

観光中の内的状態推定に向けた観光客の無意識的しぐさの分析

高橋 雄太[†] 松田 裕貴^{†,††} Dmitrii Fedotov^{†††} 荒川 豊^{†,†††}

Wolfgang Minker^{†††} 安本 慶一[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 ^{††} 日本学術振興会 特別研究員 DC1

^{†††} Institute of Communications Engineering, Ulm University ^{††††} JST さきがけ

E-mail: [†] {takahashi.yuta.to2, matsuda.yuki.mr3, ara, yasumoto}@is.naist.jp

あらまし スマートツーリズムの需要の高まりに伴い、観光客は多様な観光情報を得られるようになってきているものの、それらの観光情報は必ずしも個々の観光客の体感（満足度など）を反映したものではない。よりリッチな観光情報を提供するためには、観光客の満足度や感情といった内的状態を認識する必要がある。我々は、観光中の内的状態が観光中のしぐさ（頭部運動や身体運動）として現れると仮定し、その動きを計測、分析することで内的状態を推定できるのではないかと考えている。本研究では、頭部に装着した加速度・角速度センサで観光中のしぐさをセンシングし、観光客の内的状態（満足度・感情状態）を推定する手法を検討している。本稿では、推定手法のワークフローを提案するとともに、その実現可能性を検証するために2つの観光地（ドイツ・ウルム、日本・奈良）で実験を行った。実験で得られた観光中のしぐさデータを分析した結果、観光客の満足度については、相関分析により頭部運動で最大 $R = -0.504$ 、身体運動で最大 $R = 0.578$ が得られた。さらに、感情状態についても、 t 検定によりポジティブ/ネガティブな感情グループの間に有意差を確認した。

キーワード 観光, 満足度推定, 感情推定, モバイルセンシング, ウェアラブルデバイス

Analysis of Tourist's Unconscious Gesture Toward Inner State Estimation During Sightseeing

Yuta TAKAHASHI[†], Yuki MATSUDA^{†,††}, Dmitrii FEDOTOV^{†††}, Yutaka ARAKAWA^{†,†††},

Wolfgang MINKER^{†††}, and Keiichi YASUMOTO[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

^{††} JSPS Research Fellowships for Young Scientists, DC1

^{†††} Institute of Communications Engineering, Ulm University ^{††††} JST Presto

E-mail: [†] {takahashi.yuta.to2, matsuda.yuki.mr3, ara, yasumoto}@is.naist.jp

Abstract As the demand for “smart tourism” increases, various tourism information becomes available, but the existing tourist information does not necessarily reflect tourists experience like satisfaction on sightseeing spots. To provide richer tourism information, we should be able to understand the tourist's inner state, such as satisfaction level and emotion status on sightseeing spots. We assume that tourist's inner state has a correlation to his/her actions such as head and body movement. Therefore, there is a possibility to estimate the tourist's inner state by sensing and analyzing his/her actions during sightseeing. In this paper, we propose a method for estimating the tourist's inner state by sensing the tourist's actions with a head-mounted inertial sensor. We conducted experiments in the two popular sightseeing areas, Ulm, Germany and Nara, Japan. As a result, we confirmed that features derived from tourist's unconscious gestures have the correlation to satisfaction level up to $R = -0.504$ (head movement), $R = 0.578$ (body action). Moreover, we found the features that show the significant difference between positive and negative emotion status groups based on t -test analysis.

Key words Tourism, Satisfaction assessment, Emotion recognition, Mobile sensing, Wearable devices

1. ま え が き

スマートフォンをはじめとするスマートデバイスの普及に伴い、リアルタイムな都市環境情報（混雑度、渋滞状況など）を街のいたる所で取得できるようになった。こうした情報の活用により、質の高い観光情報（スマートツーリズム）を観光客に提供可能となることが期待される。しかしながら、観光客の観光地での体感（感情や満足度）は、同じ環境状況であったとしても場所や時間、旅行者の趣向などによって異なることが想定される。そのため、よりリッチな観光情報を提供するためには、各観光スポットにおける観光客の感情や満足度といった内的状態についても考慮することが重要であると考えられる。

一般に、観光分野における「観光客の感情状態・満足度」の収集方法としては、TripAdvisor^(注1)に代表される、ユーザレビューやアンケート調査などが未だ主流である。しかし、この方法は観光客に対する動機付けが難しい^(注2)ことから投稿者の偏りが生まれやすく、評価を歪めてしまう危険性を有している。また、ユーザの感情状態や満足度を推定する手法については、既に様々な手法が提案されている[1]~[5]。しかしながら、それらの多くは網羅性や推定精度の観点で制約があり、実世界での利用が難しいのが現状である。

そこで、観光中に観光客が抱く内的状態（満足度・感情状態）が観光中の無意識的なしぐさ（特に頭部や体の動き、以後頭部運動、身体運動）となって現れることに着目し、観光客のしぐさを継続的に観察することで、観光客の内的状態を推定できないかと考えた。本稿では、このアイデアに基づいた内的状態の推定手法のワークフローを示すとともに、頭部にモーションセンサを取り付けた状態で実際に観光地へ赴き、内的状態と観光中のしぐさにどのような関係が見られるのかについてのフィージビリティスタディを実施した。

観光客の満足度について相関分析を行ったところ、14のしぐさ（頭部運動：11種類、身体運動：3種類）について相関関係が見られた。相関係数は、頭部の動きで最大 $R = 0.416$ 、身体の動きで最大 $R = 0.578$ が得られた。さらに、感情状態についても t 検定による有意差検定を行ったところ、9の観光中のしぐさ（頭部運動：7種類、身体運動：2種類）について、ポジティブな感情（happy など）とネガティブな感情（disappointed など）の間に統計的有意差を確認できた。これらの結果から、観光中のしぐさをを用いた観光客の内的状態推定の可能性が示唆された。

2. 関連サービス・関連研究

観光情報提供サービスにおいて、観光客の内的状態を収集する方法としては、ユーザレビューやアンケート調査が依然として主流である。

TripAdvisor は、観光スポット毎に 5 段階評価およびコメントを観光客から収集している。こうした「観光客に直接問いか

ける方法」に頼った情報収集において、その量や質を担保するためには、観光客がレビューを投稿する動機が欠かせない。動機としては、レビューサイトから与えられる金銭報酬や、観光地での印象的な体験（非常に良い/悪い体験）が挙げられる。しかし、この方法はその性質から投稿者に偏りを生みやすく、評価を歪めてしまう危険性を有している。

また多くの観光分野の研究では、アンケートによる満足度の調査が採用されている [1], [2]。しかしながら、この手法は継続的かつ広範囲にアンケートを実施する必要があるため、持続可能性やデータの網羅性において問題を抱えている。

そこで、アンケートなどの直接的な調査に依存しない方法として、センシングに基づく内的状態推定が議論されている。

Resch らは、都市計画のための感情収集システム（Urban Emotions）を提案している [3]。Urban Emotions は、リストバンド型のウェアラブルデバイスからユーザの身体運動、ソーシャルメディアから収集されるデータを用いた感情推定を行う。しかしながら、この手法はソーシャルメディアを感情推定の主軸として取り入れているため、投稿の内容と位置情報が正しく紐付いている（事後投稿などが無い）ことが前提となる。

Shapsough らは、スマートフォンのタイピング動作を基に感情推定を行う手法を提案している [5]。この手法では機械学習を用いて、感情を高精度に推定している。しかしながら、観光中の内的状態推定を想定すると、観光客に対して頻りにタイピングを依頼することは現実的ではない。

他のアプローチとしては、モバイルデバイスの対話システムを介して収集した音声データを基に感情推定を行うものがある [4]。近年では、音声対話による機器の操作などが現実的なものとなってきており、観光を含むより多くの場面において音声の利用が期待できる。しかしながら、音声データだけにに基づく感情推定では精度に問題があり、さらに、静かな部屋での録音が必要であるなど環境についても制約が大きい。

Ringeval らは、対話システムを介して収集した音声・映像データに、生体情報センシングを組み合わせることに伴った感情推定手法を提案している [6]。生体情報としては、electrocardiogram (ECG) および Electrodermal activity (EDA) が用いられており、これを感情推定手法に組み込むことによりシステム全体としての推定精度向上を達成している。

3. 観光中の内的状態推定手法

本研究では、観光中の継続的な観光中のしぐさセンシングに基づく、観光客の内的状態（感情状態・満足度）の推定を目指している。本章では観光客の内的状態推定手法のワークフローを提案する。

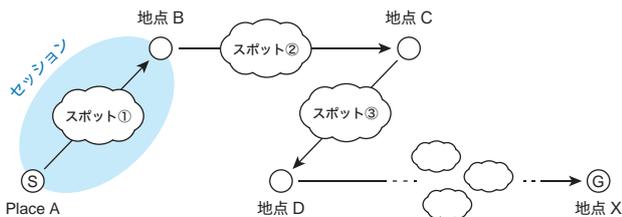
3.1 ワークフロー

観光客の内的状態は直前またはそれよりも前の観光内容に影響を受け変化するものと考えられるため、我々は、観光客が無意識に行う様々なしぐさをセンシングすることにより内的状態を抽出する。図 1 は、本研究の基本的なワークフローを示している。各ステップの詳細については以下で詳述する。

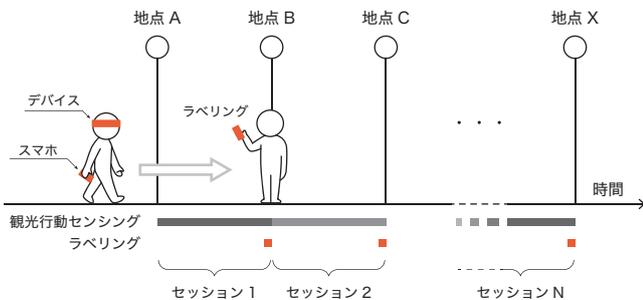
(注1): <https://www.tripadvisor.com/>

(注2): レビューサイトからの報酬や、観光地での印象的な体験に依存している。

ステップ1：観光地の空間的分割



ステップ2：観光行動センシング・ラベリング



ステップ3：内的状態推定モデルの構築



図1 観光客の内的状態推定ワークフロー

ステップ1 – 観光地の空間的分割

一般的な観光では、建物やエリアといった、観光スポット単位での観光情報が求められると考えられる。そこでまず、観光エリア全体の地理的空間を少なくとも1つの観光スポットを含む小区間（以降、セッション）に分割する。本研究では、各セッションにおける観光客のしぐさを基に、観光客の内的状態を推定する。

ステップ2 – しぐさセンシングとラベリング

観光客は頭部にウェアラブルデバイスを装着しており、このデバイスは観光客のしぐさを常時測定する。また、観光客には、セッションの終わりに、現在の感情状態と満足度をスマートフォンアプリを介して入力してもらい、これをラベルとして利用する。セッションごとに同様の手順を繰り返すことで、観光全体のしぐさデータとラベルを収集する。得られるしぐさデータおよびラベルの詳細については3.3節で詳述する。

ステップ3 - 内的状態推定モデルの構築

最後に、ステップ2で収集したしぐさデータとラベルを用いてユーザの内的状態推定モデルを構築する。時系列データを用いるためモデル構築には再帰型ニューラルネットワークをはじめとするアルゴリズムの採用を検討する。

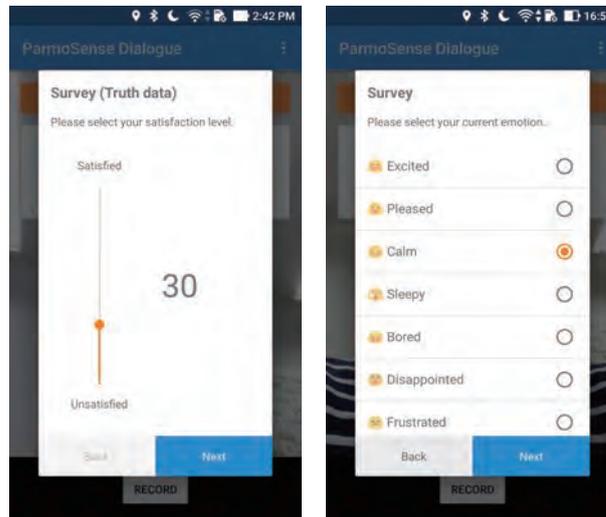


図2 観光客の内的状態ラベル収集アプリ

3.2 観光中しぐさのセンシング

観光客の内的状態（特に感情状態）の推定において、人の身体を直接センシングすることで得られる生体データが有用であることが従来研究により示されている [6] ~ [8]。生体データとしては、以下の特徴量が利用されている：心臓系（ECG，心拍），皮膚系（EDA），血液系（血圧），脳系（脳波），眼球系（視線，眼球運動），運動系（ジェスチャー）。しかしながら、本研究の目的である、観光中の内的状態推定を実現するには、移動中かつ屋内外という環境においてセンシング可能な生体運動を採用しなければならない。血圧や脳波といったセンシングは大掛かりな装置が必要であるため、観光時に応用することは難しい。

そこで、本研究では、観光客の内的状態は観光中のしぐさに少なからず影響を与えることに着目した。例えば、ある観光スポットに興味を感じれば「じっくり見る」という行動、また逆に退屈を感じれば「俯きがちに歩く」や「通り過ぎる」という行動、および、それに伴うしぐさが発生すると考えられる。

また、観光において五感は特に重要な情報であり、その多くは頭部の動きを伴うといえる（触覚についても視覚や聴覚が連動する）。観光スポットはある程度の広さを有していると考えられるため、頭部運動だけでなく身体全体の動きにも影響が出ると考えられる。そこで本研究では、観光中のしぐさとして身体運動と頭部運動を内的状態推定の特徴として採用する。

身体運動および頭部運動は、ウェアラブルデバイス（スマートグラスなど）に搭載された慣性センサで容易かつ継続的に測定可能である。また、こうした慣性センサを搭載するウェアラブルデバイスは、ヘルスケアの側面から一般ユーザに普及が進んでいることから、今後観光分野への応用が期待できる。

3.3 観光客の内的状態ラベル

観光中のしぐさと内的状態の関連性を見出すため、図2に示す Android アプリケーションを用いて内的状態ラベルを収集する。観光客は各セッションの終了時に現在の内的状態をラベルとして手入力する。本研究では、内的状態として満足度と感情状態の2つの指標を用いる。以下にそれぞれの詳細を示す。

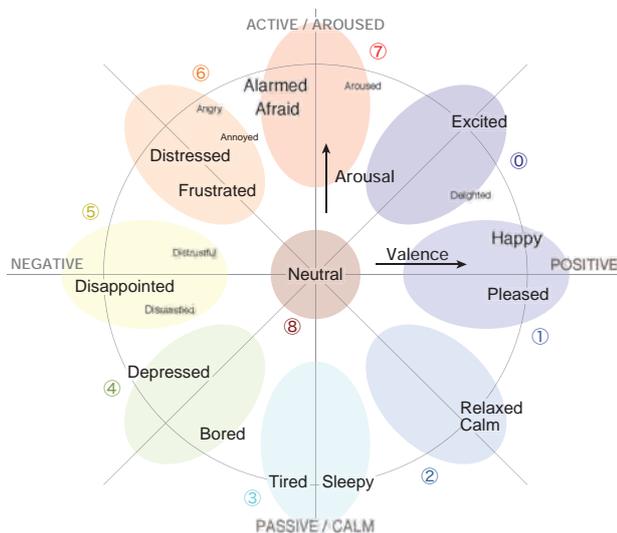


図3 感情状態の2次元空間モデル [9] ~ [11]

満足度 内的状態を数値として表現する指標である。観光客は0 (不満足) ~ 100 (満足) の間から現在の内的状態を選択することができる。平常時 (観光開始前) の内的状態は50として表現される。

感情状態 内的状態をカテゴリーとして表現する指標である。Russellらは、図3に示すように、感情状態をValence (Positive/Negative) とArousal (Active/Passive) の2軸で表現する空間モデルを提案している [10]。本研究では感情状態モデルの空間的位置に基づき、感情状態を次の9カテゴリーへと分割した：① excited, ② happy/pleased, ③ calm/relaxed, ④ sleepy/tired, ⑤ bored/depressed, ⑥ disappointed, ⑦ distressed/frustrated, ⑧ afraid/alarmed, ⑨ neutral。観光客はこの9つのカテゴリーから現在の内的状態を選択できる。

4. 実験と評価

本研究の実現可能性を検証するため、観光客の観光中のしぐさと内的状態の関係性について調査する事前実験を実施した。

4.1 実験の概要

実験環境としては、ドイツ・ウルム、日本・奈良県奈良市の2つの観光地を採用した。図4は各観光地における本実験の観光ルートおよび各セッションの概要を示しており、ウルムでは8つ、奈良では7つのセッションに分割されている。ウルムの観光ルートは、都市の中心部を巡る全長約1.5kmのルートとなっており、ウルム大聖堂のような歴史的な建造物やクリスマスマーケットのようなイベント会場がある。奈良の観光ルートは、郊外にある奈良公園エリアを巡る全長2kmのルートとなっており、東大寺をはじめとする寺社が数多く点在し、自然や野生動物 (鹿) と触れ合うことができる。

被験者として、ウルムでは男性4名、女性1名、奈良では男性5名の計10名に協力してもらった。被験者には各観光スポットをルートに沿って自由に観光してもらい、セッション終了時に観光中の内的状態 (満足度・感情状態) を図2に示すAndroidアプリケーションで回答してもらった。

観光中のしぐさのセンシングには、SenStick^(注3) [12] を用いた。観光中、被験者に眼鏡をかけてもらい、眼鏡の縁にSenStickを固定し、しぐさをセンシングする。SenStickには、加速度、角速度、地磁気、温度、湿度、気圧、照度、紫外線の8種類のセンサが搭載されており、最大100Hzでロギングが可能である。そして、Bluetooth Low Energy (BLE) を介しデータを収集できる。実験中は、加速度のレンジを2G、角速度のレンジを250dpsと設定し、それぞれ50Hzでサンプリングした。

4.2 観光中のしぐさ分析に用いる特徴の抽出と種類

実験で得られたセンサデータを用いて、観光中のしぐさの特徴を抽出する。観光中のしぐさとして、観光中の頭部運動と身体運動の2種類を抽出し分析に用いる。

頭部運動は、観光中の頭部の動きであり、頭部を上下左右に動かした回数や向き、強さなどの特徴を抽出する。このような運動は、回転運動であるため角速度センサの値から検出することができる。検出には、まず、頭部の上下と左右の動きと直角な2つのセンサの軸を選び、それぞれの角速度の値をカットオフ周波数が5Hzのバターワースフィルタにかける。そして、0付近の極大点・極小点を除くため適切な閾値を超える極大点、極小点を抽出する。例えば、上下を表す軸の値において、極大点が上を向く動作、極小点が下を向く動作を意味する。

身体運動は、観光中の頭部からセンシングできる身体の運動であり、主に歩行動作が当てはまる。歩行動作は地面から足を離すとき、足を着いたときに加速度のピークとして現れる。そのため、単純なピークの閾値処理では、正確な検出が難しい。そこで、Yingらの方法 [13] を参考に歩行を検出する。まず、地面に垂直な加速度センサの軸を選択し、カットオフ周波数が5Hzのバターワースフィルタにかけ、ノイズを除去する。次に、以下の式により微分処理を行い、高周波数成分を強調する。

$$y(n) = \frac{1}{8} \{2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)\}$$

そして、全ての値の2乗させ、大きな値を強調し、以下の式により積分することで、スムージングし、小さなピークを除去する。

$$y(n) = \frac{1}{N} \{x(n-(N-1)) + x(n-(N-2)) + \dots + x(n)\}$$

このとき、 $N = 5$ とした。そして、これらの操作で得られたデータから極大点を求め、歩行動作を検出する。

頭部運動から23種類、身体動作から5種類の計28種類の観光中のしぐさの特徴を抽出した。表1に抽出した特徴をまとめている。

4.3 しぐさデータの分析と考察

4.3.1 階層的クラスタ分析

観光セッションごとの観光中のしぐさの特徴を抽出し、階層的クラスタ分析を行い、しぐさに違いが現れているか確認した。階層的クラスタ分析にはウォード法を用いている。結果のデンドログラムを図5に示す。Uはウルム、Nは奈良のセッションを示しており、数字は図4のセッション番号に対応している。

(注3): 筆者らが開発した超小型マルチセンサボード



(a) 実験フィールド (ドイツ・ウルム)



(b) 実験フィールド (日本・奈良)

図4 実験フィールド

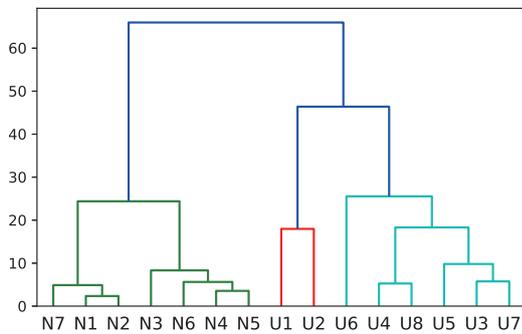


図5 観光セッションごとの階層的クラスター分析結果

結果として、ウルムと奈良のセッションで大きく二つにクラスタが分かれており、それぞれのクラスタでも2つのクラスタに分かれている。このことから、観光中のしぐさがウルムと奈良では大きく異なっていることが確認できる。ウルムでは、様々なショップや展示物が集まるセッションのクラスタ (U1, U2) と U1, U2 に比べれば観るものが少ないそれ以外のクラスタ (U3~U8) に分かれている。そして、奈良では野生動物と触れ合えるセッションのクラスタ (N1, N2, N7) と寺院や公園のようなそれ以外のクラスタ (N3~N6) に分かれている。道や自然物、建物などのセッションの属性としてクラスタは生成されなかった。しかしながら、セッション中の観光対象の数の違いが、クラスタとして概ね表れていることが確認できた。

4.3.2 内的状態としぐさの関係分析

表1に示した、観光中のしぐさから得られる特徴 (F1~F28) と内的状態との関係を分析する。

まず、しぐさと満足度の関係を分析する。満足度は数値で回答可能な比率尺度の指標であるため、しぐさととの相関分析を行った。図6は、特徴と満足度を散布図に示した例である。サンプルは観光地別に異なる記号 (ドイツ:△, 日本:□) で表しており、直線は回帰直線、横軸が観光中のしぐさ、縦軸がラベリングした満足度 (0~100) を示す。有意確率が5%未満の相関が見られた特徴に関する分析結果を表2に示す。11の頭部運動、3つの身体運動において相関関係を確認できた。頭部運動では、F7 (1秒あたりの左を見た回数) の相関が $R = -0.504$ と最も大きく、身体運動では、F25 (1歩ごとの時間間隔) の相関が $R = 0.578$ と最も大きかった。頭部それぞれの特徴に関して、上下左右それぞれの動作で相関が見られ、上下と左右でまとめた特徴では相関はあまり現れなかった。データを詳細に見ると、ウルムと奈良のデータが乖離している場合があり、上方向 (F1), 左方向 (F7~F8), 右方向 (F10~F12), 上下 (F13), 上下左右 (F23) の8種類については、データの乖離が確認された。図7にデータが乖離している例を示す。ウルムに比べて奈良は野生動物が多く生息しているため周りを振り向く動作が比較的多くなったことで、このような乖離が生じたと考えられる。しかし、下方向 (F4~F6) と歩行 (F24~F25, F27) の6

表 1 観光中のしぐさの分析に用いる特徴

種類	特徴 ID	特徴の概要
頭部運動	F1	1 秒間あたりの上方向を見た回数
	F2	上方向を見る時間間隔 (平均)
	F3	上方向を見る時間間隔 (標準偏差)
	F4	1 秒間あたりの下方向を見た回数
	F5	下方向を見る時間間隔 (平均)
	F6	下方向を見る時間間隔 (標準偏差)
	F7	1 秒間あたりの左方向を見た回数
	F8	左方向を見る時間間隔 (平均)
	F9	左方向を見る時間間隔 (標準偏差)
	F10	1 秒間あたりの右方向を見た回数
	F11	右方向を見る時間間隔 (平均)
	F12	右方向を見る時間間隔 (標準偏差)
	F13	1 秒間あたりの上下を見た回数
	F14	上下を見る時間間隔 (平均)
F15	上下を見る時間間隔 (標準偏差)	
F16	上下を見る動作の強度 (平均)	
F17	上下を見る動作の強度 (標準偏差)	
身体運動	F18	1 秒間あたりの左右を見た回数
	F19	左右を見る時間間隔 (平均)
	F20	左右を見る時間間隔 (標準偏差)
	F21	左右を見る動作の強度 (平均)
	F22	左右を見る動作の強度 (標準偏差)
	F23	1 秒間あたりの上下左右を見た回数
	F24	1 秒間あたりの歩数
	F25	1 歩ごとの時間間隔 (平均)
	F26	1 歩ごとの時間間隔 (標準偏差)
	F27	歩行動作の強度 (平均)
	F28	歩行動作の強度 (標準偏差)

表 2 観光中のしぐさ分析結果 (満足度)

種類	特徴 ID	相関係数 R	p 値
頭部運動	F1	-0.395	0.0026
	F4	0.414	0.0013
	F5	-0.316	0.0045
	F6	-0.294	0.0120
	F7	-0.504	0.0001
	F8	0.338	0.0049
	F10	0.268	0.0273
	F11	-0.416	0.0007
	F12	-0.365	0.0055
	F13	-0.360	0.0065
	F23	-0.375	0.0007
身体運動	F24	-0.482	0.0001
	F25	0.578	0.0000
	F27	-0.352	0.0059

種類の特徴に関しては、データの乖離が見られず、図 6 に示すように、F5 (下方向を見る時間間隔 (平均)) と F25 (1 歩ごとの時間間隔 (平均)) では、ウルムと奈良のデータが混合し、ほぼ同様の傾向を示していることが見てとれる。そのため、観光地に依存しない特徴として、「下を向くしぐさ」と「歩行に関するしぐさ」は有効であると考えられる。ここから、観光地に依存せず下を向く回数が増えるほど満足度は上がり、歩行の回

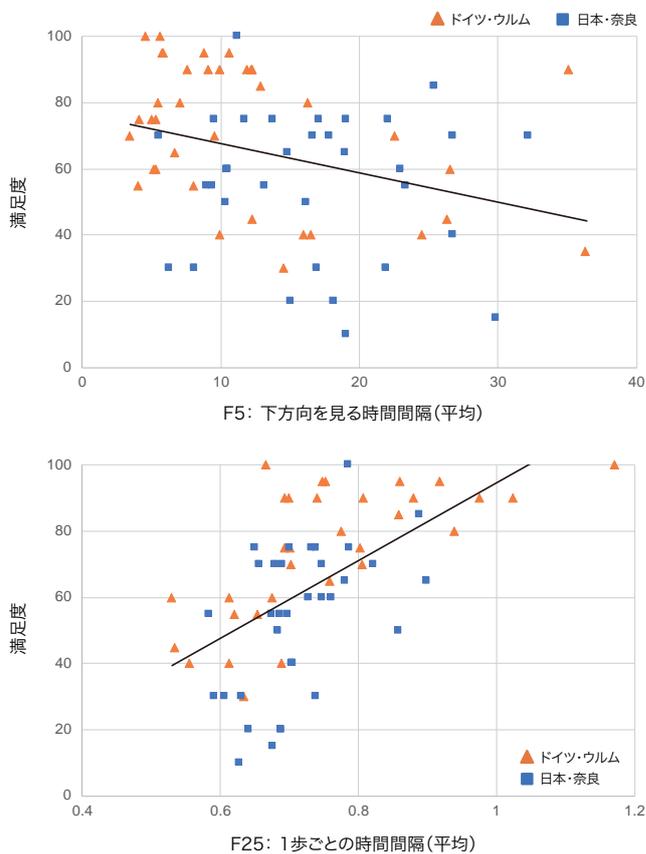


図 6 内的状態 (満足度) と観光中のしぐさの関係 (F5, F25)

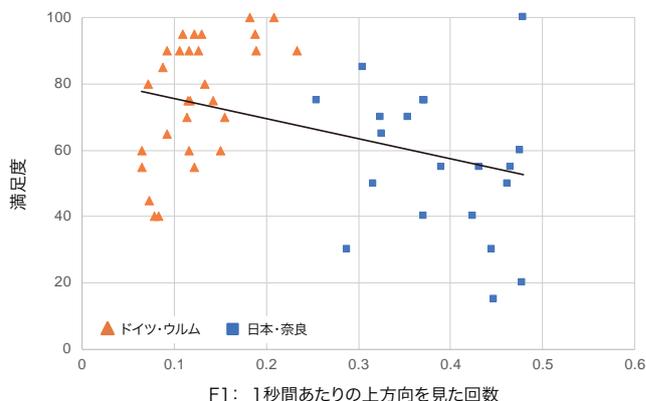


図 7 観光地によって観光中のしぐさに乖離が生じる例

数が増えるほど満足度は下がるという関係が得られた。また、データの乖離が見られた特徴も相関が確認されたことから、今後様々な観光地でデータを収集していき、観光地への依存度合いを明らかにしていきたい。

次に、観光中のしぐさと感情状態の関係を分析する。本稿で実施した事前実験で収集したデータのみでは 9 カテゴリについて分析することが困難であるため、図 3 に基づき、ポジティブな感情 (感情ラベル ① ~ ②) とネガティブな感情 (③ ~ ⑧) の 2 つのグループに分類した。図 8 は、各感情グループにおける特徴の分布の例を示している。各特徴について、感情グループの間に統計的有意差があるかどうかを調べるため、有意水準 10% の t 検定を行った。有意差が確認できた特徴に関する分

表 3 観光中のしぐさ分析結果（感情状態）

種類	特徴 ID	p 値
頭部運動	F4	0.0350
	F5	0.0663
	F7	0.0248
	F8	0.0318
	F13	0.0616
	F16	0.0628
	F23	0.0570
身体運動	F24	0.0032
	F25	0.0000

析結果を表 3 に示す。7 つの頭部運動、2 つの身体運動において、ポジティブ/ネガティブな感情状態間に有意差があることが明らかとなった。このことから、感情状態についても満足度の場合と同様に「下を向く動作の特徴」と「歩行に関する特徴」が有用であることを示す結果が得られた。

以上の分析結果から、観光中のしぐさ（頭部運動、身体運動）を継続的に測定することで、直近のセッションにおいて観光客が抱いた内的状態を推定できる可能性が示唆された。今後は内的状態推定に向けより詳細な分析を進めるとともに、地域間や観光地の特性の影響についても調査を行う。

5. まとめ

本稿では、スマートツーリズムにおいて、よりリッチな観光情報を提供するため、観光客の無意識のしぐさを観察することに基づき、観光客の満足度や感情状態といった内的状態を推定する手法を提案した。基本的な内的状態推定のワークフローを示すとともに、観光中のしぐさと内的状態の関係性を検証するため、2 つの観光地（ドイツ・ウルム、日本・奈良）において実験を行った。実験で得られたセンサデータから観光中のしぐさの特徴を 28 種類抽出し、満足度に関して相関分析を行ったところ、14 の観光中のしぐさ（頭部運動：11、身体運動：3）において、相関関係が確認でき、下を向く動作の特徴や歩行動作の特徴は観光地への依存が少ないことも確認できた。そして、感情状態に関して、ポジティブとネガティブの 2 つに分け、t 検定により特徴の有意差を確認したところ、9 の観光中のしぐさ（頭部運動：7、身体運動：2）に関して有意差が見られた。このことから、ポジティブとネガティブの 2 値の感情状態を推定できる可能性が示唆された。しかしながら、満足度に比べ、詳細な感情状態の推定は現段階では難しいと考えられる。

本稿では、頭部に装着したセンサのみでの観光中のしぐさの抽出を行ったが、今後は、眼球の動きやウェアラブルセンサから得られる生体情報も取り入れ、満足度と感情との関係を分析し、有効な特徴を探っていきたい。そして、満足度と感情をリアルタイムに推定し、内的情報を地図にマッピングするシステムの構築を行っていきたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 16J09670,16H01721 の助成を受けたものです。

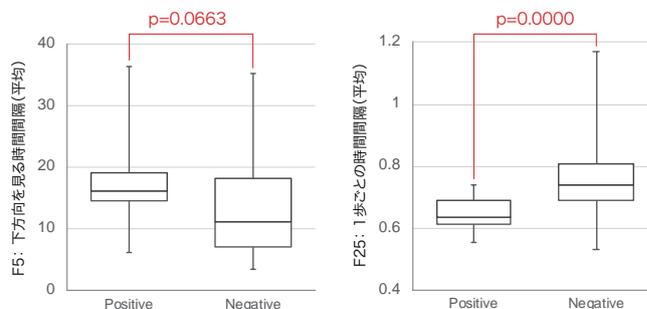


図 8 内的状態（感情状態）と観光中のしぐさの関係（F5, F25）

文 献

- [1] J. Alegre and J. Garau, "Tourist satisfaction and dissatisfaction," *Annals of Tourism Research*, vol.37, no.1, pp.52-73, 2010.
- [2] C.-F. Chen and F.-S. Chen, "Experience quality, perceived value, satisfaction and behavioral intentions for heritage tourists," *Tourism Management*, vol.31, no.1, pp.29-35, 2010.
- [3] B. Resch, A. Summa, G. Sagl, P. Zeile, and J.-P. Exner, "Urban emotions - geo-semantic emotion extraction from technical sensors, human sensors and crowdsourced data," *Progress in location-based services 2014*, pp.199-212, Nov. 2014.
- [4] W.Y. Quack, D.Y. Huang, W. Lin, H. Li, and M. Dong, "Mobile acoustic emotion recognition," *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, pp.170-174, Nov. 2016.
- [5] S. Shapsough, A. Hesham, Y. Elkhazraty, I.A. Zualkernan, and F. Aloul, "Emotion recognition using mobile phones," *2016 IEEE 18th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, pp.1-6, Sept. 2016.
- [6] F. Ringeval, F. Eyben, E. Kroupi, A. Yuce, J.P. Thiran, T. Ebrahimi, D. Lalanne, and B. Schuller, "Prediction of asynchronous dimensional emotion ratings from audiovisual and physiological data," *Pattern Recognition Letters*, vol.66, pp.22-30, 2015.
- [7] T.W. AlHanai and M.M. Ghassemi, "Predicting latent narrative mood using audio and physiologic data.," *AAAI*, pp.948-954, 2017.
- [8] M. Soleymani, M. Pantic, and T. Pun, "Multimodal emotion recognition in response to videos," *IEEE transactions on affective computing*, vol.3, no.2, pp.211-223, 2012.
- [9] G. Paltoglou and M. Thelwall, "Seeing stars of valence and arousal in blog posts," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol.4, pp.116-123, 01 2013.
- [10] J.A. Russell, "A circumplex model of affect," *Journal of personality and social psychology*, vol.39, no.6, pp.1161-1178, 1980.
- [11] K.R. Scherer, "What are emotions? and how can they be measured?," *Social Science Information*, vol.44, no.4, pp.695-729, 2005.
- [12] Y. Nakamura, Y. Arakawa, T. Kanehira, M. Fujiwara, and K. Yasumoto, "Senstick: Comprehensive sensing platform with an ultra tiny all-in-one sensor board for iot research," *Journal of Sensors*, vol.2017, pp.1-16, Oct. 2017.
- [13] H. Ying, C. Silex, A. Schnitzer, S. Leonhardt, and M. Schiek, "Automatic step detection in the accelerometer signal," *4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007)* Springer, pp.80-85 2007.