

# 空間的特徴量とパーソナリティ分析を用いたストレス推定

吉村 拓真<sup>†</sup> ファムフーロン<sup>†</sup> 和田 真弥<sup>††</sup> 大島 裕明<sup>†,†††</sup>

<sup>†</sup> 兵庫県立大学 応用情報科学研究科 〒650-0047 兵庫県神戸市中央区港島南町 7-1-28

<sup>††</sup> 株式会社 KDDI 総合研究所 〒356-8502 埼玉県ふじみ野市大原 2-1-15

<sup>†††</sup> 兵庫県立大学 社会情報科学部 〒651-2197 兵庫県神戸市西区学園西町 8-2-1

E-mail: <sup>†</sup>{aa20w514,aa19e510,ohshima}@ai.u-hyogo.ac.jp, <sup>††</sup>sh-wada@kddi-research.jp

**あらまし** 本研究では、空間的特徴量とパーソナリティの分析を用いて、ある人がある場所でどの程度のストレスを感じるかを推定する手法を提案する。日常生活においてストレスを解消することは重要であり、現在の日本においてストレスの発散は多くの人に求められている。本研究では、まず、様々な人が、様々な場所でどのようにストレスを感じるかを測定し、場所とストレスの関係性を表すデータの作成を行った。ストレス値としては、心拍センサーを用いて取得した心拍データから LF/HF 値を計測して用いた。また、空間の特徴については、地域メッシュ統計データを用いて、空間メッシュごとに特徴ベクトルを得た。人については、心理学においてパーソナリティ分析に利用される Big Five を用いて特徴ベクトルを得た。これらの特徴量の関係性を用いて、どのようなパーソナリティの人が、どのような場所で、どの程度の人の相対的なストレスを感じるかを推定する。本手法によって、たとえば、パーソナリティ分析を行うことで、その人にとってストレスフリーな場所の提案を行うといった応用が行えるようになる。

**キーワード** ストレス推定, メンタルヘルス, パーソナリティ分析

## 1 はじめに

近年日本では、労働や人間関係を含む日常生活において精神的ストレスを感じることの多いストレス社会となっている。そのような社会において、ストレスを感じることでメンタルヘル스에不調が現れ、日常生活に支障をきたす人が存在する。

ストレスを感じる状況は「仕事で成果が出ない」や「隣人関係がうまくいかない」、「重要な会議を控えて緊張する」などのように多種多様なシチュエーションが考えられる。しかし、ストレスは多くの状況において人に悪影響であるため、ストレスを感じた場合その解消に努めることが望ましい。

ストレスを解消する方法、いわゆる気分転換の方法は「山へ登山しに行く」や「買い物に出かける」といった様に、人によって様々であるが、それらの気分転換の多くには場所を移動し周囲の環境を変えることが共通する。そのため気分転換を行うためには自分がリフレッシュできるような場所への移動というのが重要な要素の一つであるといえる。

しかし日常生活において、自身がストレスを感じにくい場所やリラックスできる場所を把握しようとした場合、未知の場所においては実際にその場所に訪れる必要がある事、既知の場所においてもその場所を記憶しておく必要があるため負担となる事がある。そのため、気分転換を望む人に対してその人がストレスを感じない場所、安息地の提案を行いたい。

ある場所で感じるストレスはその場所の特徴によって変わる。「人口の多い都会」と「人口の少ない田舎」や、「木々の多い山」と「建造物の多い住宅街」では感じるストレスが異なる。

また、ストレスの感じ方には個人差があるため、ある場所で感じるストレスも人によって変化する。例えば山を好む人もい

れば山を嫌う人もいる。そのため、ある場所で人が感じるストレスは場所の特徴とその人のパーソナリティに影響されると考えられる。

そこで本研究では、様々な人が、様々な場所でどのようにストレスを感じるかを測定し、どのようなパーソナリティの人がどのような場所で、どの程度人が相対的なストレスを感じるかを推定する手法を提案する。

以下、2 節では関連研究について述べる。3 節では本研究における問題定義について述べる。4 節では、本研究で用いるデータについて述べる。5 節では、本研究が提案する手法について述べる。6 節では、結果について述べる。7 節では、まとめと今後の課題について述べる。

## 2 関連研究

本節では本研究に関連するパーソナリティ分析の研究、距離学習の研究、ストレス指標の研究について紹介する。

### 2.1 パーソナリティ分析

人を心理的にパーソナライズする方法として Big Five [3], [4] という指標がある。Big Five とは人の心理は以下の 5 つに起因するとされるものである。

- Extraversion 外向性
- Agreeableness 協調性, 調和性
- Conscientiousness 勤勉性, 誠実性
- Neuroticism 神経症傾向, 情緒不安定性
- Openness 開放性

いくつかの質問項目に回答することによって Big Five を表現する手法について次のようなものがある。Big Five Scales

表 1 TIPI-J の 10 項目の質問

項目	質問内容
1	活発で外向的だと思う
2	他人に不満をち、もめごとを起こしやすいと思う
3	しっかりしていて、自分に厳しいと思う
4	心配性で、うろたえやすいと思う
5	新しいことが好きで、変わった考えをもつと思う
6	ひかえめで、おとなしいと思う
7	人に気をつかう、優しい人間だと思う
8	だらしなく、うっかりしていると思う
9	冷静で、気分が安定していると思う
10	発想力に欠けた、平凡な人間だと思う

(BFS) [16] では 5 つの下位尺度を各 12 項目、計 60 項目の形容詞で構成された全く当てはまらない (1 点) から非常に当てはまる (7 点) の 7 段階で測定されている。短縮版 BFS (BFS-S) [13] は 5 つの下位尺度にそれぞれ 4 項目、計 20 項目の形容詞で構成されるものである。回答は全く当てはまらない (1 点) からとてもよく当てはまる (7 点) の 7 段階で求められた。Five-Factor Personality Questionnaire 50 (FFPQ-50) [12] は 5 つの下位尺度がそれぞれ 10 項目、計 50 項目で構成されており、全く違う (1 点) から全くそうだ (5 点) の 5 件法で回答が求められるものである。また Gosling らの研究 [5] では 5 つの下位尺度に対して各 2 項目で計測する Ten Item Personality Inventory (TIPI) と各 1 項目で計測する Five Item Personality Inventory (FIPI) が提案されたが、TIPI の利用が推奨されている。また TIPI を日本語に訳した日本語版 TIPI (TIPI-J) [10] も存在しその質問項目は表 1 に示される内容である。本研究では人の特徴量を求めるためにこの TIPI-J を用いる。

## 2.2 距離学習 (Metric Learn)

Supervised version of Least Squared-residual Metric Learning [6] は同じクラス (ポジティブペア) 間のマハラノビス距離  $d_p$  と異なるクラス (ネガティブペア) 間のマハラノビス距離  $d_n$  が  $d_n > d_p$  となるような相互距離を学習するアルゴリズムである。Supervised version of Sparse Distance Metric Learning [7] は同じクラスのサンプルを取得することで類似したサンプルペアを作成、異なるクラスのサンプルペアを取得し類似したサンプルペアを作成することでデータの補間を行い、学習するスパース距離学習のアルゴリズムである。このアルゴリズムはデータ数が少ない状況において優れたアルゴリズムである。Metric Learning for Kernel Regression [9] は Leave One Out 回帰誤差を直接最小化することで学習するアルゴリズムである。このアルゴリズムは次元削減や高次元データの可視化に利用できる。Large Margin Nearest Neighbor [8] は異なるクラス間では大きなマージンを保持しながら、同じクラス間の  $k$  近傍を維持しようとする大マージン近傍の距離学習である。今回はこの距離学習手法を用いる。

## 2.3 ストレス指標

堀ら [14] は客観的なストレス指標として用いる際の方法について議論されている。血中の Brain-derived neurotrophic factor (BDNF) 濃度については客観的なストレス指標として抹消中の BDNF の濃度は相関が低いとされてた。唾液、尿、毛髪、爪のようなストレスバイオマーカーについては、試料を採取する際にサンプリング回数を等間隔で行う様に厳密に遵守しようとするれば被験者の生活リズムに大きな影響を与えてしまことが指摘されている。心拍変動指標については生体試料の採取が不要である点や短時間の自律神経活動の変化からストレス状態を推定できる点が優れているとされている。また、非接触バイタルセンシングシステムについても検討され従来の心電図と同等の心拍測定、脈波測定ができるとされた。

Simone らの研究 [2] ではマルチモーダルな自動車運転者のストレス認識の問題について取り組まれている。心拍数 (HR)、呼吸数 (BR)、手のひらの EDA (P-EDA)、鼻周囲汗 (PER-EDA) の 4 つの信号から時間領域、周波数領域を含む 21 の特徴量を抽出し、ストレス状態と非ストレス状態の二項対立問題として取り組まれた。鈴木ら [15] の研究では心拍指標として R-R Interval Median ( $RRI_M$ )、Total Stress Value (TSV)、Lorentz Plot (LP) 面積の 3 つが用いられた。土川らの研究 [11] では心拍指標として RRI を周波数解析した高周波成分の総和である HF 値、低周波成分の総和と高周波成分の総和の比である LF/HF 値、安静時 RRI からの変化割合である RRI 変化指標、RRI の標準偏差と RRI の平均値の除である CV-RR の 4 つが用いられた。本研究では心拍指標指標の内の一つである LF/HF 値を用いてストレスを計測する。

## 3 問題定義

本節では本研究で取り組む問題について述べる。

ストレスフリーな場所である安息地を提案するためには、その人が相対的にストレスを感じない場所の推定が必要である。また、ある場所で感じるストレスには個人差が存在する。ストレス解消のために安息地を提案するには

- RQ1 場所の特徴量とある場所で感じるストレスには関連があるのか
- RQ2 人のパーソナリティはある場所で感じるストレスに関連があるのか
- RQ3 人の特徴と場所の特徴からストレスの推定は可能か

の三つの技術的課題を明らかにし、解決する必要がある。そのため人の特徴ベクトル  $f_p$  と場所の特徴ベクトル  $f_l$  の組  $\{f_p, f_l\}$  を入力として、その場所でその人が感じる相対的なストレスを推定する。本研究でいうところの場所は 100 四方のメッシュを 1 単位としたものである。ストレスの推定方法としてはストレス値が High, Low での 2 値で推定する分類問題や、ストレス値が High, Common, Low の 3 値で推定する分類問題、ストレス値を推定する回帰問題などがある。そのためストレスフリーな安息地の提案は図 1 に示されるような形となる。今回の

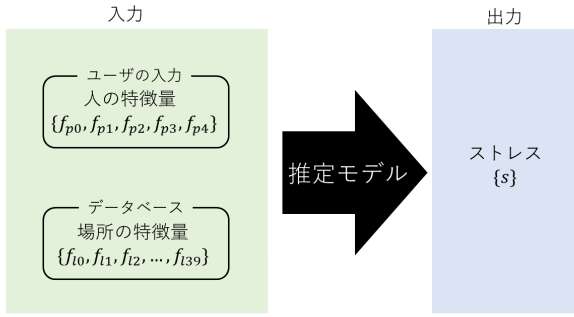


図 1 問題概要

手法では人の特徴量はユーザの入力によるパーソナリティ分析を行った Big Five を用いたものである。また、場所の特徴量はデータベースからの 100m メッシュごとに取得されたある区域の 33 次元の特徴である。その 2 つの特徴量を入力としてその 100m メッシュ区域内でその人が感じるストレス値を High, Low の 2 値で推定を行う。

しかし、ストレスを推定する過程においてユーザに負担のかかることは望ましくない。図 1 のようにユーザの入力によって人の特徴量  $f_p$  を得る場合、ユーザが操作を行う必要があるためその負担が懸念される。そのため本研究ではユーザへの負担を可能な限り減らすために 10 項目の質問項目で Big Five を表現する手法である TIPI-J を用いて人の特徴ベクトル  $p$  を表現し、場所の特徴ベクトル  $l$  は地域メッシュ統計データを用いて表現することで人がある場所で感じるストレスの推定を行う。

## 4 データの取得

本節では本研究で人の特徴量と場所の特徴量からストレス値を推定するために用いる人の特徴量、場所の特徴量の取得方法、真値とするストレス値のデータの作成方法について述べる。

### 4.1 人の特徴量

本研究では人の特徴量を Big Five の下位尺度を用いて 5 次元のベクトルで表現する。その表現方法としては TIPI-J [10] を用いて Big Five の下位尺度を計測する。TIPI-J は表 1 に示される 10 項目の質問に「全く違う (1 点)」から「強く思う (7 点)」の 7 段階の回答をする事で Big Five を表現する。

また、次の式 1 は外向性、式 2 は協調性、式 3 は勤勉性、式 4 は神経症傾向、式 5 は開放性を採点する式である。

$$(E: \text{外向性}) = \text{項目 1} + (8 - \text{項目 6}) \quad (1)$$

$$(A: \text{協調性}) = (8 - \text{項目 2}) + \text{項目 7} \quad (2)$$

$$(C: \text{勤勉性}) = \text{項目 3} + (8 - \text{項目 8}) \quad (3)$$

$$(N: \text{神経症傾向}) = \text{項目 4} + (8 - \text{項目 9}) \quad (4)$$

$$(O: \text{開放性}) = \text{項目 5} + (8 - \text{項目 10}) \quad (5)$$

これらの式で算出された Big Five の値  $F = \{E, A, C, N, O\}$  は各下位尺度ごとに式 6 を用いて 0 を中心として -1 から 1

表 2 パーソナリティ分析の結果

人	外向性	協調性	勤勉性	神経症傾向	開放性
P1	-0.500	0.667	-0.167	0.000	0.667
P2	0.667	-0.167	0.500	-0.833	0.833
P3	-0.667	0.500	-0.667	0.677	-0.333
P4	-0.667	0.667	-0.500	-0.167	0.000
P5	0.333	0.333	0.000	0.000	0.167
P6	-0.333	0.333	1.000	0.167	0.833
P7	-0.667	0.333	-0.167	-0.833	0.333
P8	-0.667	0.333	0.000	0.667	0.167
P9	-0.667	-0.167	-1.000	0.833	-0.333

表 3 地域メッシュ統計データ

測定年度	データの種類	データの記録単位
平成 28 年	土地利用状況	100m メッシュ
平成 28 年	土地利用面積	3 次メッシュ
平成 30 年	メッシュ別将来推計人口	3 次メッシュ
平成 22 年	標高, 傾斜度	3 次メッシュ

までの分布で正規化を行う。

$$F_{norm} = \frac{F - 8}{6} \quad (6)$$

$$p = [E_{norm}, A_{norm}, C_{norm}, N_{norm}, O_{norm}] \quad (7)$$

式 7 で表されるベクトル  $p$  を人の特徴量として用いる。パーソナリティ分析での式 6 を用いて正規化を行った結果を表 2 に示す。表 2 より、被験者それぞれでパーソナリティがばらけていることがわかる。この値をその人の特徴量として用いる。

### 4.2 場所の特徴量

本研究では場所の特徴を表現するために地域メッシュ統計データを用いる。

場所の特徴量は地域メッシュ統計データを用いて 100m メッシュ単位で 33 次元のベクトルで表す。地域メッシュ統計データとは緯度経度で地域を隙間なくメッシュの区域に分けて、その区域での統計データが編成されたものである。今回場所の特徴を表現するために用いた地域メッシュ統計データは、国土交通省 GIS <sup>1</sup>にて公開されているデータの中から、表 3 に示されるものを用いた。土地の利用面積についての利用状況の定義を表 4 に示す。

表 3 の平成 28 年度土地利用状況のメッシュ統計データはメッシュ区域内の土地が表 4 で定義される土地利用種別のどれに属するかが 100m メッシュ単位で記録されているデータである。本研究ではどの土地利用種別に属するかを One-Hot ベクトルで表現して用いる。平成 28 年度土地利用面積のメッシュ統計データはメッシュ区域内の土地で表 4 で定義される土地利用種別の各利用面積が 3 次メッシュ単位で記録されているデータである。平成 30 年度メッシュ別将来推計人口は平成 27 年度の国税調査を元に 2050 年までの 1km メッシュ区域内の将来人口の試算を 3 次メッシュ単位で行ったデータである。このうちの 2020 年度の推計人口を用いる。平成 22 年度標高、傾斜度の

1: 国土交通省 GIS: <https://nlftp.mlit.go.jp/>

表 4 平成 28 年度土地利用種別定義

種別	定義
田	湿田, 乾田, 沼田, 蓮田及び田とする
他農用地	麦, 陸稲, 野菜, 草地, 芝地, りんご, 梨, 桃, ブドウ, 茶, 桐, はぜ, こうぞ, しゅろ等を栽培する土地とする
森林	多年生植物の密生している地域とする
荒地	しの地, 荒地, がけ, 岩, 万年雪, 湿地, 採鉱地等で旧土地利用データが荒地であるところとする
建物用地	住宅地, 市街地等で建物が密集しているところとする
道路	道路などで, 面的に捉えられるものとする
鉄道	鉄道, 操車場などで, 面的にとらえられるものとする
河川及び湖沼	人工湖, 自然湖・池・養魚場等で平水時に常に水を湛えているところ及び河川, 河川区域の河川敷とする
海浜	海岸に接する砂, れき, 岩の区域とする
海水域	隠顕岩, 干潟, シーパースも海に含める
ゴルフ場	ゴルフ場のゴルフコースの集まっている部分のフェアウェイ及びラフの外側と森林の境目を境界とする
その他の用地	運動競技場, 空港, 競馬場, 野球場, 学校港湾地区, 人工造成地の空地等とする

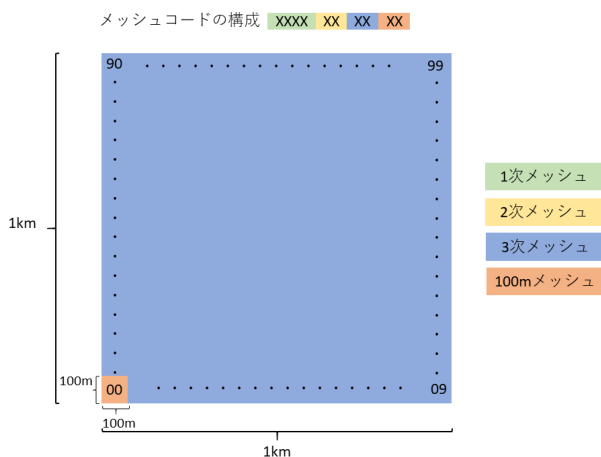


図 2 メッシュ区域の関係性

メッシュ統計データは、標高（平均、最高、最低）、最大傾斜角度、方角、最小傾斜角度、方角、平均傾斜角度について3次メッシュ単位で記録されたものである。本研究ではストレス推定を100mメッシュ単位で行うため、データ記録単位の異なる地域メッシュについて100mメッシュで用いる必要がある。地域メッシュは緯度経度によって一律にメッシュコードで管理されている。

メッシュコードは1次メッシュが4桁、2次メッシュが6桁、3次メッシュが8桁、100mメッシュが10桁で与えられているものである。また10桁ある100mメッシュのメッシュコードの構成は上4桁がそのメッシュ区域での1次メッシュコード、その次の2桁が2次メッシュコード、その次の2桁が3次メッシュコードと同じものになっている。3次メッシュと100mメッシュは図2のような関係にあるため、例えば100mメッシュ単位でのメッシュコードが5235625963に属する区域では3次メッシュのコードが52356259となる区域のデータを用いることでデータ記録単位の異なる地域メッシュデータを用いる。

#### 4.3 心拍データの取得

本研究では客観的にストレスを評価するために、ストレス指標として心拍変動指標の内の一つであるLF/HF値[11]を用い

る。そのために心拍データを取得する必要があるため、ここでは心拍データの測定実験の方法について述べる。

測定実験は被験者が指定された特定の場所に移動し、心拍センサを用いて測定を行う。測定地点は指定したポイントから20m程度の誤差を許した。被験者の移動中の行動は指定しないが、その移動中の行動状況によって測定に影響が出ないように測定前に心拍が安定するまでの安静期間を設ける。測定開始前には同時に測定を行っている被験者間の干渉を最小限にするため、お互いが意識しないように被験者間の間隔をあける。また、その場で感じるストレス値を得るために、被験者の行動で心拍データに影響が出ないように、測定中は被験者の行動を着座、直立、歩行に限る。それに加え、本来その場に存在しないもの、例えば本測定で用いるセンサ以外に持参したもの（スマートフォン、本）等の利用を制限し、可能な限りその場にあるもので感じるが得られるように測定を行う。

心拍データの取得は図3に示される心拍センサとGPSを用いて測定地点の緯度、経度と共に心拍波形を測定する。図3の心拍センサはPhotoplethysmogram（以降、PPG）センサで、血管内に巡る血流の体積変化を光で読み取る方式のセンサデバイスとなっている。センサは図3のデバイスをショルダーバッグに入れ、紐を右肩に、袋部分を左脇にするように持つ。また心拍センサは左耳たぶにクリップで固定し装着する。そのデバイスの装着状態を図4に示す。被験者はデバイスを装着した後、デバイスの電源を入れた後、デバイスのセットアップを行うための時間を1分間設ける。その後、被験者自身でデバイス画面に表示されている心拍波形が安定していることを確認し、測定を開始するデバイスのボタンを押すことでデータの記録が開始される。データの記録は5分間行われ、デバイスの電源を切ることで測定は終了する。また、GPSデータは心拍データを記録している時間と重ならないように測定終了前に記録する。

この測定を複数個所で行い、測定期間5分間の心拍波形データをGPSから得た緯度経度で100mメッシュコードに関連付ける。

今回の測定は神戸市内の図5の三宮周辺と図6の新神戸周辺で行う。本測定では100mで区切られた区域の中から黒丸で記される点を測定地点として選び、三宮で15点新神戸で6点の





図3 心拍センサ



図4 デバイス装着位置

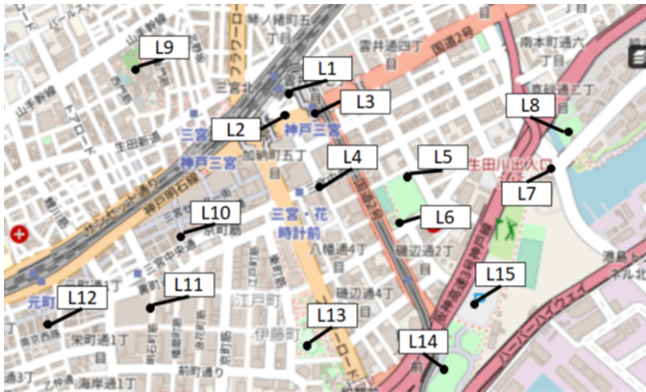


図5 三宮の測定地点 ©OpenStreetMap contributors, Base map and data from OpenStreetMap and OpenStreetMap Foundation/CC BY-SA 2.0<sup>2</sup>

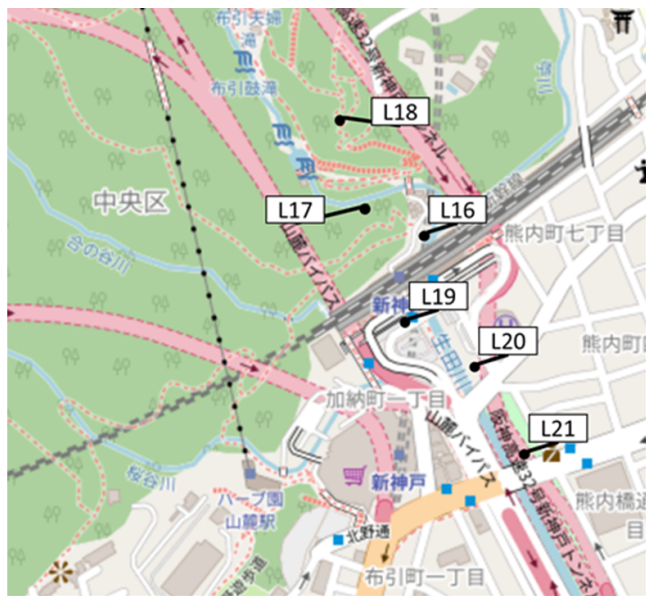


図6 新神戸の測定地点 ©OpenStreetMap contributors, Base map and data from OpenStreetMap and OpenStreetMap Foundation/CC BY-SA 2.0<sup>2</sup>

計 21 点で測定を行う。

本実験は健康な体を持つ一般人 9 名を対象とし、兵庫県立大

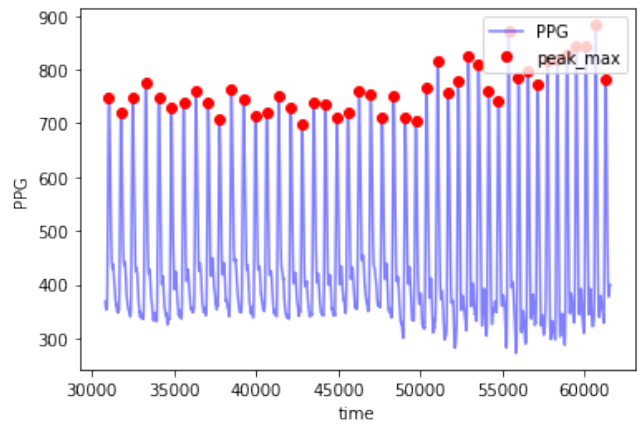


図7 心拍波形とピークポイント

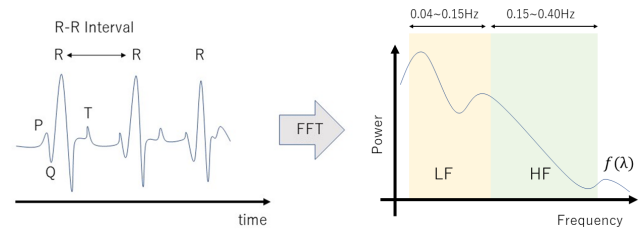


図8 LF/HF 値の計算方法

学応用情報科学研究科研究倫理委員会の研究倫理審査申請を行い承認を得た後、実施した（承認番号:UHGSAL-2020-04）。

#### 4.4 LF/HF 値によるストレス指標

次に測定された心拍データからストレス値を算出する方法について述べる。

LF/HF 値を心拍変動指標から抽出するためには心拍データを取得し、ピーク検出を行うことで R 波と R 波の間隔である R-R Interval (RRI) を抽出する必要がある。

図 7 は着座したリラックス状態でサンプリング周波数 100Hz で 5 分間データを取得した時の心拍データの一部である。その心拍に対して、ピーク検出した点を赤色で図 7 に示す。そのピーク間隔を RRI として図 8 の様に Fast Fourier Transform (FFT) で周波数解析を行う。その後、LF を 0.04 から 0.15 Hz、HF を 0.15 から 0.40 Hz の範囲として式 8 で LF/HF 値を計算する。

$$\frac{LF}{HF} = \frac{\int_{0.04\text{Hz}}^{0.15\text{Hz}} f(\lambda)}{\int_{0.15\text{Hz}}^{0.40\text{Hz}} f(\lambda)} \quad (8)$$

この LF/HF 値をストレス値として用いる。LF/HF 値は交感神経と副交感神経のバランスを表す指標として用いられる。

一つの測定地点である一人の被験者の心拍の測定を行い、分析した結果を図 9 に心拍ピーク間隔 (ms) を緑で、心拍数 (1/分) を赤で示す。

図 9 を見ると取得されたデータの最初の数秒は心拍数が安定していないことが読み取れる。そのため最初の 3 秒程度は今回のストレス算出では除いてストレス値の計算を行う。

また、FFT でスペクトル解析をした結果を図 10 に示す。

<sup>2</sup> : OpenStreetMap : <https://www.openstreetmap.org/copyright>

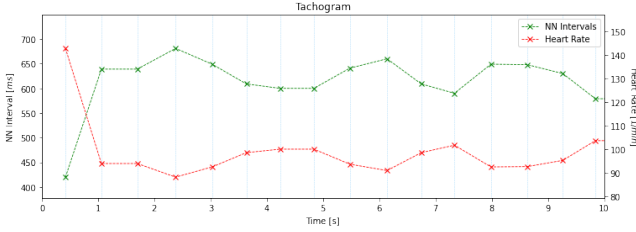


図 9 心拍波形分析

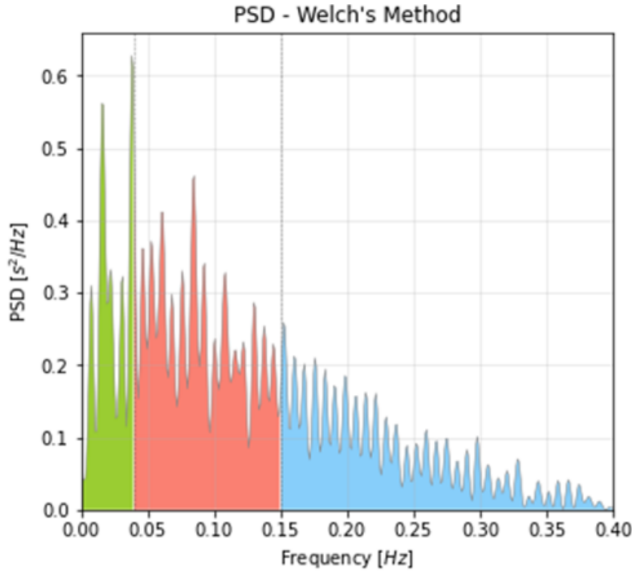


図 10 心拍波形のスペクトル解析

図 10 に示される LF 成分と HF 成分を式 8 で LH/HF 値を各被験者についてそれぞれの測定地点で算出した．その結果を表 5 に示す．表 5 を見ると P1 の L1 から L21 で感じるストレス値は 0.28 から 4.66 の範囲に分散している．その他の人 P2 から P9 までにおいても L1 から L21 で感じるストレス値は分散しているため、場所によって感じるストレスは異なるということがわかる．このことから、RQ1 の回答として人が感じるストレス値は場所によって異なることを明らかにした．同様に表 5 において、地点 L1 で感じるストレスは 0.34 から 2.18 の範囲に分散している．その他の地点 L2 から L21 においても P2 から P9 までの人が感じるストレスには分散があるため、場所を感じるストレスは人によって異なることがわかる．このことから、RQ2 の回答として同じ場所でも人によって感じるストレスが異なることを明らかにした．人の感じる相対的なストレスを推定するために表 5 の数値を z-score で正規化を行い、しきい値を 0 に設定し、0 未満を Low, 0 以上を High として 2 値のラベル付けを行った．

## 5 人の特徴量と場所の特徴量からのストレス値の推定

本節では本研究が提案する Big Five で表現された 5 次元の人の特徴量  $p$  と地域メッシュ統計データを用いて表現された 39 次元の場所の特徴量  $l$  を用いてストレス推定を行う手法につい

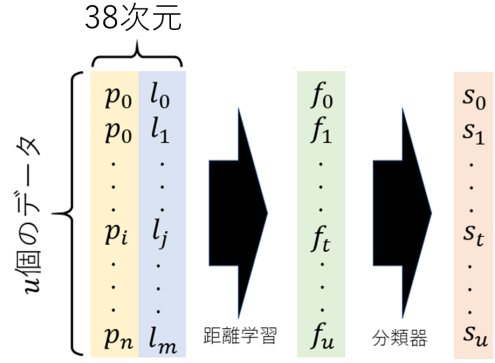


図 11 距離学習を用いた提案手法の全体像

て述べる．そのシステムの全体像を図 11 に示す．

図 11 では  $n$  人の人間が  $m$  箇所の場所で感じるストレスを推定しようとした場合の図である．本研究では同じクラスの特徴量間の距離が近くなるよう、異なるクラスの特徴量間の距離が遠くなるように学習する距離学習をエンベディング層として用いる．

まず、今回用いる分類器について述べる．分類器としては次の 4 つを用いて比較を行う．

- Support Vector Machine (以降, SVM)
- k-Nearest Neighbor (以降, kNN)
- Logistic Regression (以降, LR)
- XGBoost

また, SVM, kNN, LR, XGBoost, のパラメータ設定は GridSearchCV を用いて行い, そのパラメータ候補を表 6 に示す．

次に、本手法で用いる距離学習アルゴリズムについて述べる．

距離学習アルゴリズムとしては Large Margin Nearest Neighbor (以降, LMNN) を用いる．距離学習の仕事の概要としては同じクラス間の距離を小さく、異なるクラス間の距離を大きくするような特徴量空間に置くことである [1]．今回用いる距離学習では特徴量空間の距離をマハラノビス距離で学習する手法を取る． $x$  と  $x'$  のマハラノビス距離  $d$  は式 9 で定義される．

$$d_M = \sqrt{(x - x')^T M (x - x')} \quad (9)$$

マハラノビス距離学習においては式 9 における  $d_M$  の正半定値行列である  $M$  が学習される．

## 6 結 果

本節では人がある場所で感じるストレスと、その推定を本手法で検証した結果について述べる．6.1 節ではストレスの測定実験で得た心拍データの解析結果について述べる．6.2 節では本手法を用いてある場所で人間を感じるストレスを推定した結果について述べる．

### 6.1 データの分析

表 2 の値を多次元尺度構成法 (以降, MDS) を用いて二次元で人の特徴を表した結果を図 12 に示す．図 12 より、それぞれの人の特徴量はばらついていることが読み取れる．また、場

表 5 人と場所別のストレス値の測定結果

人	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	L10	L11	L12	L13	L14	L15	L16	L17	L18	L19	L20	L21
P1	1.60	0.56	2.97	—	—	1.09	—	0.28	0.61	—	1.32	1.47	2.61	3.38	4.66	2.00	1.01	0.66	0.66	0.46	0.57
P2	1.76	1.52	3.31	3.23	3.90	0.238	—	1.39	0.23	6.55	0.36	5.57	0.76	0.63	2.43	3.92	0.75	0.39	1.43	0.53	1.05
P3	0.62	0.59	0.74	0.82	0.55	0.70	0.71	0.64	0.54	0.52	0.57	0.57	1.12	1.10	0.62	0.97	0.55	—	0.47	0.78	0.52
P4	0.34	0.39	0.50	0.626	0.58	0.68	5.08	3.11	4.28	1.53	2.95	0.08	0.64	0.84	0.64	0.58	0.65	0.59	0.50	0.80	0.90
P5	0.46	1.24	1.04	1.92	0.66	0.98	0.83	2.62	0.94	2.85	0.70	—	3.45	3.08	0.94	0.76	—	0.68	1.05	—	1.06
P6	2.18	1.74	2.78	—	2.35	1.61	2.09	2.35	—	1.17	1.45	5.16	2.97	3.79	1.63	0.54	—	4.30	3.58	4.58	—
P7	0.82	0.58	0.75	0.69	1.25	0.81	0.95	0.96	0.61	0.88	0.87	0.66	0.60	0.54	0.90	1.49	0.80	0.83	1.00	0.95	0.68
P8	0.62	—	—	0.86	0.32	0.42	—	—	0.88	1.54	6.89	0.42	5.10	0.94	—	5.32	0.80	1.15	0.87	—	0.80
P9	0.95	—	—	4.89	1.06	1.88	7.02	0.69	1.00	0.74	5.51	4.87	0.95	2.07	1.65	0.71	2.17	0.29	—	0.57	—

表 6 分類器のパラメータ

分類器	パラメータ	値
SVM	C	0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100
	gamma	0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100
	kernel	rbf, linear
kNN	n_neighbors	1, 3, 5, 7, 9, 11, 15, 21
	weights	uniform, distance
	p	1, 2
LR	C	0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100
XGBoost	eta	0.01, 0.1, 0.2, 0.4, 0.8, 1.0
	max_depth	6, 7, 8, 9
	objective	binary:logistic

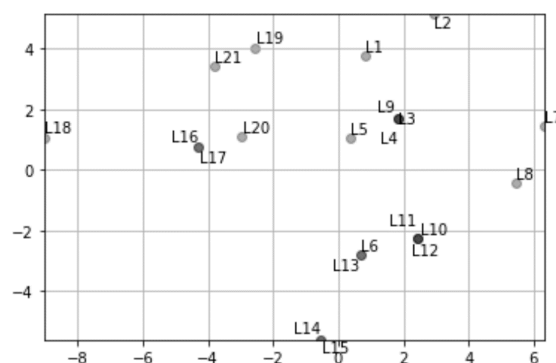


図 13 MDS による二次元での場所の特徴量

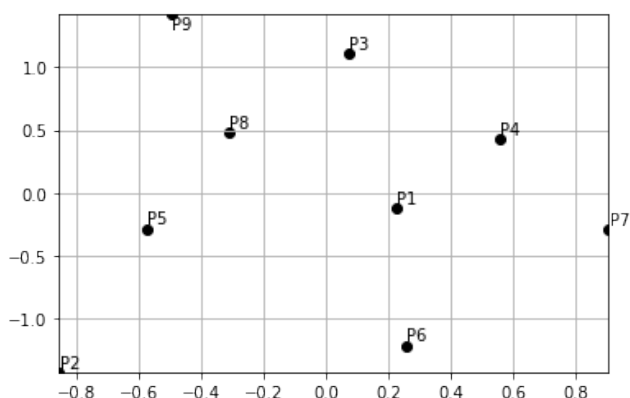


図 12 MDS による二次元での人の特徴量

所の特徴量について各特徴量ごとに z-score で正規化を行い、多次元尺度構成法で特徴量間の距離を表したものを図 13 に示す。図 13 を見ると、L10, L11, L12 等のいくつかの地点ではプロットした点が重なっていることがわかる。このことからいくつかの場所の区別ができていないことが読み取れる。

## 6.2 ストレスの推定

式 6 で正規化された表 2 の人の特徴量と各特徴量ごとに z-score で正規化された場所の特徴量を入力とし、本研究での手法を用いて距離学習を用いたものと用いなかったもので、SVM, kNN, LR, XGBoost, で各人ごとのストレス値を High と Low で分類し、Leave-One-Group-Out 法で人ごとに正解率で比較した結果を表 7 に示す。また、ベースライン手法として、ラベルの分布と同様の分布となるようにランダムにラベル出力を

表 7 分類結果の正解率

分類器	正解率
DC(stratified)	0.530
DC(prior)	0.669
SVM	0.669
kNN	0.663
LR	0.669
XGBoost	0.578
LMNN+SVM	0.669
LMNN+kNN	0.687
LMNN+LR	0.669
LMNN+XGBoost	0.620

行う手法（以後、DC(stratified)）と、ラベルの中で最頻出のラベルを常に出力する手法（以後、DC(prior)）を用いる。これらのベースライン手法については、scikit-learn における DummyClassifier を用いて実装した。

表 7 を見ると LMNN+kNN で最も良い結果で 0.687 となった。しかし、DC(prior) の精度でも 0.669 と LMNN+kNN に近い結果が得られているため、LMNN+kNN の分類精度が良いとは言えない結果となった。また、距離学習を用いたものと用いていないものを比較すると、kNN と XGBoost で精度が向上していることから、今回用いた距離学習手法である LMNN は一定の精度向上に影響があることがわかった。RQ3 の回答として、ストレス値の推定においては今回用いた地域メッシュデータでは場所の特徴を上手く表現できなかったが、人の特徴と場所の特徴からのストレス推定の可能性は見られた。

## 7 まとめと今後の課題

本節では本研究のまとめと今後の課題について述べる。

本研究ではストレス社会の日本において気分転換を行うための安息地を提案するシステムのためのストレス推定を試みた。安息地の提案には人がある場所で感じるストレスを推定するため、人の特徴量と場所の特徴量をベクトルで表現し距離学習を用いてストレスを推定する手法でアプローチを行った。本研究での場所は 100m 四方のメッシュを 1 単位とした。

人の特徴量として本研究では TIPI-J を用いて 5 次元で各人を Big Five の下位尺度を表現した。場所の特徴量としては地域メッシュ統計データを用いて 100m メッシュ単位で各区域を 33 次元で表現した。これらを入力として 100m メッシュ単位で人がある場所で感じる相対的なストレス値を High と Low で推定した。

100m メッシュ単位で人がある場所で感じるストレスの真値を得るために、4.3 節で述べた心拍波形の測定実験を実施し被験者 9 人の 21 地点での心拍波形を取得した。その心拍波形をスペクトル解析を行ってストレス指標として LF/HF 値を算出した。また、TIPI-J を用いたアンケートによって Big Five を表現し、今回の測定実験での被験者のパーソナリティの分布を確認した。その結果として、RQ1 の所の特徴量とある場所で感じるストレスには関連があるのかと RQ2 ののパーソナリティはある場所で感じるストレスに関連があるのかを明らかにし、RQ3 のの特徴と場所の特徴からのストレス推定に可能性を示した。今後は場所の特徴を表現する手法として今回用いた地域メッシュデータ以外での新たな特徴を用いて場所を表現する。また、場所の単位を 100m メッシュではなく各地点（ポイント）とすることを検討しストレスの推定に取り組む。

## 謝 辞

本研究の一部は JSPS 科学研究費助成事業 JP18H03243, JP17H00762, JP18H03244 による助成、ならびに、2020 年度国立情報学研究所共同研究「博物館・美術館における次世代型展示案内システムに関する研究」の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

## 文 献

- [1] Aurélien Bellet, Amaury Habrard, and Marc Sebban. A survey on metric learning for feature vectors and structured data. *arXiv:1306.6709*, 2013.
- [2] Simone Bianco, Paolo Napoletano, and Raimondo Schettini. Multimodal car driver stress recognition. In *Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp. 302–307, 2019.
- [3] Lewis R. Goldberg. An alternative “description of personality”: the big-five factor structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 59, No. 6, pp. 12–16, 1990.
- [4] Lewis R. Goldberg. The development of markers for the big-five factor structure. *Psychological Assessment*, Vol. 4, No. 1, pp. 26–42, 1992.
- [5] Samuel D. Gosling, Peter J. Rentfrow, and William B. Swann Jr. A very brief measure of the big-five personal-ity domains. *Journal of Research in Personality*, Vol. 37, No. 6, pp. 504–528, 2003.
- [6] Eric Yi Liu, Zhishan Guo, Xiang Zhang, Vladimir Jojic, and Wei Wang. Metric learning from relative comparisons by minimizing squared residual. In *International Conference on Data Mining*, pp. 978–983, 2012.
- [7] Guo-Jun Qi, Jinhui Tang, Zheng-Jun Zha, Tat-Seng Chua, and Hong-Jiang Zhang. An efficient sparse metric learning in high-dimensional space via l1-penalized log-determinant regularization. In *International Conference on Machine Learning*, pp. 841–848, 2009.
- [8] Kilian Q. Weinberger, John Blitzer, and Lawrence K. Saul. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 1473–1480, 2006.
- [9] Kilian Q. Weinberger and Gerald Tesauro. Metric learning for kernel regression. In *Artificial Intelligence and Statistics*, pp. 612–619, 2007.
- [10] 小塩真司, 阿部晋吾. 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.
- [11] 土川奏, 岩倉成志, 安藤章. 心拍間隔指標を用いた長距離運転時のストレス計測実験と解析 – AHS の需要予測にむけて. 土木計画学研究・講演集, Vol. 26, , 2002.
- [12] 藤島寛, 山田尚子, 辻平治郎. 5 因子性格検査短縮版 (FFPQ-50) の作成. パーソナリティ研究, Vol. 13, No. 2, pp. 231–241, 2005.
- [13] 内田照久. 音声の発話速度が話者の性格印象に与える影響. 心理学研究, Vol. 73, No. 2, pp. 131–139, 2002.
- [14] 堀輝, 香月あすか, 菅健太郎, 吉村玲児. 客観的なストレス評価方法について. 日本職業・災害医学会会誌, Vol. 66, No. 5, pp. 330–334, 2018.
- [15] 鈴木崇之, 大森陽一, 石田真二, 賀澤友晴, 佐藤ゆき. 道路空間の再構築に伴うドライバーのストレス計測に関する研究 (その 3) – 心拍変動を用いたドライバーのストレス軽減効果の検証 –. 土木学会年次学術講演会講演概要集, 2012.
- [16] 和田さゆり. 性格特性用語を用いた Big Five 尺度の作成. 心理学研究, Vol. 67, No. 1, pp. 61–67, 1996.

- [1] Aurélien Bellet, Amaury Habrard, and Marc Sebban. A survey on metric learning for feature vectors and structured data. *arXiv:1306.6709*, 2013.
- [2] Simone Bianco, Paolo Napoletano, and Raimondo Schettini. Multimodal car driver stress recognition. In *Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp. 302–307, 2019.
- [3] Lewis R. Goldberg. An alternative “description of personality”: the big-five factor structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 59, No. 6, pp. 12–16, 1990.
- [4] Lewis R. Goldberg. The development of markers for the big-five factor structure. *Psychological Assessment*, Vol. 4, No. 1, pp. 26–42, 1992.
- [5] Samuel D. Gosling, Peter J. Rentfrow, and William B. Swann Jr. A very brief measure of the big-five personal-