

天気情報に着目したマルチモーダルな観光客の満足度推定と 特徴量の重要度分析

Multimodal Tourist Satisfaction Estimation Considering Weather Conditions and Analysis of Feature Importance

林 涼弥^{1*} 松田 裕貴^{1,2,3}
Ryoya Hayashi¹ Yuki Matsuda^{1,2,3}

藤本 まなと^{1,2} 諏訪 博彦^{1,2} 安本 慶一^{1,2}
Manato Fujimoto^{1,2} Hirohiko Suwa^{1,2} Keiichi Yasumoto^{1,2}

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

¹ Nara Institute of Science and Technology

² 理化学研究所 革新知能統合研究センター

² RIKEN Center for Advanced Intelligence Project

³ 国立研究開発法人科学技術振興機構 さきがけ

³ JST PRESTO

Abstract: Smart tourism, which provides rich tourism support to tourists, is becoming increasingly common, but does not reflect the experiences of individual tourists. To provide richer tourism support, we have to recognize the psychological state of each tourist, such as emotions and satisfaction level. We previously reported the method of estimating the psychological states of tourists by measuring and analyzing their unconscious behaviors (head movements, body movements, facial expressions, and voice colors) during sightseeing. In this paper, we develop a model for estimating tourists' satisfaction considering weather conditions that may affect their psychological states during sightseeing.

1 はじめに

スマートフォンに代表される種々のデジタルデバイスの普及やセンシング技術の進歩により、リアルタイムな都市環境情報（混雑度、イベント情報など）が簡単に入手可能となった。観光分野において、こうした情報技術を活用し、質の高い観光支援を観光客に提供するスマートツーリズムに注目が集まっている。これらの観光支援システムをより有用なものとするには、観光客が抱く感情や満足度といった心理状態、すなわちユーザからのフィードバックを考慮することが求められる。例えば、同じ観光地を訪れた場合でも、そこで抱く感情や満足度は、観光客それぞれの性格や嗜好によって異なることが想定される。多種多様な観光客の心理状態を随時推定できれば、観光中に観光スポット・ルートを動的に推薦するオンサイト観光システム [1] な

どへの活用が期待できる。

観光客の感情や満足度を収集する方法としては、レビューサイトへの投稿やアンケート調査などが一般的である [2, 3, 4, 5]。しかし、これらの方法は、レビュー投稿やアンケート調査に対する動機付けが難しい。情報の網羅性や心理的バイアスの影響を無視できないという点において課題が存在する。

本研究では、アンケート調査によらない、客観的なデータに基づいた観光客の心理状態推定手法を検討している。具体的には、観光客の心理状態が、観光中の頭部運動や身体運動、表情、声色といった種々の無意識的な仕草に現れると仮定し、それらをウェアラブルデバイスやスマートフォンでセンシングすることで、マルチモーダルな観光客の心理状態を推定する手法を提案している [6]。さらに、観光客の心理状態が、無意識的な仕草に表れるだけでなく、観光中の環境要因（天気等）にも影響されると仮定した分析を行っている。これまでに、観光客の感情状態が観光中の天気に影響さ

*連絡先：奈良先端科学技術大学院大学
奈良県生駒市高山町 8916 番地の 5
E-mail: hayashi.ryoya.ho3@is.naist.jp

れると仮定し、天気情報を考慮した感情状態推定モデルを構築した結果、モデルの精度に影響を与えることを確認している [7].

本稿では、観光を通して得られる満足度についても、観光中の無意識的な仕草に加え、観光中の天気の影響が存在するという仮定のもと、天気情報を考慮した満足度推定モデルを構築する。さらに、各モダリティについてどのような特徴量がモデルに寄与しているかを分析することにより、今後センサ数を削減あるいは計算量を軽減し、より簡便な手法を実現するための方策について議論する。

2 関連研究

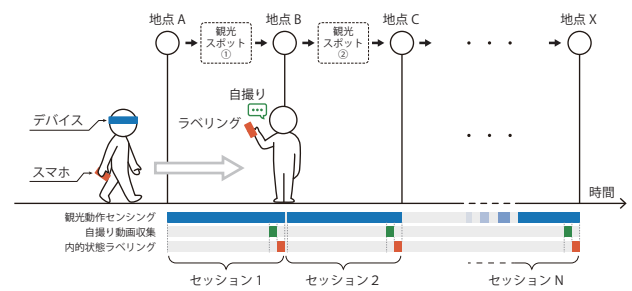
一般に、個人の心理状態データはアンケート調査によって収集される。アンケート調査は必ずしも正確に回答されたものとは限らず、結果の信頼性という点で問題を抱えている。また、質問数が多くなると、それだけで回答者の負担となる。本研究では、観光中の心理状態を対象としており、観光中にアンケート調査を行うことは、観光の妨げとなり望ましくない。

本研究では個人の生体情報をセンシングすることで、回答者に回答の負担を掛けずに、自動的に心理状態を推定する手法を検討している。実際に、センシングによる心理状態推定手法は多数研究されており、観光中の心理状態推定にも適用できると考えられる。

Reschら [8] は、個人の身体運動データを収集し、感情を推定するシステム (Urban Emotions) を提案している。ここでは、リストバンド型のウェアラブルデバイスを用いて、データを収集している。また、視線をセンシングすることで感情を推定する手法が提案されている [9, 10]。人の声に着目し、そこから感情を推定する手法も提案されている [11, 12]。これらは、研究室環境での結果であり、ノイズの多い屋外環境で適用する場合は、その精度に問題があったが、Tzirakisら [13] は、音声データと映像データを組み合わせることで、屋外でも感情を推定できる可能性を説いている。

心理状態は人間の仕草に表れるだけでなく、周囲の環境要素によっても影響されると考えられている。Howarthら [14] は、大学生を対象に、その日の気分を毎日回答してもらい、それらと天気の関係を調べた結果、湿度が高いほど集中力が低下するといった傾向を確認している。また、Klimstraら [15] によれば、天気と気分の関係性には個人差があることが報告されている。さらに、Denissen [16] によれば、季節によって気分の感じ方は変わり、冬では気温が高いと、人の気分がポジティブな影響を与えるが、夏では逆に人の気分がネガティブに働く。ただし、これらの人間の心理状態と天気との関係についての研究においては、そのほとんど

① 観光行動センシング & ラベリング



② 心理状態推定モデルの構築

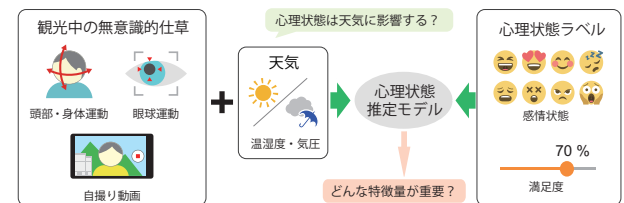


図 1: 観光客の心理状態推定ワークフロー

が質問紙調査によって収集された心理状態データを利用している。

3 提案手法と観光実験

本章では、提案する観光客の心理状態推定手法と、行った観光実験について述べる。図 1 は、全体構成を示している。観光行動をセンシングするため、観光客にはウェアラブルデバイスを装着してもらい、さらにスマートフォンを携帯してもらう。本研究では、ひとつの観光スポットをひとつのセッションと定義し、セッションごとの心理状態ラベルを設定する。

3.1 センシングデータの収集

本節では、センシングを行う各種データについて説明する。第一に、観光中の眼球運動・視線の動きをセンシングする。観光中は多くの視覚情報を得られるため、これらには、観光スポットに対する興味・関心が表れると考えられる。本研究では、眼鏡型のセンシングデバイス、Pupil Labs アイトラッカ [17] を観光客に装着してもらい、観光中の眼球運動を計測する。

第二に、観光中の頭部運動・身体運動をセンシングする。観光中は、様々なものを見たり、移動したりすることが多いため、これらにも、観光中の心理状態が表れると考えられる。センシングには、SenStick マルチセンサボード [18] を利用し、これを観光客に装着してもらい、観光中の頭部運動・身体運動を計測する。

第三に、観光中の表情・声色をセンシングする。近年の観光客の多くは、観光中に観光地の写真や動画を撮

表 1: 観光中の仕草データから導出される特徴量

種類	特徴の概要
眼球運動	眼球運動の強度 (平均) ※ どの程度正対状態から外側に眼球を動かしたかを表す
	眼球運動の統計量 (平均・標準偏差) ※ 時間窓 (1, 5, 10, 20, 60, 120, 180, 240 秒) での統計量を算出
頭部運動	1 秒間あたりの上方向に動かした回数 上方向に動かす際の時間間隔 (平均・標準偏差) ※ 右・左・下方向についても同様
	1 秒間あたりの上下方向に動かした回数 上下方向に動かす際の時間間隔 (平均・標準偏差) 上下方向に動かす動作の強度 (平均・標準偏差) ※ 左右方向についても同様
	1 秒間あたりの上下左右方向に動かした回数
身体運動	1 秒間あたりの歩数 1 歩ごとの時間間隔 (平均・標準偏差) 歩行動作の強度 (平均・標準偏差)
動画 (音声)	Low-level descriptors (LLDs) ※ openSMILE [19] を使用し抽出可能な 65 種類の LLD を使用
動画 (映像)	Action Units (AUs) [20, 21] ※ OpenFace [22, 23] を使用し抽出可能な AU (01, 02, 04, 05, 06, 07, 09, 10, 12, 14, 15, 17, 20, 23, 25, 26, 28, 45) を使用
気象情報	気温・湿度・気圧 [18] の統計量 (平均・標準偏差)

影するため、これらにも観光に対する興味・関心が表れると考えられる。センシングには、スマートフォンを利用した、ひとつのセッション（観光スポット）を終えた後、観光客に、スマートフォンで自撮りをしてもらい、セッションの感想を簡単に述べてもらうことで、表情・声色を計測する。

さらに本稿では、観光中の環境情報として、天気情報を収集する。観光中の心理状態は、その時の天気にも影響されると考えられる。例えば、観光中に雨が降っていると観光時に傘をさすことにより視界が狭くなり、観光の満足度が低くなってしまふかもしれない。本研究で利用する SenStick は、気温・湿度・気圧データも取得できるため、これらを天気情報として収集する。

これらの収集データは、モデル構築のため、それぞれ表 1 に示すように特徴量を導出する。導出方法の詳細については、過去の論文において説明しているため、そちらを参照されたい [6]。

3.2 心理状態ラベルの収集

本研究では、観光客の心理状態ラベルとして、感情状態と満足度を収集する。これらは、各セッションの終了時に観光客がスマートフォンのアプリケーションによって手入力してもらう形で収集する。本稿では、こ

表 2: 満足度推定結果

推定モデル	MAE ± 標準偏差
従来モデル (10-fold)	1.226 ± 0.4107
従来モデル (PersonOut)	1.244 ± 0.5053
天気情報を考慮したモデル	1.238 ± 0.5227

のうち満足度について述べる。満足度の指標は、国土交通省の観光満足度調査に利用されている、7 段階リッカート尺度である。観光客は 0 (不満足) ~ 6 (満足) の間から、自らの満足度を回答してもらう。なお、平常時（観光開始前）の心理状態は 3 としている。

3.3 観光実験

以上の手法により、2019 年 3 月 25 日~27 日にかけて、京都市の祇園・東山エリアにおいて観光実験を行った。観光経路は、祇園四条駅から始まり、八坂神社、高台寺などを巡り、最後に清水寺を観光するような経路を設定した。また、全区間を通して徒歩移動としている。本実験は、合計 24 名の被験者 (22~37 歳、男性 20 名・女性 4 名) に観光を依頼し、1 人あたり 11 セッション (約 2 時間)、合計 264 セッション (約 48 時間分) のデータを収集した。なお、本実験の被験者は、多種多様な国籍が存在する。

4 満足度推定モデルの構築と評価

4.1 満足度推定モデルの構築

前章の手法で収集したセンシングデータと心理状態ラベルを用いて、観光客の満足度推定モデルの構築を行う。今回は、データが欠損している 5 名の被験者を除いた、計 19 名のデータを用いて、0~6 の範囲における回帰モデルをニューラルネットワークを用いて構築した。学習にあたって、各特徴量は一つに統合し、計 194 次元の特徴量ベクトルとして取り扱う。

4.2 満足度推定結果

構築した満足度推定モデルの性能を確認するため、Leave-one-person-out 交差検証による精度評価を行った。評価指標は、平均絶対誤差 (MAE: Mean Absolute Error) を採用した。表 2 に満足度推定結果を示す。天気情報を考慮したモデルは、従来の手法で構築されたモデルよりも MAE は減少したが、その差は僅かであった。

また、10 分割交差検証によって評価した場合と、Leave-one-person-out 交差検証によって評価した場合を比較しても、MAE は約 0.022 程の増加に留まった。

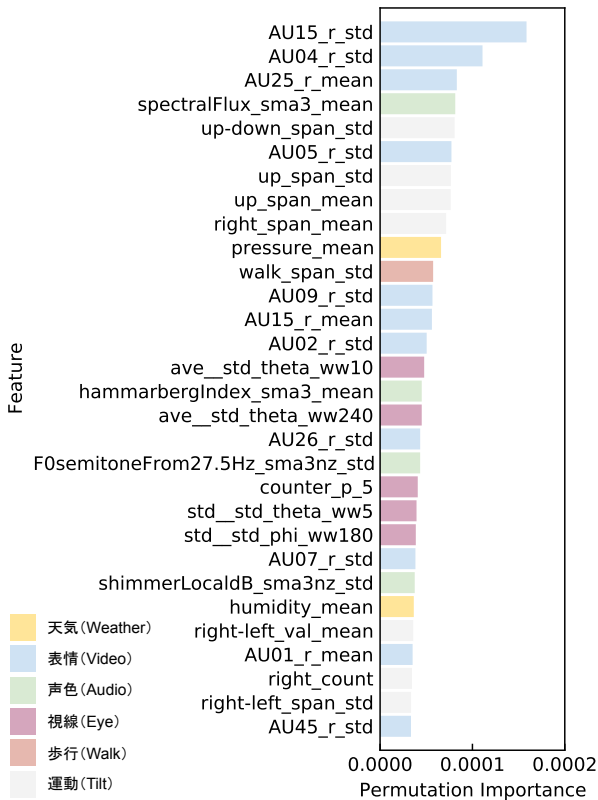


図 2: Permutation Importance 例

4.3 考察

■ 特徴量の重要度指標

特徴量の重要度として Permutation Importance を採用した。Permutation Importance は、ある特徴量をシャッフルし、その特徴量がモデルに寄与しない状態にした時に、どの程度モデルの精度が変化するかで、その特徴量の重要度を計算する手法である。もし、特徴量をシャッフルして、モデルの精度が低下するならば、その特徴量の重要度は高いと考える。一方で、特徴量をシャッフルしても、モデルの精度が変化しなければ、その特徴量はモデルに影響されないものであり、重要度は低いと考える。図 2 は、ある観光客の満足度を推定する際の、特徴量の重要度のランキングの一例を示している。この例では、表情に関する特徴量 (Video) が上位に並んでおり、これらが満足度推定に重要な特徴量である可能性が考えられる。天気情報に関しては、気圧 (平均) と湿度 (平均) が上位で寄与していることがわかる。以降では、Permutation Importance を用いた詳細な分析を行う。

■ 観光客ごとの特徴量の重要度分析

表 3 は、モデル推定に利用した 19 名に関する、観光客属性・重要度の高い特徴量・天気情報追加による

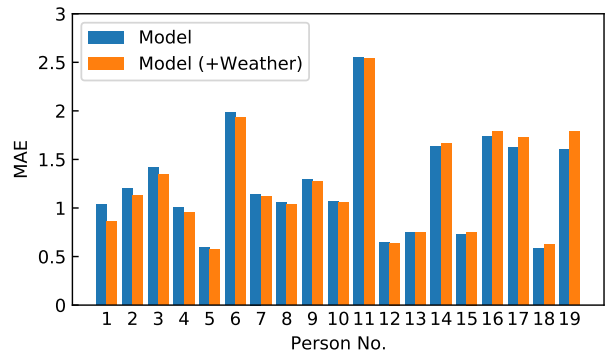


図 3: 各観光客の MAE 比較

影響・満足度正解ラベルを示している。なお、表中の順序は「Change」列 (天気情報を加えた際の精度向上率) の昇順で並べ替えられている。

まず、「観光客属性」列は、各観光客の年齢、性別、国籍を示している。本観光実験は、多種多様な属性の観光客が参加していることがわかる。

次に、「重要度の高い上位 30 位の特徴量数」列では、構築したモデルに対する特徴量の重要度を示している。今回、モデルの構築には 194 個の特徴量を用いているが、ここでは、重要度が高い上位 30 位の特徴量について考える。具体的には、特徴量を天気情報 (Weather)、映像 (Video)、音声 (Audio)、視線 (Eye)、身体運動 (Walk)、頭部運動 (Tilt) に大別し、上位 30 位の特徴量が、それぞれの特徴量グループに、いくつ含まれていたかを示している。なお、列名括弧内の数は、それぞれの特徴量の総数である。例えば、Weather に関する特徴量は全部で 6 個、Video に関する特徴量は全部で 34 個である。

「評価結果」列は、天気情報を加えた際の MAE、および精度向上率 (従来手法で満足度推定モデルを構築した場合に比べ天気情報を加えることによりどの程度 MAE が減少したか) を示している。また、従来モデルおよび天気情報を考慮したモデルによる精度評価結果を図 3 に示す (Person No. は表 3 の No. と同一)。この結果より、天気情報を考慮することでもっとも精度が向上した No.1 の観光客では、MAE が 16.9% 低下することが確認された。本実験においては、MAE 減少率上位 4 名に関して、天気情報に関する特徴量が寄与していることがわかる。

最後に、「各セッションの満足度正解ラベル」列は、各セッション (本観光実験は、全 11 セッション) で観光客がスマートフォンアプリのアンケート調査によって回答した満足度のラベルを示している。また、Mean と Std は、各観光客ごとの満足度ラベルの全セッションの平均と分散である。構築したモデルで評価した MAE が、観光客によって大きく差が開いた理由として極端な

表 3: 各観光客の属性・重要度の高い特徴量数・天気情報追加による影響・満足度正解ラベル

No.	観光客属性			重要度の高い上位 30 位の特徴量数							評価結果		各セッションの満足度正解ラベル											
	Age	Gender	Nationality	Weather (6)	Video (34)	Audio (46)	Eye (80)	Walk (5)	Tilt (23)	MAE %	Change	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	Mean	Std
1	26	F	Indonesia	1	1	10	18	0	0	0.858	-16.9	4	6	5	6	6	3	5	5	5	5	6	5.09	0.944
2	24	M	Japan	2	10	14	0	1	3	1.13	-5.63	2	4	2	5	5	6	4	5	6	6	5	4.55	1.44
3	28	F	Vietnam	2	8	11	7	0	2	1.34	-5.57	6	6	6	6	6	5	5	6	6	6	6	5.82	0.405
4	24	M	Japan	3	4	10	9	0	4	0.951	-5.29	4	4	2	4	5	4	4	4	3	2	4	3.64	0.924
5	23	M	Thailand	0	2	10	13	0	5	0.570	-4.23	5	4	5	5	6	5	4	4	5	4	4	4.64	0.674
6	25	M	Russia	0	11	5	6	1	7	1.93	-2.54	4	4	2	6	1	0	2	1	5	3	5	3.00	1.95
7	23	M	Japan	1	6	12	6	1	4	1.11	-2.54	2	3	2	4	5	4	6	5	5	5	6	4.27	1.42
8	25	M	Russia	0	9	12	3	2	4	1.04	-1.86	3	5	5	5	5	6	6	4	3	3	5	4.55	1.13
9	24	M	China	0	11	4	11	1	3	1.28	-1.15	3	4	3	6	6	6	4	6	6	6	6	5.09	1.30
10	22	M	China	1	11	4	6	1	7	1.06	-0.718	4	5	5	5	5	3	3	6	6	6	6	4.91	1.14
11	32	F	Russia	1	9	7	7	1	5	2.54	-0.391	0	3	0	0	0	5	0	5	6	4	6	2.64	2.66
12	26	F	Thailand	1	0	10	14	1	4	0.639	-0.283	5	4	3	5	5	3	5	5	5	4	5	4.45	0.820
13	37	M	Bangladesh	2	5	16	5	0	2	0.745	-0.144	4	5	3	5	6	5	5	5	5	5	6	4.91	0.831
14	27	M	Vietnam	1	8	8	9	1	3	1.66	1.66	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6.00	0
15	23	M	Japan	2	11	4	5	1	7	0.752	2.96	2	5	4	6	4	5	4	4	4	5	5	4.36	1.03
16	29	M	Philippines	1	9	10	6	0	4	1.79	3.27	3	3	2	6	6	3	3	2	5	2	2	3.36	1.57
17	23	M	Japan	0	1	3	24	0	2	1.72	6.17	2	3	4	5	4	3	3	2	4	3	4	3.36	0.924
18	28	M	Vietnam	2	5	9	10	2	2	0.621	6.30	5	4	4	4	4	4	3	4	4	5	4	4.09	0.540
19	31	M	Nepal	1	3	15	6	0	5	1.79	11.6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6.00	0

ラベルが考えられる。例えば、全てのセッションで同じ満足度 6 を選択した場合 (No.14, No.19), セッション間で満足度ラベルの付け方に差が大きい場合 (No.11) である。前者については、満足度の評価を個人の裁量に委ねたラベル付けとなっていることから、基準が他の観光客と異なるものとなっている可能性がある。後者については、正解ラベルが高い評価 (満足) が多くなるような分布となっており、低い評価 (不満) に関する十分なデータが集まっていないことが原因であると考えられる。これらを解決するためにはより多くのデータ収集が必要となるため、今後の課題といえる。

■ 共通して重要度の高い特徴量の分析

表 4 は、全観光客 19 名それぞれのデータでモデルをテストした時の、Permutation Importance の上位 30 位にある特徴量のうち、多くの観光客で共通する特徴量を示したものである。ここでは、5 人以上に共通した特徴量のみを挙げる。例えば、「AU01_r_mean」という特徴量は、19 名中 8 名が、それぞれ上位 30 位に含まれることを意味する。全体を通して、表情、声色に関する特徴量が、共通して上位に表れる結果となった。一方、視線に関する特徴量の多くは、下位 (番外) に集まる結果となった。

ここで、天気情報に関する項目を見ると、「humidity_mean (湿度の平均)」と「pressure_std (気圧の標準偏差)」が多くの観光客に共通して重要な特徴量となった。湿度に関してはセッション中の快適さが満足度に影響を与えている可能性が示された。また、気圧に関しては短時間のセッションにおける標準偏差であることから、天気要因よりもセッション中の高低差のあり/なし (すなわち、地理的要因) が満足度に影響を与えている可能性が示唆された。本実験における天

気情報に関するセンシングデータは、被験者の移動に伴う地理的な条件変化にも影響されることから、こういった条件が満足度に寄与するかについて今後より詳細な分析が必要である。

5 まとめ

本研究では、観光客の感情や満足度が、観光中に取る仕草に表れると仮定し、それらを計測、分析することで、その心理状態を推定することを目指している。本稿では、観光中の心理状態が環境 (天気) にも影響されると仮定し、天気情報を特徴量として加えた観光客満足度を推定モデルを構築した。モデルの評価結果に基づく分析を通じて、天気情報がモデルの性能に影響を与える可能性が確認されたが、観光客の個人差が大きいことも確認された。今後は観光スポットの地理的要因や、観光客属性の違いに着目した分析をすすめることで、心理状態推定モデルの性能向上を目指す。

謝辞

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金 (JP19K24345), および, JST さきがけ (JPMJPR2039) の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] 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

表 4: 各観光客に共通する特徴量・共通する人数・特徴量の詳細

特徴量 ^{*a} ^{*b}	人数	特徴量の詳細	
1 AU01_r_mean	8	眉の内側を上げる動き (AU01) の平均	
2 shimmerLocalB_sma3nz_std		dB で表す振幅のゆらぎの標準偏差	
3 slope0-500_sma3_std		帯域内の対数パワースペクトルの線形回帰勾配の標準偏差	
4 hammarbergIndex_sma3_mean	7	0~2 kHz 領域に対する 2~5 kHz 領域の最も強いエネルギーピークの比率の平均	
5 counter_t_5		theta 方向の眼球運動の強度	
6 up_span_std		上を見る間隔の標準偏差	
7 humidity_mean	6	湿度の平均	
8 pressure_std		気圧の標準偏差	
9 AU02_r_mean		眉の外側を上げる動き (AU02) の平均	
10 AU04_r_std		眉を下げる動き (AU04) の標準偏差	
11 AU05_r_std		上瞼を上げる動き (AU05) の標準偏差	
12 AU07_r_std		眉を緊張させる動き (AU07) の標準偏差	
13 AU10_r_std		上唇を上げる動き (AU10) の標準偏差	
14 AU15_r_std		唇両端を下げる動き (AU15) の標準偏差	
15 AU25_r_std		顎を下げずに唇を開く動き (AU25) の標準偏差	
16 AU45_r_std		まばたきの動き (AU45) の標準偏差	
17 F0semitoneFrom27.5Hz_sma3nz_mean		27.5 Hz を基準とする半音周波数スケールでの対数 F0 の平均	
18 logRelF0-H1-A3_sma3nz_std		第 3 フォルマントの最高倍音 (A3) に対する F0 の最低倍音 (H1) のエネルギー比率の標準偏差	
19 mfcc1_sma3_mean		メル周波数ケプストラム係数 (第 1 次元) の平均	
20 mfcc2_sma3_std		メル周波数ケプストラム係数 (第 2 次元) の標準偏差	
21 std_std_theta_ww180		theta 方向の眼球運動の時間窓 180 秒での標準偏差の標準偏差	
22 right_span_std		右を見る間隔の標準偏差	
23 AU01_r_std		5	眉の内側を上げる動き (AU01) の標準偏差
24 AU14_r_std			えくぼを作る動き (AU14) の標準偏差
25 AU09_r_std			鼻にしわを寄せる動き (AU09) の標準偏差
26 AU26_r_mean			顎を下げて唇を開く動き (AU26) の平均
27 alphaRatio_sma3_std			50~1000Hz と 1~5kHz の合計エネルギーの比率の標準偏差
28 F1bandwidth_sma3nz_mean			第 1 フォルマントの帯域幅の平均
29 F1frequency_sma3nz_std	第 1 フォルマントの中心周波数の標準偏差		
30 F2frequency_sma3nz_std	第 2 フォルマントの中心周波数の標準偏差		
31 F3frequency_sma3nz_std	第 3 フォルマントの中心周波数の標準偏差		
32 jitterLocal_sma3nz_std	個々の連続した F0 の長さの偏差		
33 Loudness_sma3_mean	聴覚スペクトルからの知覚信号強度の推定値の平均		
34 slope0-500_sma3_mean	帯域内の対数パワースペクトルの線形回帰勾配の平均		
35 spectralFlux_sma3_mean	連続する 2 つのフレームのスペクトルの差の平均		
36 ave_std_theta_ww60	theta 方向の眼球運動の時間窓 60 秒での標準偏差の平均		
37 std_std_theta_ww20	theta 方向の眼球運動の時間窓 20 秒での標準偏差の標準偏差		
38 walk_span_std	歩行動作の間隔の標準偏差		
39 walk_value_std	歩行動作の強度の標準偏差		
40 left_count	左を見る回数		
41 right-left_count	左右を見る回数		
42 right-left_span_std	左右を見る間隔の標準偏差		

^{*a} 接尾辞 _sma3 は、時間窓 3 の移動平均フィルタが適用されたデータ (_sma3nz は非ゼロ条件つき) を意味する。

^{*b} 音声に関する特徴量 (背景色緑で表示) は、eGeMAPS [24] で定義されている。

based on dynamic information on tourism spots. *Smart Cities*, Vol. 3, No. 2, pp. 212–231, 2020.

intentions for heritage tourists. *Tourism Management*, Vol. 31, No. 1, pp. 29–35, 2010.

[2] Tripadvisor. <http://www.tripadvisor.com/>. (accessed 23 February 2021).

[6] Yuki Matsuda, Dmitrii Fedotov, Yuta Takahashi, Yutaka Arakawa, Keiichi Yasumoto, and Wolfgang Minker. EmoTour: Estimating emotion and satisfaction of users based on behavioral cues and audiovisual data. *Sensors*, Vol. 18, No. 11, 2018.

[3] Yelp. <https://www.yelp.com/>. (accessed 23 February 2021).

[4] Joaquín Alegre and Jaume Garau. Tourist satisfaction and dissatisfaction. *Annals of Tourism Research*, Vol. 37, No. 1, pp. 52–73, 2010.

[7] 林涼弥, 松田裕貴, 藤本まなど, 諏訪博彦, 安本慶一. 天気を考慮した観光中の感情状態推定手法の検討. 研究報告モバイルコンピューティングとパーベイシブシステム (MBL), Vol. 2020, No. 14, pp. 1–6, 2020.

[5] Ching F. Chen and Fu S. Chen. Experience quality, perceived value, satisfaction and behavioral

- [8] Bernd Resch, Anja Summa, Günther Sagl, Peter Zeile, and Jan-Philipp Exner. Urban emotions – geo-semantic emotion extraction from technical sensors, human sensors and crowdsourced data. In *Progress in Location-Based Services 2014*, pp. 199–212, 11 2014.
- [9] Wei L. Zheng, Bo N. Dong, and Bao L. Lu. Multimodal emotion recognition using eeg and eye tracking data. In *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5040–5043, Aug 2014.
- [10] Zhan Zhang, Yufei Song, Liqing Cui, Xiaoqian Liu, and Tingshao Zhu. Emotion recognition based on customized smart bracelet with built-in accelerometer. *PeerJ*, Vol. 4, p. e2258, 2016.
- [11] Heysem Kaya, Alexey A. Karpov, and Albert Ali Salah. Robust acoustic emotion recognition based on cascaded normalization and extreme learning machines. In *Advances in Neural Networks - ISNN 2016*, pp. 115–123, 2016.
- [12] Wei Y. Quack, Dong Y. Huang, Weisi Lin, Haizhou Li, and Minghui Dong. Mobile acoustic emotion recognition. In *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, pp. 170–174, Nov 2016.
- [13] Panagiotis Tzirakis, George Trigeorgis, Michalis A Nicolaou, Björn W Schuller, and Stefanos Zafeiriou. End-to-end multimodal emotion recognition using deep neural networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 11, No. 8, pp. 1301–1309, 2017.
- [14] Edgar Howarth and Michael S Hoffman. A multidimensional approach to the relationship between mood and weather. *British Journal of Psychology*, Vol. 75, No. 1, pp. 15–23, 1984.
- [15] Theo A Klimstra, Tom Frijns, Loes Keijsers, Jaap JA Denissen, Quinten AW Raaijmakers, Marcel AG Van Aken, Hans M Koot, Pol AC Van Lier, and Wim HJ Meeus. Come rain or come shine: Individual differences in how weather affects mood. *Emotion*, Vol. 11, No. 6, pp. 1495–1499, 2011.
- [16] Jaap JA Denissen, Ligaya Butalid, Lars Penke, and Marcel AG Van Aken. The effects of weather on daily mood: a multilevel approach. *Emotion*, Vol. 8, No. 5, p. 662, 2008.
- [17] Moritz Kassner, William Patera, and Andreas Bulling. Pupil: An open source platform for pervasive eye tracking and mobile gaze-based interaction. In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, UbiComp '14 Adjunct, pp. 1151–1160, 2014.
- [18] Yugo Nakamura, Yutaka Arakawa, Takuya Kanehira, Masashi Fujiwara, and Keiichi Yasumoto. Senstick: Comprehensive sensing platform with an ultra tiny all-in-one sensor board for iot research. *Journal of Sensors*, Vol. 2017, , 2017.
- [19] Florian Eyben, Martin Wöllmer, and Björn W. Schuller. Opensmile: the munich versatile and fast open-source audio feature extractor. In *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia*, MM '10, pp. 1459–1462. ACM, 2010.
- [20] Paul Ekman and Erika L Rosenberg. *What the face reveals: Basic and applied studies of spontaneous expression using the Facial Action Coding System (FACS)*. Oxford University Press, USA, 1997.
- [21] Paul Ekman and Wallace V Friesen. *Manual for the facial action coding system*. Consulting Psychologists Press, 1978.
- [22] Tadas Baltrušaitis. Openface. <https://github.com/TadasBaltrusaitis/OpenFace>, 2017. (accessed 23 February 2021).
- [23] Tadas Baltrušaitis, Peter Robinson, and Louis P. Morency. Openface: An open source facial behavior analysis toolkit. In *2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1–10, March 2016.
- [24] F. Eyben, K. R. Scherer, B. W. Schuller, J. Sundberg, E. André, C. Busso, L. Y. Devillers, J. Epps, P. Laukka, S. S. Narayanan, and K. P. Truong. The Geneva Minimalistic Acoustic Parameter Set (GeMAPS) for Voice Research and Affective Computing. *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol. 7, No. 2, pp. 190–202, 2016.