

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

Preliminary Study on Estimating Tourist Preferences and Personality Traits from Photo Albums for Personalized Tour Recommendations

山崎 南穂[†] 松田 裕貴[‡]
Minaho Yamasaki Yuki Matsuda

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。

そこで本研究では、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：カメラ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。そのための事前調査として、実際にどのような EXIF データを取得できるか調査を行い、性格・嗜好推定に有用だと考えられる特徴量のほぼすべてが取得可能であることを確認した。この手法により、ユーザの入力負担を既存研究に比べ軽減できるほか、より多角的な分析を通じて、ユーザの潜在的な特性を捉えることが可能になると考えている。

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。

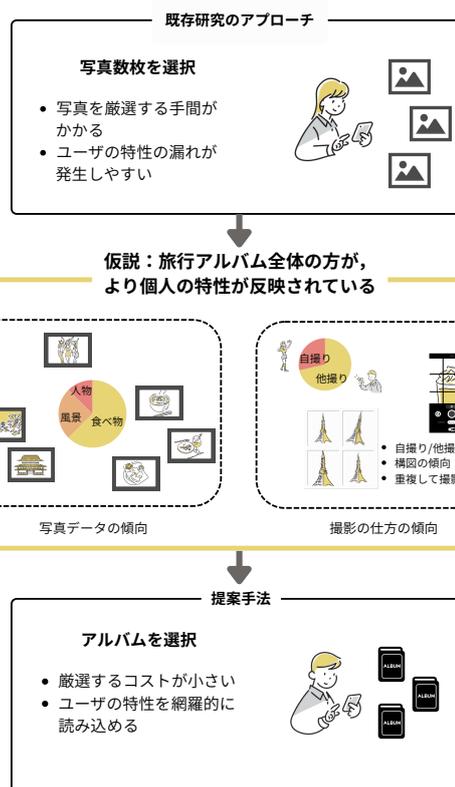


図 1: 本研究の全体像

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、オンサイト観光推薦に関しても研究が進んでいる。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

[†] 岡山大学, Okayama University

[‡] 理化学研究所革新知能統合研究センター, RIKEN AIP

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徴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・性格推定は, 多くの場合, 評価履歴やアンケートの回答といったユーザからの明示的な入力に依存している. しかし, このアプローチには, ユーザ自身も意識していない潜在的な特性や嗜好を捉えきれないという限界がある. また, 写真を用いた推薦システムにおいては, ユーザに数枚の写真を選定して入力させる手間が課題となっていた.

そこで, 本研究では, ユーザが旅行時に撮影した一連の時系列写真データを読み込むことで, より詳細なユーザの特性が得られると考え, 旅行写真を保存したアルバムからユーザの嗜好・性格を推定することを目指す. 具体的には, アルバム内の写真の内容そのもの(被写体や色彩など)に加え, 撮影行為の傾向(重複撮影や撮影間隔など)も個人の潜在的な特性を特定するための手がかりとする. このアプローチにより, 従来のシステムでは捉えきれなかった, より深くパーソナライズされた推薦の提供が可能となり, また, ユーザが写真を厳選する手間を省けるという利点もある.

3 提案手法

3.1 仮説とコンセプト

本研究の仮説とコンセプトを図1に示す. 本研究は, 個人の嗜好や性格は厳選された数枚の代表写真よりも, 旅行時に撮影された一連の時系列写真データ(旅行写真アルバム)に, より詳細かつ豊かに反映されているとい

う仮説に基づいている. 従来の推薦システムが, ユーザの明示的な入力や限定的な情報に依存することで, 潜在的な嗜好を捉えることに限界があったことに對し, 本研究ではアルバム全体から得られる膨大な情報に着目する.

具体的には, アルバムに含まれる写真そのものが個人の特性を直接的に表す重要な指標となると考えられる. 例えば, 風景写真が多いユーザは自然志向, 食べ物の写真が多いユーザは食への関心が強い, また人物や自撮り写真が多いユーザは社交性が高いというように, 被写体の傾向には個人の性格や嗜好が表れると考えられる.

加えて, 本研究では「どんな写真を撮影したか」だけでなく, 「どのように撮影したか」という撮影行為の傾向も, 個人の潜在的な特性を捉えるための重要な手がかりになると考える. 例えば, 同じ被写体を何度も取り直す傾向や, 撮影後に不要な写真を削除する傾向, 撮影時間間隔や同じ場所での撮影枚数などは個人の美的感覚やこだわり, あるいは探究心といった個人の性格を反映していると考えられる.

これらの情報を統合的に分析することで, 従来のシステムでは把握しきれなかった, より潜在的な個人の特性を推定することを目指す. これにより, 従来の推薦システムと比較して, より深くパーソナライズされた推薦を提供できる点が本研究のメリットである. また, 膨大な写真の中から数枚を選ぶよりもアルバムを選択する方がユーザの負担が小さいという利点もある.

3.2 対象とする性格・嗜好

推定対象とする性格・嗜好は, 個人の性格と, 観光における嗜好を表す観光パーソナリティに大別される.

性格を推定する研究の多くは Big Five 性格特性を用いている. これは, 人間の性格を「外向性」「誠実性」「協調性」「開放性」「神経症傾向」の5つの因子で分類するものである. 写真から性格を推定する研究として, Instagram にユーザが投稿した写真からユーザの Big Five 性格特性を抽出する研究がなされている [6, 7]. これらの研究では, 写真と性格の関係に文化が影響を与える可能性について言及されており, 国や文化ごとに異なる性格推定モデルが必要であると考えられる.

観光パーソナリティとは, 旅行者がどのような観光体験を好み, 何を重視するかを示す個人の傾向や特性のことである. その定義は研究によって様々であり, 異なる観点から分類が試みられている. Gibson ら [11] は, 観光者のタイプを17因子で分類した. この研究をもとに, Neidhardt らはより少ない要因で観光中の行動パターンを捉えるため, Big Five 性格特性のアンケート結果と Gibson らの研究 [11] で用いられた観光行動に関する質問のアンケート結果との因子分析を行った [12]. その結果, 17の観光客の特徴と5つの性格特性の22のデータを

sun loving and connected (アウトドア好きで社会的), *educational* (知的好奇心が強い), *independent* (個人のベースでの独立した観光を好む), *culture loving* (文化や歴史に関心がある), *open minded and sportive* (外向的でスポーツ観光を好む), *risk seeking* (冒険や刺激を求める), *nature and silence loving* (自然と静寂を好む) の7因子に整理した. Hidaka ら [3] は, 日本を訪れる外国人観光客が観光において重要だと答えた上位5項目 [13] から, *More Japanese-style or Western* (和風か西洋風か), *whether a spot is natural or artificial* (自然か人工か), *whether the price is expensive or reasonable* (高価か安価か), *whether the spot is popular or minor* (人気かマイナーか), *tolerance to crowded conditions* (混雑状況への耐性) の5つの因子を用いている.

本研究では, 性格の指標として多くの研究で用いられている Big Five 性格特性を利用する. また, 観光パーソナリティについては, 一般的な観光者のタイプを幅広くカバーしている7因子モデルの利用を検討している.

3.3 ワークフロー

提案するシステムのワークフローを図2に示す. 本研究では, ユーザが Google Photos 上でアルバムを作成すると仮定し, Google Photos API のうち写真取得のための API (Picker API^{*1}) を用いてアルバムデータの取得を行う.

1. システムにログインする (Google Authentication)
2. Picker API を介して, 写真アルバムを選択する
3. 写真一覧を取得する
4. 写真アルバムデータから特徴量を抽出する
 - (a) 写真データの直接的分析に基づく特徴量抽出
 - (b) 写真の撮影の仕方などの間接的分析に基づく特徴量抽出
5. 推定モデルによって個人の性格・嗜好を推定する
6. 推定結果に基づき, 観光スポット・観光ルートの推薦を行う

まず, ユーザは Google Authentication を通じて Google アカウントでシステムにログインする. 次に, Google Photos Picker を起動するとアカウントに保存されている写真一覧が表示される. アルバムは検索バーから検索し, 写真を選択する.

その後, 選択された写真をシステムが受け取り, 特徴量の抽出を行う. 抽出する特徴量は, 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

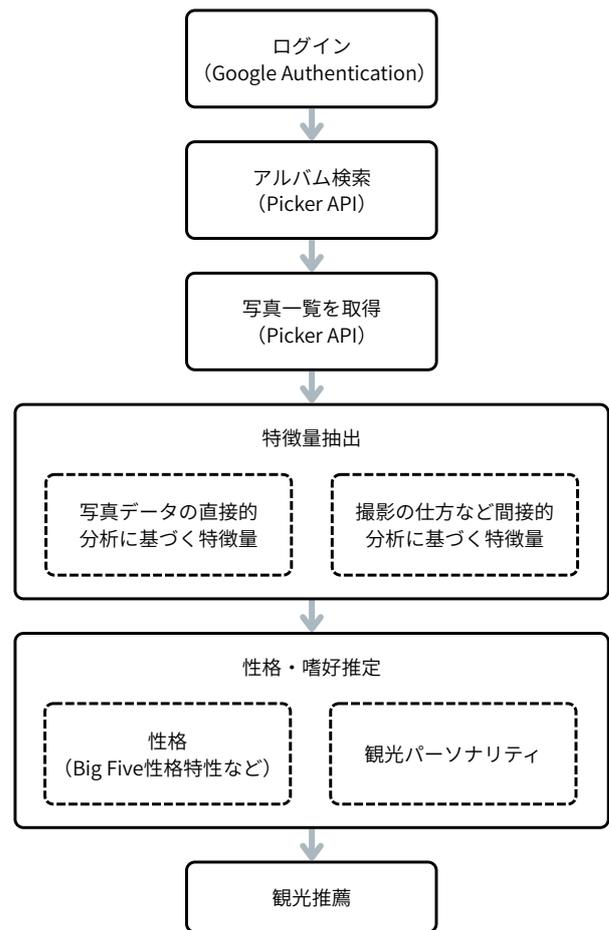


図2: ワークフロー

づく特徴量と, 重複撮影傾向やデータ整理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徴量である.

最後に, 得られた特徴量を統合し, ユーザの性格や観光における嗜好を推定する. この推定結果に基づき, 観光スポットや観光ルートの推薦を行う.

3.4 特徴量抽出

本研究で対象とする, 個人の特性が表れると考えられる特徴量は以下の通りである. 既存研究で採用されている「どんな写真を撮影したか?」という視点に基づき写真そのものを直接的に分析するアプローチに加えて, 本研究では「一連の観光の中で, どのように写真を撮影しているか?」といったアルバムを分析することによって得られる時系列写真を間接的に分析するアプローチを新たに採用する.

1. 写真データの直接的分析に基づく特徴量抽出
 - (a) 被写体選択傾向 (被写体の選び方の偏りなど)
 - (b) 色彩傾向 (撮影された写真の HSV 色空間での偏りなど)

^{*1} <https://developers.google.com/photos/picker/reference/rest>

2. 写真の撮影の仕方などの間接的分析に基づく特徴量抽出

- (a) 重複撮影傾向（時系列的に連続する写真間の類似度など）
- (b) 構図傾向（画角内における被写体の位置、大きさなど）
- (c) 露出補正傾向（撮影時の露出補正の傾向など）
- (d) データ整理傾向（誤って撮影した写真・不要な写真の削除など）
- (e) 撮影時間間隔傾向
- (f) 撮影場所の密度傾向（場所あたりの撮影枚数・偏りなど）
- (g) 撮影アプリケーション傾向
- (h) 撮影レンズ傾向（近接/望遠カメラ、フロントカメラ/リアカメラの使用頻度など）

まず、1. 写真データの直接的分析に基づく特徴量抽出では、「どんな写真を撮影したか？」に着目する。被写体選択の傾向から、風景や食べ物、人物といった被写体カテゴリを抽出する。また、色彩傾向については Ferwerda ら [6] や ElBahy ら [7] の研究により色彩と性格の関連性が示されており、色相・彩度・明度（HSV）といった色彩情報を特徴量として抽出することでユーザーの性格傾向を間接的に推定することが可能であると考えられる。

次に、2. 写真の撮影の仕方などの間接的分析に基づく特徴量抽出では、「どのように撮影したか？」に着目する。まず、(a) 重複撮影傾向については、時系列的に連続する写真間の類似度を測定することで、同じ被写体を複数枚撮影する傾向があるかどうかを得られると考える。また、(b) 構図傾向については、画角内における被写体の中心からのずれや大きさからユーザーの美的感覚などを捉えることができると考える。同様に、(c) 露出補正傾向では撮影時に露出の補正をするかどうかという傾向や、写真の明るさの好みを得られる。さらに、(d) データ整理傾向では、誤って撮影した写真や重複している写真など、ユーザーにとって不要な写真を削除して整理する傾向があるかどうかという特徴が得られると考える。加えて、(e) 撮影時間間隔傾向や (f) 撮影場所の密度傾向から、ユーザーがどれだけ集中して写真を撮るかや、どのような場所に関心を持つかといった特徴が得られると考える。最後に、(g) 撮影アプリケーション傾向や (h) 撮影レンズ傾向では、写真を撮影するアプリケーションの種類や、フロントカメラやリアカメラの使用傾向から、ユーザーの自撮りの傾向や撮影の目的を推測できると考える。

3.5 性格・嗜好推定モデル

本節では、本研究で採用を検討している性格・嗜好推定モデルについて説明する。

Sertkan ら [14, 8] は、Quercia らによる Twitter データから性格を推定する研究 [15] との精度比較のために、ユーザーの性格推定モデルとして M5' Rules を用いている。さらに、Radial Basis Function (RBF) ネットワークを用いた場合との精度比較も行っている。本研究においても、ユーザーの性格推定に同様のモデルを用いることで、先行研究との推定精度の比較が可能であると考えられる。

また、Sertkan らの研究では、数枚の写真から7因子を用いた観光パーソナリティを推定するために CNN が用いられている [14]。この研究では、観光パーソナリティの決定が「分類 (Classification)」と「集約 (Aggregation)」という2つのステップで行われる。具体的には、まず各因子に対して1つずつ CNN が訓練され、その出力が7次元ベクトルに結合される。その後、この7次元ベクトルが集約されることで観光パーソナリティが決定される。先行研究では、因子によって88%から99%の検証精度を示したことから、本研究でも同様のモデルを構築することで、精度の高い推定が可能になると考える。

モデルの評価は、ユーザーからのアンケート調査によって得られたデータとの比較によって行うことを検討している。具体的には、推定された性格・観光パーソナリティスコアと実際のスコアとの相関や平均二乗誤差 (MSE) を用いる予定である。

4 提案手法の可能性検証

4.1 EXIF データ取得の調査

提案手法の実現可能性を検証するため、Picker API 経由で取得した画像からどのような EXIF データが入手できるか調査を行った。調査には Google から提供されている Picker API のサンプルプログラム^{*2}の一部を改変したプログラムと、画像に含まれる EXIF データを確認する Web ページを利用した。

調査手順を図3に示す。まず、Picker API のサンプルプログラムを実行し、Google Photos 上の写真を選択した。ここでは iPhone 13 で撮影した写真を選択した例を示している。このサンプルプログラムについては、選択した写真の JSON 形式のメタデータを全て出力し、その構造全体を確認できるように改変した。さらに、指定した項目が正しく取得できるかを検証するため、一部の項目を抜粋して出力するように改良を加えた。その出力結果を図4に示す。この結果から、API 経由で直接取得できる EXIF データは一部に限られることが判明した。そこで、API から取得した画像ファイルからより多

^{*2}<https://developers.google.com/photos/picker/samples>

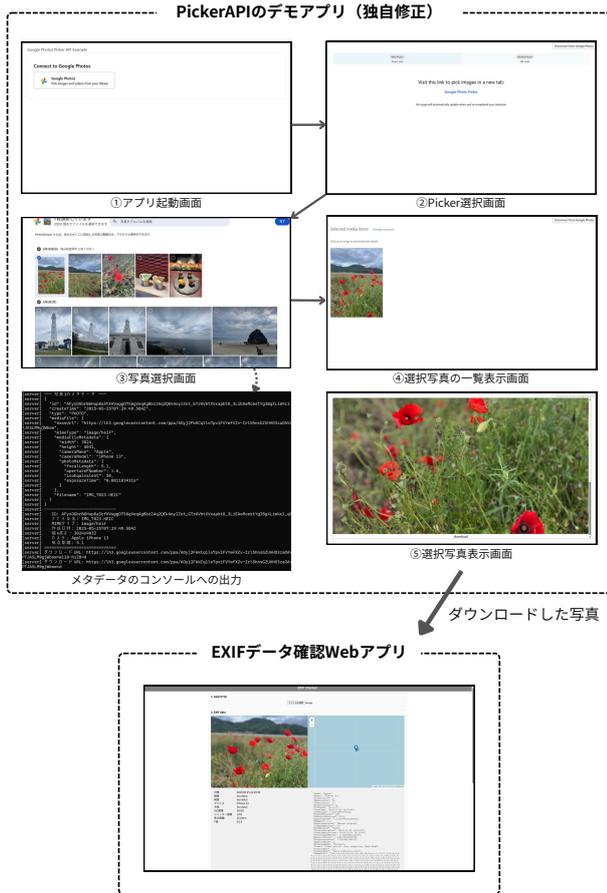


図 3: EXIF データ取得調査の流れ

```
[server] [nodemon] restarting due to changes...
[server] [nodemon] restarting due to changes...
[server] [nodemon] restart: mode app.js
[server] App listening on port 8080
[server] Press Ctrl+C to quit.
[server] 写真1のメタデータ
[server]
[server] {
[server]   "id": "AFyxDcbr86Hop8aStfHvuggD756gVeqAgBz2Aq2Ek4oyIZot_GTrVbvtXvxpbt8_3LiEAeMcmstYg28gXlIm4c1",
[server]   "createTime": "2025-05-25T07:29:49.384Z",
[server]   "type": "PHOTO",
[server]   "mediaFile": {
[server]     "baseUrl": "https://lh3.googleusercontent.com/ppa/ADyJ2FkKcQ1o7pv1FVvFXZv-IrL5hnsGZUHO3zaOAMPTJASLM9gJb0ow",
[server]     "mimeType": "image/heif",
[server]     "metaFileMetadata": {
[server]       "width": 3824,
[server]       "height": 4832,
[server]       "cameraModel": "Apple",
[server]       "cameraModel": "iPhone 13",
[server]       "photoMetadata": {
[server]         "focalLength": 5.1,
[server]         "apertureNumber": 1.6,
[server]         "isoEquivalent": 50,
[server]         "exposureTime": "0.001183431s"
[server]       }
[server]     }
[server]   },
[server]   "filename": "IMG_7023.HEIC"
[server] }
[server]
[server] ID: AFyxDcbr86Hop8aStfHvuggD756gVeqAgBz2Aq2Ek4oyIZot_GTrVbvtXvxpbt8_3LiEAeMcmstYg28gXlIm4c1_0P
[server] ファイル名: IMG_7023.HEIC
[server] MIMEタイプ: image/heif
[server] 作成日時: 2025-05-25T07:29:49.384Z
[server] 幅高さ: 3824x4832
[server] カメラ: Apple iPhone 13
[server] 露出時間: 5.1
[server]
[server]
[server] ダウンロードURL: https://lh3.googleusercontent.com/ppa/ADyJ2FkKcQ1o7pv1FVvFXZv-IrL5hnsGZUHO3zaOAMPTJASLM9gJb0ow
[server] ダウンロードURL: https://lh3.googleusercontent.com/ppa/ADyJ2FkKcQ1o7pv1FVvFXZv-IrL5hnsGZUHO3zaOAMPTJASLM9gJb0ow
```

図 4: コンソールへの出力結果

くの EXIF データが取得可能かどうかを確認するため、サンプルコードをさらに改良し、選択画像をダウンロード可能にした。その後、ダウンロードしたテスト画像を EXIF データ確認 Web アプリ^{*3}で解析し、その内容を確認した。

^{*3} <https://cocolabjp.github.io/exif-checker/>

表 1: 取得した EXIF データ

項目名	格納データ
Make (メーカー)	Apple
Model (モデル)	iPhone13
Software (ソフトウェア)	18.3.2
ExifVersion	0232
DateTime (撮影日時)	2025:05:25 16:29:49
SubsecTimeOriginal (オリジナル画像作成時の秒以下の時間)	584
Orientation (向き)	1
XResolution (X 方向解像度)	72
YResolution (Y 方向解像度)	72
PixelXDimension (ピクセル X 寸法)	3024
PixelYDimension (ピクセル Y 寸法)	4032
ResolutionUnit (解像度単位)	2
ExposureTime (露出時間)	0.001183431952662722
ExposureProgram (露出プログラム)	Normal program
ExposureBias (露出補正)	0
ExposureMode (露出モード)	0
ShutterSpeedValue (シャッタースピード値)	9.723334211219385
FNumber (F 値)	1.6
ApertureValue (絞り値)	1.3561438092556088
ISO Speed Ratings (ISO 感度)	50
BrightnessValue (明るさの値)	7.72182427548137
MeteringMode (測光モード)	Pattern
Flash (フラッシュ)	Flash did not fire, compulsory flash mode
WhiteBalance (ホワイトバランス)	Auto white balance
FocalLength (焦点距離)	5.1
FocalLengthIn35mmFilm (35mm 換算焦点距離)	26
SubjectArea (被写体エリア)	[2011, 1508, 2217, 1330]
MakerNote (メーカーノート)	[65, 112, 112, 108, 101, ...]
SensingMethod (センシング方式)	One-chip color area sensor
SceneType (シーンタイプ)	Directly photographed
	undefined
GPSVersionID (GPS バージョン ID)	2.2.0.0
GPSAltitudeRef (GPS 高度基準)	0

4.2 調査結果と考察

得られた EXIF データの一部を表 1 に示す。この結果から、位置情報を除き、画像データとその画像に含まれる EXIF データを取得できることが確認できた。

以下では、得られたデータをもとに、3.4 節で挙げた特徴量が抽出可能か確認した。

まず、写真データの直接的分析に基づく特徴量については、Picker API 経由で取得した画像は、Google Photos 独自の圧縮処理が入っているものの、元の写真とほぼ同等画質で同じ画素数の写真データが取得できた。このことから、取得した写真データに基づいて特徴量抽出が可能であると考えられる。

次に、間接的分析に基づく特徴量について考察する。

- (a) 重複撮影傾向：画像内 EXIF データに含まれる DateTime や SubsecTimeOriginal から撮影した時間のデータを得ることができた。これをファイル名や被写体のオブジェクト検出などと組み合わせ

せることで、特定の被写体を複数枚撮影する傾向が抽出できると考える。

- (b) 構図傾向：SubjectArea から被写体の画像における位置を取得できるため、特徴量として利用できると考える。
- (c) 露出補正傾向：撮影時の手動での露出補正の度合いを表すデータである ExposureBias を利用可能である。
- (d) データ整理傾向：Apple 製品であればファイル名が連番であるという規則を利用できると考える。ただし、他のテスト画像を確認したところ、Android 端末やアプリケーションを使って撮影された写真はファイル名が必ずしも連番ではないということが判明した。そのため、ファイル名を特徴量として利用するかどうかについては検討の余地がある。
- (e) 撮影時間間隔傾向：画像内 EXIF データに含まれる DateTime や SubsecTimeOriginal から撮影した時間のデータを取ることができるため、特徴量として利用可能である。
- (f) 撮影場所の密度傾向：テスト画像の元データには GPS データが含まれていたが、API 経由では GPS の情報が取得できなかったことから、本システムでは撮影場所の密度傾向は特徴量として使用できないことが確認できた。
- (g) 撮影アプリケーション傾向：他のテスト画像の EXIF データを確認したところ、アプリケーションを利用して撮影した写真は Software がアプリケーション名または OS のバージョン情報であることを確認した。従って、ユーザがどのようなアプリケーションで撮影するかが特徴量として抽出できる。
- (h) 撮影レンズ傾向：Instagram で撮影した写真であれば undefined の項目に使用したレンズの情報が含まれていることを確認した。一方で、他の iPhone や Android 端末で撮影された写真などでは同様の情報が確認できなかった。しかし、機種ごとにそれぞれのレンズの FocalLength や FNumber の値が定まっているため、その情報を使って撮影に用いたレンズの特徴量を抽出できると考える。

5 おわりに

本研究では、個人の性格や嗜好が反映された観光推薦を実現するため、ユーザが旅行時に撮影した写真を保存したアルバムの分析による嗜好・性格推定手法について検討した。アルバムを選択するという手法にすることで、

既存の推薦システムに比べユーザの負担が軽減され、多角的な分析によってよりユーザの潜在的な特性を解明することが可能になると考えている。

提案手法の実現可能性を検証するために、Picker API (Google Photos API) を用いて取得した写真の EXIF データを調査し、特徴量抽出に必要な情報のほぼ全てが取得可能であることを確認した。

今後は、提案手法の有効性を検証するための実証実験を行う予定である。具体的には、写真データを収集し、ユーザの観光における嗜好や性格のプロファイルを構築する。そして、アンケート調査によって得られた実際のスコアと比較することで、その推定精度を評価する。さらに、推定結果をもとに観光推薦を行うシステムの構築も視野に入れており、ユーザの嗜好や性格に基づいたパーソナライズされた観光体験の実現を目指す。

謝辞 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。

参考文献

- [1] Yohei Kurata, Yasutaka Shinagawa, and Tatsunori Hara. CT-Planner5: a Computer-Aided Tour Planning Service Which Profits Both Tourists and Destinations. In *Workshop on Tourism Recommender Systems, RecSys '15 Workshops*, pp. 35–42, 2015.
- [2] Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Shogo Kawanaka, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. A System for Collecting and Curating Sightseeing Information toward Satisfactory Tour Plan Creation. In *Intelligent Environments 2017, IE '17*, pp. 1–6, 2017.
- [3] Masato Hidaka, Yuki Kanaya, Shogo Kawanaka, Yuki Matsuda, Yugo Nakamura, Hirohiko Suwa, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi 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] Shogo Isoda, Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Timeliness-Aware On-Site Planning Method for Tour Navigation. *Smart Cities*, Vol. 3, No. 4, pp. 1383–1404, 2020.
- [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] Bruce Ferwerda, Markus Schedl, and Marko Tkalcić. Using Instagram Picture Features to Predict Users' Personality. In *Proceedings, Part I, of the 22nd International Conference on MultiMedia Modeling - Volume 9516*, MMM 2016, pp. 850–861, 2016.
- [7] Siham El Bahy, Nouredine Aboutabit, and Imad 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.
- [8] Mete Sertkan, Julia Neidhardt, and Hannes Werthner. PicTouRe - A Picture-Based Tourism Recommender. In *Proceedings of the 14th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '20*, pp. 597–599, 2020.
- [9] Pengpeng Zhao, Xiefeng Xu, Yanchi Liu, Victor S. Sheng, Kai Zheng, and Hui Xiong. Photo2Trip: Exploiting Visual Contents in Geo-tagged Photos for Personalized Tour Recommendation. In *Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia, MM '17*, pp. 916–924, 2017.
- [10] 北村理紗, 小舘亮之, 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] Heather Gibson and Andrew Yiannakis. Tourist roles: Needs and the Lifecourse. *Annals of Tourism Research*, Vol. 29, No. 2, pp. 358–383, 2002.
- [12] Julia Neidhardt, Leonhard Seyfang, Rainer Schuster, and Hannes Werthner. A Picture-based Approach to Recommender Systems. *Information Technology & Tourism*, Vol. 15, No. 1, pp. 49–69, 2015.
- [13] Development Bank of Japan Inc. Report of the Regional Planning Department: 2014 Survey of Travelers to Japan from Eight Asian Regions. <https://www.dbj.jp/en/pdf/investigate/et>
[c/pdf/book1412_01.pdf](https://www.dbj.jp/en/pdf/investigate/et/c/pdf/book1412_01.pdf). (Accessed on 23 July 2025).
- [14] Mete Sertkan, Julia Neidhardt, and Hannes Werthner. From Pictures to Touristic Profiles: A Deep-Learning Based Approach. In *Proceedings of the 1st International Alan Turing Conference on Decision Support and Recommender Systems, DSRS-Turing '19*, pp. 75–78, 2019.
- [15] Daniele Quercia, Michal Kosinski, David Stillwell, and Jon Crowcroft. Our Twitter Profiles, Our Selves: Predicting Personality with Twitter. In *2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing*, pp. 180–185, 2011.