

## 個人適応型観光推薦に向けた 嗜好・性格推定のための旅行写真アルバム分析手法

山崎 南穂<sup>†</sup> 松田 裕貴<sup>†,††</sup>

† 岡山大学 〒700-0082 岡山県岡山市北区津島中3丁目1-1

†† 理化学研究所革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋1-4-1

E-mail: †minaho.yamasaki@cocolab.jp, yukimat@okayama-u.ac.jp

あらまし 近年、観光分野では利用者一人ひとりの嗜好や特性に応じた情報提供を行う個人適応型観光推薦への関心が高まっている。そこで本研究では、個人適応型観光推薦に向けて、ユーザの観光に関する写真アルバムに保存された画像を対象に分析を行い、個人の性格特性および観光における嗜好の推定を試みる。本稿では、初期実験として実際にデータ収集を行い、収集したデータを用いてベースモデルを構築・評価した。結果として、有効な推定性能を確認することはできなかったが、質問項目レベルでの推定では最も良好なもので MAE が 1.01、決定係数  $R^2$  が 0.36、相関係数が 0.61 での推定ができることを確認した。

**キーワード** 観光推薦、性格推定、嗜好推定、画像解析、パーソナライズ

## A Travel Photo Album Analysis Method for Estimating Preferences and Personality Traits Toward Personalized Tourism Recommendation

Minaho YAMASAKI<sup>†</sup> and Yuki MATSUDA<sup>†,††</sup>

† Okayama University Tsushima-naka 3-1-1, Kita-ku, Okayama, Okayama 700-0082, Japan

†† RIKEN Center for Advanced Intelligence Project Nihonbashi 1-4-1, Chuo-ku, Tokyo 103-0027, Japan

E-mail: †minaho.yamasaki@cocolab.jp, yukimat@okayama-u.ac.jp

**Abstract** In recent years, there has been growing interest in personalized tourism recommendation systems that provide information tailored to each individual user's preferences and characteristics. In this study, with the aim of developing personalized adaptive tourism recommendations, we analyze images stored in users' tourism-related photo albums and attempt to estimate individuals' personality traits and tourism preferences. As an initial experiment, we conducted data collection and constructed and evaluated a baseline model using the collected data. As a result, although effective overall estimation performance was not confirmed, estimation at the level of individual questionnaire items achieved the best performance, with a mean absolute error (MAE) of 1.01, a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.36, and a correlation coefficient of 0.61.

**Key words** Tourism Recommendation, Personality Estimation, Preference Estimation, Image Analysis, Personalization

### 1. はじめに

近年、膨大な情報が溢れる中で、効率的かつパーソナルな情報収集が求められるようになり、個人に合わせた観光推薦システムの需要が高まっている。現在、多くの観光推薦システムが実用化されているものの、その多くはユーザの明示的な評価や検索履歴といったユーザからの直接的な入力に依存している。しかし、このような明示的な入力は、ユーザにとって手間がかかる上に、自身の複雑な嗜好や潜在的なニーズを完全に表現することが難しいという課題を抱えている。

一方、スマートフォンの普及や SNS の発展により、個人が

旅行中に撮影した写真が膨大に蓄積されている。これらの写真はユーザの体験や性格、無意識の嗜好や行動を反映しており、ユーザの潜在的な観光における嗜好や性格特性を捉える上で重要な情報源となり得る。

そこで著者らは、ユーザが旅行時に撮影した一連の時系列写真データ（アルバム）に着目し、そのアルバム内の写真を分析することで、ユーザの嗜好・性格を推定する手法の実現を目指している（図 1）。具体的には、写真の内容そのものに加え、写真の撮影方法などにも着目し、写真データとその写真に付加されている EXIF データ（Exchangeable Image File Format：カメ

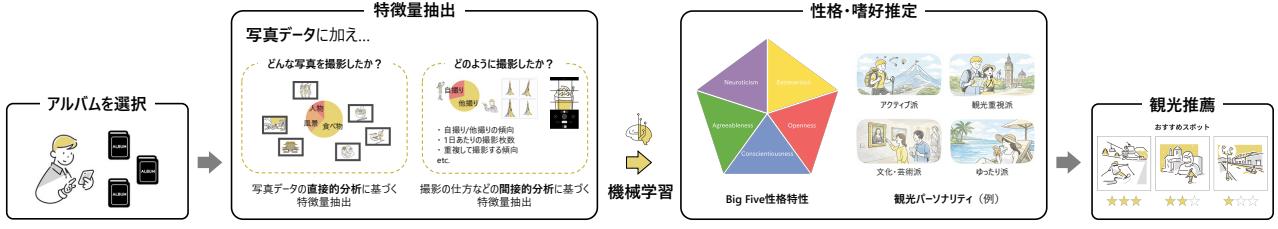


図 1: 本研究の全体像

うで撮影した画像ファイルに付加される、撮影情報やカメラの設定情報の総称)などの情報源から、個人の性格や観光における嗜好を推定することを目指す。本稿では初期実験として実際にデータを収集し、個人特性が反映されると考えられる特微量を用いてベースモデルを構築・評価し、その結果を報告する。

## 2. 関連研究

### 2.1 観光推薦システム

観光推薦システムについては、長年にわたり様々な研究が行われてきた。Kurata らは、ユーザから段階的に要望を抽出しつつ観光プランを提案するインタラクティブなシステム CT-Planner を提案している[1]。また、オンライン観光推薦に関する研究が進んでいる。Hidaka らは、嗜好情報と各観光スポットの現況に基づくキュレーションにより観光推薦を行う手法を提案している[2], [3]。Isoda らは、あるスポットに訪問すべき時間帯(訪問適時性)に注目し、時間と場所の組み合わせの制約条件のもとで観光ルート推薦を行うアルゴリズムを提案している[4]。

### 2.2 嗜好・性格と観光に関する研究

観光推薦の対象者がどのような嗜好・性格を持っており、それがどのように観光行動に結びついているのか、あるいは観光推薦の品質向上に寄与するのか、という観点について様々な側面から研究が進められている。日高らは、観光客のパーソナリティによって観光行動が異なるかについてのアンケート調査を実施している[5]。また、Ferwerda らは Instagram に投稿された写真からユーザの性格抽出を行う手法を提案している[6] ほか、El Bahy らは同様の研究をモロッコの居住者を対象に行なっている[7]。

### 2.3 写真と観光に関する研究

ユーザが過去の旅行時に撮影した写真の解析に基づいて、ユーザの潜在的な嗜好や観光行動の傾向を明らかにし、観光推薦を行う手法も提案されている。

Sertkan らは、ユーザが入力した写真から「旅行プロフィール」の生成を行い、PoI 推薦を行う手法を提案している[8]。しかし、ユーザは 3~7 枚の写真を選ぶため、膨大な写真の中から厳選する負担と、選んだ写真で自身の特性を表しきれない可能性があるという課題がある。Zhao らは、写真から得られる視覚的特微量を用いた協調フィルタリングによりユーザの過去の興味を抽出し観光ルートを推薦する手法を提案している[9]。北村らは、過去に撮影した旅行写真に一般物体認識を適用することでユーザの嗜好を推定し、観光地推薦を行う手法を提案している[10]。

## 2.4 本研究の立ち位置

既存研究におけるユーザの嗜好や性格の推定は、多くの場合、評価履歴やアンケート回答など、ユーザから得られる明示的な入力情報に依存している。しかしこの方法では、ユーザ自身も自覚していない潜在的な特性や嗜好を十分に捉えきれないという問題がある。さらに、写真を利用した推薦システムでは、ユーザに対して少数の写真を厳選して入力させる必要があり、その負担が課題となっていた。

そこで著者らは、ユーザが旅行中に撮影した一連の時系列データ(写真アルバム)に着目し、アルバムから旅行時の嗜好や性格を推定する手法を提案した[11]。この研究では、被写体や色彩といった写真の内容に加え、同一被写体を重複して撮影する傾向や、撮影時刻の間隔といった撮影行為の傾向も、個人特性を捉える手掛かりとすることを提案した。

本稿では、初期実験として実際にデータ収集を行い、先行研究において個人の特性が反映されると考えた特微量を用いて嗜好・性格を推定するベースモデルを構築し、その推定結果を報告する。

## 3. 写真アルバムを用いた嗜好・性格推定手法

### 3.1 手法の概要

提案するシステムのワークフローを図 2 に示す[11]。Google Photos の写真アルバムを選択することで、アルバムの写真をシステムが取得する。得られたデータから特微量を抽出、機械学習モデルへと入力することで性格・観光嗜好を推定し、観光推薦を行う仕組みである。抽出する特微量は、写真データそのものに加え、後述する被写体の傾向や色彩の傾向といった写真データの直接的分析に基づく特微量と、重複撮影傾向や撮影間隔傾向といった写真の撮影の仕方などに関する間接的分析に基づく特微量である。

### 3.2 データ収集方法

機械学習モデルの構築・推論時に用いるデータの収集方法について述べる。まず、入力データとして使用するアルバムデータの収集は、Picker API (Google Photos API) を通じて行い、各画像の画像データおよび EXIF データを取得した。なお、Picker API からは GPS 情報を除いたすべてのデータを取得できることを確認している[11]。

正解データの収集は、以下の既存研究で用いられた性格特性や観光嗜好を測る尺度を用いた。

### ■ 性格特性

ユーザの性格特性を測定する尺度として、小塩らの日本語

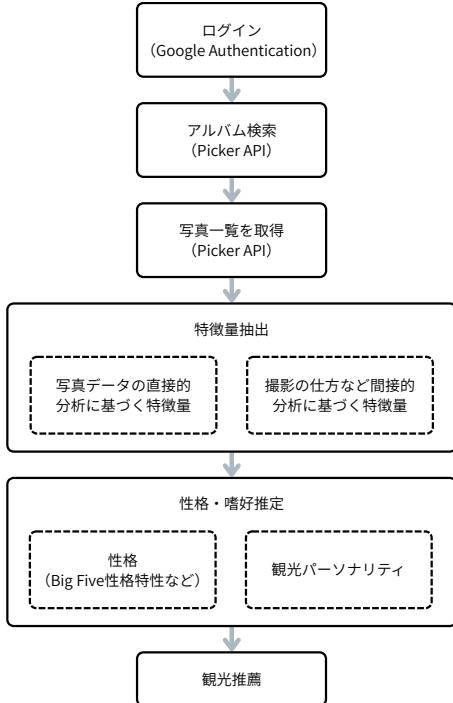


図 2: 提案手法のワークフロー [11]

版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) を用いた [12]. TIPI-J は、「外向性」「誠実性」「協調性」「開放性」「神経症傾向」からなる Big Five 性格特性を 10 項目で測定する尺度である.

### ■ 観光パーソナリティ

観光パーソナリティを測定する尺度には以下の 2 つの尺度を用いた. なお, いずれの質問も原文は英語であるため, アンケート実施時には日本語訳を併記して使用した.

1 つ目は, The International Tourist Role Scale (ITR) の検証版である Jiang らの尺度 [13] を用いた. これは, Cohen が提唱した「新奇性 (Novelty) と既知性 (Familiarity) の連続体」における観光客の役割類型 [14] に基づき, Mo らが開発した ITR [15] の質問項目を改善し, その信頼性と妥当性の検証を行ったものである. これにより, 国際的な観光客の持つ既知性／新奇性意向の度合い (Familiarity) を測定する.

2 つ目は, Sertkan らが用いた Seven-Factor Model である [8]. これは, Big Five 性格特性と 17 の Tourist Roles [16] を組み合わせたもので, 性格特性と観光特性を捉える. このモデルに基づく 7 因子について, それぞれの傾向を 0~100 で回答させた.

### 3.3 特微量の抽出

本研究で使用した特微量は, 「どんな写真を撮影したか?」に着目した写真データの直接的分析に基づく特微量と, 「どのように撮影したか?」に着目した写真の撮影の仕方などの間接的分析に基づく特微量の 2 種類に大別される. 以降で今回使用した特微量について述べる.

#### 3.3.1 直接的分析に基づく特微量

直接的分析に基づく特微量は, OpenCV<sup>(注1)</sup> およびオープンソースの Language-Vision ライブラリである LAVIS [18] を用い

て行った.

OpenCV では, Ferwerda らや ElBahy らによる HSV 色空間を用いた分析 [6], [7] に基づいて, 表 1 に示す特微量を抽出した. Hue 値 (色相) は red, orange, yellow, green, blue, violet に対応する区間に分類し, 各区間が画像全体に占める割合を計算し, それらの値についてアルバム全体での平均および分散を算出した. また, 暖色 (red, orange, yellow) と寒色 (green, blue, violet) の区間に統合した場合についても, 同様の計算を行った. Saturation (彩度) および Value (明度) については画像ごとの平均および分散に加え, 低・中・高の 3 区間に均等に分割した場合の各区間の割合を算出し, それらのアルバム内での平均および分散を算出した. さらに, 彩度および明度の値をもとに算出される PAD モデル [17] の各指標の計算も行った.

LAVIS [18] では, 画像に対する質問への回答を生成できるため, 自然物か人工物か, 自撮り写真か, 集合写真か, 人が写っているか, 屋内か屋外か, 混雑しているかといった被写体や撮影環境に関する質問を行った. 生成された回答について, 回答の種類数およびエントロピーを算出し, 特微量とした. エントロピーとは分布の均一さを示す値であり, データがさまざまな値を取るほど大きい値をとり, 分布が集中しているほど 0 に近い値をとる.

#### 3.3.2 間接的分析に基づく特微量

間接的分析に基づく特微量としては, LAVIS [18] による解析結果および EXIF データを用いた. 主な特微量を表 2 に示す.

LAVIS では, 画像キャプションを生成する機能および画像とテキスト間の類似度を計算する機能を用いて, 被写体を重複して撮影する傾向を特微量として抽出した. 具体的には, 生成されたキャプションとアルバム内の他画像とのコサイン類似度を計算し, 設定した閾値以上の類似度を示す画像群を重複して撮影しているとみなし, そのグループ数を特微量とした.

EXIF データからは, 撮影感度や露出時間といった数値として保存されているデータについて, 平均, 分散, 最小値, 最大値, 中央値を算出した. 機材情報や Flash の使用状況など, カテゴリ情報として保存されているデータについては, 各項目ごとに出現する値の種類数およびエントロピーを算出し, 特微量とした. 露出補正については, 露出補正の有無および補正量の両方を取得することを目的として, 数値データおよびカテゴリデータの双方の算出方法を適用した. 時間と撮影量に関する特微量として, 1 日あたりの平均撮影枚数や, 時間帯 (0~6 時, 6~11 時, 11~15 時, 15~18 時, 18~21 時, 21~24 時) ごとのアルバムに占める割合, 撮影時間間隔, 単位時間 (1, 2, 5, 10, 30, 60, 120, 300, 600, 900, 1800, 3600, 7200, 10800[s]) ごとの撮影割合を算出した. また, 写真の縦横比や縦向き・横向きの割合も特微量として算出した.

### 3.4 推定モデルの構築・評価方法

本研究では, 収集データの規模から LightGBM を用いて機械学習による推定を行った. モデルの評価には, Leave-One-Person-Out (LOPO) 交差検証を採用した. 正解データは 7 段階リッカート尺度や 0~100 の数値で取得しているため, 連続

(注1) : <https://opencv.org/>

表 1: 直接的分析に基づく特徴量 [6]

使用ツール	分析内容	元データ項目	算出した統計量
OpenCV	色区間ごとの画素割合	色区間ごとの割合	平均・分散
	暖色・寒色の比率	寒色・暖色の割合	平均・分散
	彩度分布の算出	彩度	平均・分散
	彩度構成	彩度	低・中・高の割合 (平均・分散)
LAVIS [18]	明度分布の算出	明度	平均・分散
	明度構成	明度	低・中・高の割合 (平均・分散)
	情緒次元	PAD モデル [17]	平均・分散
	物体属性判定	自然物か人工物か	種類数・エントロピー
LAVIS [18]	撮影形態判定	自撮り写真か	種類数・エントロピー
	撮影形態判定	集合写真か	種類数・エントロピー
	人物含有率	人が写っているか	種類数・エントロピー
	撮影環境	屋内か屋外か	種類数・エントロピー
	撮影環境の混雑度	混雑しているか	種類数・エントロピー

表 2: 間接的分析に基づく特徴量

使用ツール	分析内容	元データ項目	算出した統計量
LAVIS [18]	重複撮影傾向	類似画像群	グループ数
	撮影感度	ISO	平均・分散・標準偏差・最小値・最大値・中央値
	露出時間	ExposureTime	平均・分散・最小値・最大値・中央値
	明るさ	BrightnessValue	平均・分散・最小値・最大値・中央値
	シャッター速度	ShutterSpeedValue	平均・分散・最小値・最大値・中央値
	露出補正	ExposureCompensation	平均・分散・最小値・最大値・中央値・種類数・エントロピー
	機材情報	LensMake, Make など	種類数・エントロピー
	フラッシュ使用率	Flash	種類数・エントロピー
	焦点距離傾向	FocalLength, FocalLengthIn35mmFilm	種類数・エントロピー
EXIF	カメラ姿勢傾向	Orientation	種類数・エントロピー
	絞り値傾向	ApertureValue	平均・分散・最小値・最大値・中央値
	ホワイトバランス傾向	WhiteBalance	種類数・エントロピー
	撮影量の傾向	1 日あたりの撮影枚数	平均
	時間帯ごとの撮影傾向	時間帯ごとの撮影枚数の割合	アルバムに占める各時間帯の割合・エントロピー
	撮影間隔傾向	連続する写真間での撮影間隔	平均・分散・最小値・最大値・中央値
	バースト性	単位時間あたりの撮影数	割合
	縦横比傾向	写真の縦横比	平均・分散
	デバイスの向き傾向	縦画像か横画像か	割合

値を予測対象とする回帰モデルを用いた。特徴量に欠損値が存在する場合には、その値を 0 で補完した上で学習および推定を行った。また、本実験ではユーザの保有する旅行アルバムのうち 1 つを用いて学習および推定を行なった。

推定結果の評価指標として、平均絶対誤差 MAE、決定係数  $R^2$  値、相関係数を算出し、散布図および特徴量の寄与度を示すグラフを出力した。

## 4. 実験・評価

### 4.1 実験設定

本研究では、同一大学に所属する学生および研究室内の学生、および教員 1 名の計 17 名からデータを収集した。各参加者が保有する写真アルバムのうち、30 枚以上の旅行写真を含む 1 アルバムを対象とした。写真データは合計 4644 枚収集し、1 アルバムあたり平均 92.88 枚（最小：30 枚、最大：356 枚）であった。さらに、各参加者に対して、前述の性格特性および観光パー

ソナリティに関するアンケート調査を実施し、その回答を正解データとして収集した。

TIPI-J [12] により算出される BigFive 性格特性では、各特性が 2~14 の範囲で表現される。本研究で得られた各特性の平均および標準偏差は、外交性が 8.00 ( $\pm 3.66$ )、協調性が 10.65 ( $\pm 1.80$ )、勤勉性が 7.29 ( $\pm 2.91$ )、神経症傾向が 8.35 ( $\pm 2.62$ )、開放性が 8.53 ( $\pm 3.41$ ) であった。

観光パーソナリティについては、ITR [13] の質問項目から算出される Familiarity が 6~112 の範囲で表現され、平均は 60.9 ( $\pm 14.6$ ) であった。また、PicTouRe [8] で用いられた各因子については 0~100 の指標として表現される。本研究における各因子の平均および標準偏差は、Sun&Chill-Out が 67.9 ( $\pm 21.1$ )、Knowledge&Travel が 52.1 ( $\pm 24.7$ )、Independence&History が 61.8 ( $\pm 28.8$ )、Culture&Indulgence が 54.1 ( $\pm 25.1$ )、Social&Sports が 54.7 ( $\pm 24.0$ )、Action&Fun が 37.6 ( $\pm 18.5$ )、Nature&Recreation が 68.8 ( $\pm 17.7$ ) であった。

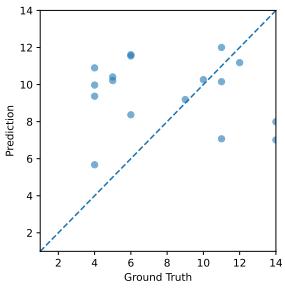


図3: 外向性 (BigFive)

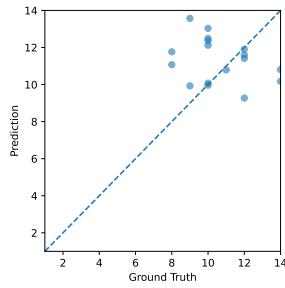


図4: 協調性 (BigFive)

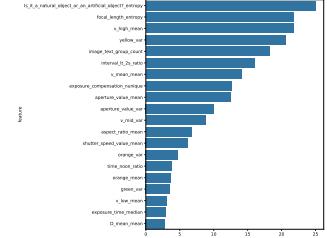


図 12: 外向性 (BigFive) の寄与度

図 13: 協調性 (BigFive) の寄与度

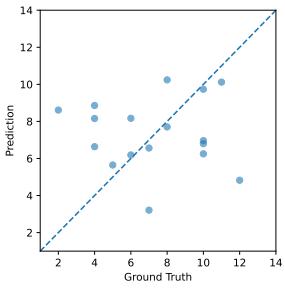


図 5: 勤勉性 (BigFive)

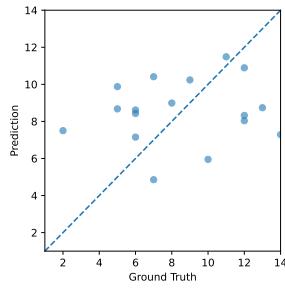


図 6: 開放性 (BigFive)

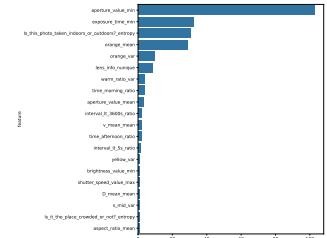


図 14: Familiarity (ITR) の寄与度

図 15: Q10 (BigFive) の寄与度

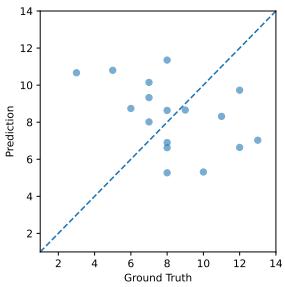


図 7: 神経症傾向 (BigFive)

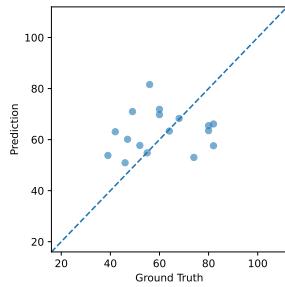


図 8: Familiarity (ITR)

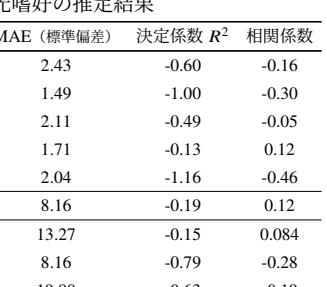


表3: 性格・観光嗜好の推定結果

性格・観光嗜好	MAE (平均)	MAE (標準偏差)	決定係数 $R^2$	相関係数
外向性	3.77	2.43	-0.60	-0.16
協調性	1.97	1.49	-1.00	-0.30
勤勉性	2.73	2.11	-0.49	-0.05
開放性	3.08	1.71	-0.13	0.12
神経症傾向	3.13	2.04	-1.16	-0.46
Familiarity	13.07	8.16	-0.19	0.12
Sun&Chill-Out	17.54	13.27	-0.15	0.084
Knowledge&Travel	26.04	8.16	-0.79	-0.28
Independence&History	29.64	19.90	-0.63	-0.19
Culture&Indulgence	27.67	17.13	-0.79	-0.28
Social&Sports	19.60	12.70	-0.0055	0.33
Action&Fun	15.68	10.63	-0.12	0.12
Nature&Recreation	16.45	10.37	-0.28	0.13

の平均絶対誤差 (MAE) が大きいことが確認できることから、今回の推定精度は高いとはいえない。また、表 3 からも、決定係数  $R^2$  はすべて負の値となっており、相関係数も全体的に低く、推定精度が十分でないことが確認できる。一方で、図 11 に示す BigFive 質問項目 Q10 の推定結果では、比較的 45 度線に沿った分布の散布図になり、平均 MAE は 1.01、決定係数  $R^2$  は 0.36、相関係数 0.61 と、ある程度の推定が行えたものもあった。

特微量の寄与度についても分析した。その一部を図 12, 13, 14, 15 に示す。これらから、推定精度は高いとは言えないものの、寄与度の高い特微量として、既存研究で用いられてきた HSV 関連の特微量に加え、本研究で新たに導入した EXIF データや LAVIS を使用して抽出した特微量が含まれていることが確認できる。このことから、高い寄与度が必ずしも高い推定結果につながるわけではないものの、これらの特微量が有用な情報源となり得るということが確認できる。

今回の推定において十分な精度が得られなかつた原因として以下の4点が考えられる。

- (1) データ数の不足：分析対象としたデータが 17 人分と限  
定的であったため、性格特性や観光パーソナリティのバリ  
エーションが十分に網羅的でなかった可能性が考えられる。

## 4.2 評価結果と考察

推定結果について、図 3～図 8 に BigFive 性格特性および ITR に基づく Familiarity の推定結果の散布図を示す。PicTouRe で用いられた指標の推定結果の一部は図 9、図 10 である。いずれの散布図も点は 45 度線付近に集まっておらず、予測値と正解値

より汎用的なモデルを構築するためには、さらなる被験者データの拡充が必要であると考えられる。

- (2) 特徴量の不足：今回使用した特徴量に加えて写真の構図や被写体のカテゴリの割合など、ユーザの特性が表れると考えられる特徴量は他にも存在する。より多くの特徴量を使うことで推定精度の向上につながると考えられる。

(3) データ収集の一貫性：今回データ提供者を募集するにあたり、30枚以上のアルバムを所持している人に限定したが、30枚以上も旅行中に写真を撮影しないという人が多かった。また、データ提供時に旅行アルバム内の写真全てではなく一部のみを選択することや、顔などが写った写真を意図的に除外するということがあったため、重複撮影や撮影間隔、人物に関連する特徴量などに悪影響が及んでしまった可能性が考えられる。

(4) 季節・場所などの要因：1つのアルバムのみを用いて推定を行ったという点に課題がある。今回得られた特徴量の寄与度から、HSV関連の特徴量が推定に影響を与えていることが確認できる。しかし、水族館や海では青色成分が大きく、自然環境では緑色成分が大きくなるなど、アルバムの色分布は旅行先や季節の影響を強く受ける。そのため、1つのアルバムに基づく推定では旅行内容に依存した偏りが生じやすいと考えられる。対応策としては、複数のアルバムを統合して推定する方法、より学習データセットを充実化し、季節性や場所の傾向などに依存しない汎化モデルを構築することなどが挙げられるため、今後の課題としたい。

## 5. おわりに

本研究では、個人の嗜好や性格に基づく観光推薦の実現に向けて、ユーザが旅行時に撮影した写真を集めたアルバムを分析することで嗜好・性格推定を行うベースモデルの構築を行い、その評価を行った。

推定結果としては、決定係数  $R^2$  が全て負の値を示すなど、全体として十分な推定精度は得られなかった。一方で、質問項目レベルでの推定では平均 MAE が 1.01、決定係数  $R^2$  が 0.36、相関係数 0.61 の推定精度が得られた項目も確認できた。また、既存研究で用いられた HSV 関連の特徴量に加え、本研究で新たに用いた EXIF データや LAVIS による分析から得た特徴量の寄与度が高いことが確認できたため、これらの特徴量が性格・嗜好の推定において有用な情報源となることが考えられる。

今後の課題として、データ数や特徴量の拡充に取り組むとともに、複数の旅行アルバムを統合して推定を行う手法の導入などを検討し、より高精度かつ安定した性格・嗜好推定モデルの構築を目指す。

謝 辭

本研究の一部は、JSPS 科研費（24K20763）の助成を受けて行われたものです。

文 献

- [1] Y. Kurata, Y. Shinagawa, and T. Hara, “CT-Planner5: a Computer-

- Aided Tour Planning Service Which Profits Both Tourists and Destinations," Workshop on Tourism Recommender Systems, pp.35–42, RecSys '15 Workshops, 2015.

- [2] M. Hidaka, Y. Matsuda, S. Kawanaka, Y. Nakamura, M. Fujimoto, Y. Arakawa, and K. Yasumoto, “A System for Collecting and Curating Sightseeing Information toward Satisfactory Tour Plan Creation,” *Intelligent Environments 2017*, pp.1–6, IE ’17, 2017.

[3] M. Hidaka, Y. Kanaya, S. Kawanaka, Y. Matsuda, Y. Nakamura, H. Suwa, M. Fujimoto, Y. Arakawa, and K. Yasumoto, “On-Site Trip Planning Support System Based on Dynamic Information on Tourism Spots,” *Smart Cities*, vol.3, no.2, pp.212–231, 2020.

[4] S. Isoda, M. Hidaka, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto, “Timeliness-Aware On-Site Planning Method for Tour Navigation,” *Smart Cities*, vol.3, no.4, pp.1383–1404, 2020. <https://doi.org/10.3390/smartcities3040066>

[5] 日高真人, 松田裕貴, 諏訪博彦, 多屋優人, 安本慶一, “観光客のパーソナリティと行動との関係性分析:一泊二日の京都旅行を想定したアンケート調査による検証,” *社会情報学*, vol.10, no.2, pp.23–36, 2021.

[6] B. Ferwerda, M. Schedl, and M. Tkalcic, “Using Instagram Picture Features to Predict Users’ Personality,” *Proceedings, Part I, of the 22nd International Conference on MultiMedia Modeling - Volume 9516*, pp.850–861, MMM 2016, 2016.

[7] S. El Bahy, N. Aboutabit, and I. Hafidi, “Analysis and prediction of personality traits using a self-generated database of Moroccan instagram users: impact of gender on image content and quantity on prediction accuracy,” *Multimedia Tools and Applications*, vol.83, no.29, pp.73583–73606, 2024. <https://doi.org/10.1007/s11042-024-19101-2>

[8] M. Sertkan, J. Neidhardt, and H. Werthner, “PicTouRe - A Picture-Based Tourism Recommender,” *Proceedings of the 14th ACM Conference on Recommender Systems*, pp.597–599, RecSys ’20, 2020. <https://doi.org/10.1145/3383313.3411526>

[9] P. Zhao, X. Xu, Y. Liu, V.S. Sheng, K. Zheng, and H. Xiong, “Photo2Trip: Exploiting Visual Contents in Geo-tagged Photos for Personalized Tour Recommendation,” *Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia*, pp.916–924, MM ’17, 2017.

[10] 北村理紗, 小館亮之, 伊藤貴之, “個人の旅行写真の一般物体認識に基づく観光地推薦,” *画像電子学会研究会講演予稿*, vol.16.04, pp.330–332, 2017.

[11] 山崎南穂, 松田裕貴, “個人適応型観光推薦のための写真アルバム分析による嗜好・性格推定手法の検討,” 2025 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 第 2025 卷, pp.1–7, 2025. <https://ipsj.ixsq.nii.ac.jp/records/2004481>

[12] 小塩真司, 阿部晋吾, P. Cutrone, “日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) 作成の試み,” *パーソナリティ研究*, vol.21, no.1, pp.40–52, 2012.

[13] J. Jiang, M.E. Havitz, Robert M.O’ Brien, “Validating the international tourist role scale,” *Annals of Tourism Research*, vol.27, no.4, pp.964–981, 2000. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(99\)00111-5](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(99)00111-5)

[14] E. Cohen, “Toward a sociology of international tourism,” *Social Research*, vol.39, no.1, pp.164–182, 1972. <http://www.jstor.org/stable/40970087>

[15] C.-m. Mo, D.R. Howard, and M.E. Havitz, “Testing an international tourist role typology,” *Annals of Tourism Research*, vol.20, no.2, pp.319–335, 1993.

[16] H. Gibson and A. Yiannakis, “Tourist roles: Needs and the Life-course,” *Annals of Tourism Research*, vol.29, no.2, pp.358–383, 2002. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(01\)00037-8](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(01)00037-8)

[17] P. Valdez and A. Mehrabian, “Effects of color on emotions,” *Journal of Experimental Psychology: General*, vol.123, pp.394–409, Dec. 1994.

[18] D. Li, J. Li, H. Le, G. Wang, S. Savarese, and S.C. Hoi, “LAVIS: A One-stop Library for Language-Vision Intelligence,” *Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 3: System Demonstrations)*, pp.31–41, 2023. <https://aclanthology.org/2023.acl-demo.3>