポット推薦システム, 人工知能学会第 14 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, SIG-AM-14-05, p. 24-29 (2016).
- [3] 笠原秀一, 田村和範, 飯山将晃, 棕木雅之, 美濃導彦: 行動履歴に基づく地域の環境要因を考慮した観光行動モデルの構築とその応用, 情報処理学会論文, vol. 57, no. 5, p.1411-1420 (2016).
- [4] Park, S., Kim, H., and Ok, C.: Linking Emotion and Place on Twitter at Disneyland. Journal of Travel & Tourism Marketing, DOI:1.01080/10548408.2017.1401508, p. 664-677 (2017).
- [5] 足立健太郎, 土方嘉徳, Konstan, J.A.: Pinterest における Pin 推薦のための推薦アルゴリズムの比較. 第 8 回 Web とデータベースに関するフォーラム論文集, p. 205-212 (2015).
- [6] Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A. and Friedrich, G. 田中克己, 角谷和俊: 情報推薦システム入門理論と実践, 共立出版 (2012).
- [7] Agarwal, D. K., Chen, B.C.. 島田直希, 大浦健志: 推薦システム統計的機械学習の理論と実践, 共立出版 (2018).