

QoW 向上に向けた生体情報と労働時の充実感の関係分析

Analysis of the relationship between biometric information and sense of fulfillment at work for improving QoW

北村 光輝[†]
Koki Kitamura森谷 隼介[†]
Shunsuke Moriya加藤 狩夢[‡]
Karimu Kato佐藤 章博[‡]
Akihiro Sato小木曾 里樹[‡]
Satoki Ogiso一刈 良介[‡]
Ryosuke Ichikari中平 勝子[†]
Katsuko T. Nakahira蔵田 武志[‡]
Takeshi Kurata

1 はじめに

QoW(Quality of Work)は健康、働きやすさ、働きがいからなる概念である。QoWを構成する要因の分類方法としてハーズバーグの二要因理論[1]が挙げられる。二要因理論では、満足をもたらす要因を動機付け要因、不満をもたらす要因については衛生要因とされている。健康、働きやすさに関しては衛生要因で構成されており、安全保障や職場環境などからQoL指標等[8, 10]の指標が、ある程度作られている。それに対し働きがいは、達成や承認などの動機付け要因で構成されており、これらの要因は不可視であるため、指標化は難しい。一方で、これらの要因を欲求と捉え、動機に対する満足の程度を視覚化することで動機付け要因の評価ができるようになる。

そのためには、満足をはじめとした人の心身状態の表現が必要となる。本稿では、心身状態を示す指標として、感情を用いる。感情の定量化の手法として、Russellの円環モデル[7]が挙げられる。Russellの円環モデルでは、満足を含めたすべての感情をvalence-arousalの二次元空間で表現される。そのため、満足に近いvalence-arousalを持つ感情群を計測測定することができれば、仕事を行っている状況の満足の程度が分かり、欲求が満たされているかどうかを測ることが可能となり、それにより次の欲求を満たそうとするモチベーションやモチベーションが満たされた時のやりがいを予測することが可能になる。しかし、労働中に個人の感情入力を求めることは労働そのものを阻害することになりかねない。

以上を踏まえ、本研究では、最終的には人の感情を反映するとされる生体情報をウェアラブルデバイス(スマートフォンやスマートウォッチ)で取得し、かかる情報から労働者の感情を予測するAIを作ることを最終的な目的とする。その第一段階として、本稿では、労働時の感情をEMOSyによる正解データと他の生体情報を用いたLSTM(Long-Short Term Memory)による推論を用いて計測し、感情と生体情報の関係分析を行う。

2 分析枠組みの記述

2.1 労働環境の枠組み

労働環境の構成要因として作業気候、物理的環境、化学的環境などの安全衛生的要因[12]の他、職場の労働時間、仕事量[9]

などの要因が挙げられる。作業場気候とは作業場の気候のことを指し、温度、湿度、放射熱などの条件が挙げられる。物理的環境は労働環境を構成する物理的要素で構成されており、照明や作業場に発生する粉塵、騒音などが挙げられる。化学的環境は作業場を取り巻く有害物質などを指し、例えば各種有機溶剤などが挙げられる。

こうした安全衛生的要因の他、最近注目されているのが、労働者自身のメンタルヘルスがあげられる。メンタルヘルスは、主として労働者本人にかかるストレスと大きく関係すると考える。そこには、職場の人間関係や、出勤するまでの労働者個人にかかる気分のほか、コミュニティとの人間関係が関与することも考えられる。

本来労働環境は主に上記の要因で構成されている中で、作業気候、物理的環境、化学的環境、労働時間、仕事量に関しては実測が可能であり、客観的な評価が可能であるのに対し、労働者のメンタルヘルスに関しては主観評価が必要なため、測定が難しい。労働環境をメンタル面で働きやすくするためには主観評価を客観的な情報から取得することが必要となる。そこで、本稿では、労働環境を労働者自身のメンタルヘルスに焦点を当てた枠組みとして分析をする。本人の負荷量は心拍やカロリーから実測、人間中心として考えたときの労働環境のモニタリングとして抑える。それらのデータから最終的にメンタルを含めた心身状態推定器の開発を試みる。心身状態推定器の開発のためには、実際の労働環境において計測可能、かつ労働時の心身状態に影響を与える要素の抽出が必要となる。

本稿では、労働環境およびその計測環境を、図1の様な枠組みで考える。

先に述べた通り、労働環境にはさまざまな要素が含まれるが、今回対象とする計測環境は屋内労働であること、また、有機溶剤などを大量に使う環境にはないことから、次の様に考える。

まず、屋内労働が主たる要因となることから、屋内における繁忙状態のモニタリングが必要となる。これは、屋内業務の成果物、例えば生産個数や売上個数などで計測を行うのが良いと考える。

次に、労働者は、屋内の様々な作業エリアで作業を行うため、作業エリアを符号化する必要がある。本稿では、これは、作業が発生すると思われるエリアごとにエリアIDを割り当てることで対応する。

また、労働者自身に関するモニタリングは、多くの項目が考

[†] 長岡技術科学大学

[‡] 産業技術総合研究所

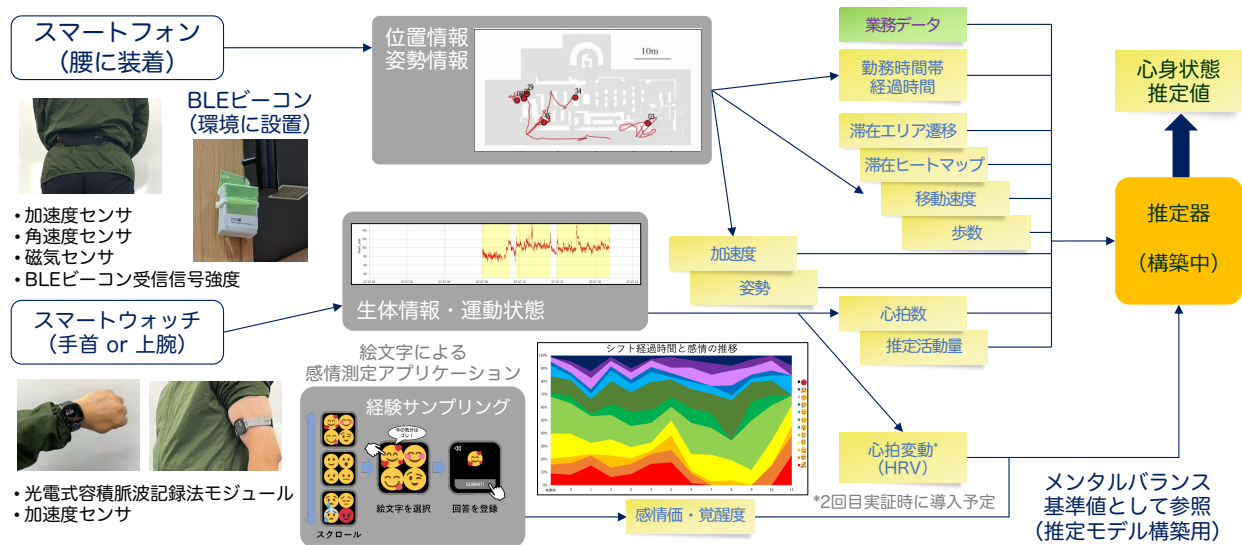


図1 労働環境と心身状態を記述する枠組み。

えられる。例えば、労働時間に関するもの、労働場所、労働場所遷移など場所に関するもの、どのような行動をしていたか、その際の心身状態を表すものなどが挙げられる。

労働時間については、同一場所で長く労働すると、移動の負担がない代わりに環境の変化に乏しい状態での労働が続くため、逆に疲労することも予想される。また、屋内環境は、通常、屋外環境に比べると環境変動が少ないと考えられるが、将来的には気温や湿度といった屋内環境ならではの環境変動が労働者の心身状態に影響を与えることも考慮する必要がある。

また、屋内移動が多い場合、身体的な疲労が伴う、あるいは、作業場所が違えば通常は業務内容も変更となるため、そのことによるストレスなども考えられる。このため、労働者の位置情報、特に移動距離は重要な要素となり得る。さらに、同じ移動を行うのであっても、時間に余裕を持ってゆっくり移動するのと、急な呼び出しで急いで移動するのでは心身にかかる負担も大きく変わる。そのため、労働者の移動に伴う加速度も重要なヒントとなり得るだろう。

こうした行動を総括する形で、物理的環境や繁忙状態、労働者の行動にかかる環境は、確実に労働者の心身状態に影響を及ぼす。それを計測するために、通常は、アンケート調査やヒアリングといった主観情報を収集するが、将来的にリアルタイムモニタリングおよびその結果のフィードバックを考えた時、フィードバックに時間がかかる、労力の問題があるなど、必ずしも適切ではない。そのため、本稿では、それに代わるものとして生体情報の活用を検討する。近年、fitbit などに見られるスマートウォッチの高機能化により、心拍/心拍変動や皮膚温度変化、歩数、消費カロリー、取り込まれた酸素のレベルなど、多くの生体情報が手軽に計測可能となっている。また、追加でオリジナルで開発したアプリの実装なども可能となっており、実際に地域見守り医療などでも応用されつつある。こうした情勢を受け、生体情報、および主観による心身状態の回答には、常に身につけることができる計測デバイスとしてスマート

ウォッチを活用し、そこで計測可能な情報を同時に取得する。

以上をまとめると、最低でも以下の様な情報を収集するのが良いと考えた。

- 物理的環境：屋内の建物構造、および労働エリア
- 繁忙状態：業務データ（売上個数で代表させる）
- 労働者状態：労働者にかかる以下のデータ
 - － 時間に関するもの：勤務時間帯、経過時間、
 - － 場所に関するもの：滞在エリア、滞在エリア遷移および滞在ヒートマップ、
 - － 行動に関するもの：移動速度/加速度、歩数、姿勢
 - － 心身状態に関するもの：心拍数、主観感情

3 データ解析

3.1 使用データ

前章で示した枠組みに従い、本稿では、名神高速道路吹田サービスエリアにて各種計測を行なった [11]。対象とした労働設備は、飲食・物品販売サービスを提供する商業施設である。計測対象者は、高速道路上り線の飲食・物品販売サービスの業務に従事する 48 名（上り線所属者のほぼ全員）で、計測場所は上下線商業施設全体とした。実証期間は 2022 年 7 月 4 日 16:00~7 月 14 日 16:00 の 10 日間であった。また、実証期間内にシフトが組まれた出勤日に計測を行なっている。

従業員の心身状態モニタリングは、以下の通りとした。

1. 1 分ごとの心拍数 [BPM]：身体的な活動やストレスと関連している、個人の身体的な状態や興奮度などの情報
2. 1 分ごとの歩数 [歩] 及び移動距離 [km]：労働者の活動量に関する情報
3. 上がった階数 [3m 上がるごとに + 1]：活動やエネルギー消費に関連している
4. 消費カロリー [kcal]：労働者の活動状態に関する情報
5. emoji 入力時の情報：労働者の感情や、心理状態など、主



図 2 計測に使ったデバイス。(1) スマートフォン (SHARP AQUOS sense 6), (2)(1) をベルトポーチで腰に装着した様子, (3)BLE ビーコン (アプリックス製 MyBeacon®), 屋内に 97 箇所設置, (4) スマートウォッチ (fitbit sense), 絵文字回答アプリを実装。装着方法には (5) と (6) の方法があるが, 食品衛生法に関わる禁止事項を避けるため, 調理現場では (5), それ以外は (6) の装着方法で運用。

観的な情報が得られ, 教師データとして用いる

6. 被験者の役職, 持ち場: 労働者の職務に関連するストレスや負荷の度合い, 業務のパターンなどを学習することが期待される
7. SA 各店舗の売上個数 (注文数): 労働者の業績や仕事量の変動を学習することが期待される
8. 測定日の曜日: 週の中での特定のパターンや傾向を示す可能性がある
9. 軌跡データ: 労働者の行動パターンや場所による感情の変化を学習することが期待される

を input データとして用いた。また, 労働者の感情や心理状態については, 経験サンプリング法 (ESM: Experience Sampling Method) の一種である EMOSy (EMOtional States measurement sYstem) [4, 3] を用いた。EMOSy とは, 業務中の感情を ESM で簡便に調査するため, 絵文字を用いて動線・生体情報の計測対象者が就業時間中に回答できるようにし, 状況に応じた感情の変化を追うことを可能としたシステムである。EMOSy のアプリケーションでは, あらかじめ用意した絵文字の一覧をタッチパネル上に表示させ, 自身で認識しているそのときの気分にあった種類の絵文字を選択することで回答を入力する。これにより, 記録用紙への記入や Web ブラウザ上のテキスト入力による方法よりも就業時間中の回答を行いやすく配慮している。また, Web ブラウザによる回答データの電子化もスムーズにできる利点がある。

EMOSy システムによって入力された情報は, 次の様に扱う。

表 1 使用した絵文字と valence-arousal 値一覧。

emoji	Valence	Arousal	emosy_label
😊	7.69	7.37	1
😄	7.5	6.77	2
😁	6.87	6.21	3
😆	6.54	5.68	4
😅	6.02	4.73	5
😓	5.18	5.52	6
😞	4.22	4.62	7
😟	4.45	4.36	8
😔	3.56	5.58	9
😖	3.52	5.5	10
😣	2.88	6.53	11
😡	2.09	7.53	12

- EMOSy 入力から 60 分前, 30 分後のデータを使って学習, 検証を行う。
- EMOSy の入力から 60 分前, 30 分後のデータが存在しない場合, そのデータは使用しない

回答に使用した絵文字一覧, および, 対応する valence (pleasant を 9-unpleasant を 1) および覚醒度の程度 (覚醒状態が 9, 非覚醒状態が 1) をそれぞれ 9 段階評価した平均値を表 1 に示す。

3.2 使用アルゴリズム

LSTM(Long Short-Term Memory) は, 時系列データを処理するためのモデルであり, 従来の RNN (Recurrent Neural Network) の勾配消失問題を解消したニューラルネットワーク層の一つである [2]。LSTM は, 時系列予測に置いて優れた性能を発揮していることが報告されている [6] ことから本稿では, LSTM をモデルとして用いる。また, 本稿で作成した LSTM を用いて機械学習モデルには, 重回帰モデルと多クラス分類モデルがある。重回帰モデルは, 連続する複数の値を入力し, 将来や未知の事例についての予測を行うもの, 多クラス分類モデルは, 過去のデータから抽出された特徴からデータを多数のクラスごとに予想するものである。以上の実装内容を, 図 3 に示した。本稿では, 連続値による予測値の柔軟性を求めたため, 重回帰モデルについて言及する。

3.3 欠損値の処理

取得したデータのうち, 各店舗の商品販売個数と滞在場所のエリア ID のデータセットにおいて, 欠損値が生じた。以下では, 欠損値の処理手法について述べる。

1. 商品販売個数データの欠損値処理:
商品販売個数データは一時間ごとに記録されており, 営業時間外のデータにおいては, 販売が行われないため欠損値が発生する。そのため, この場合の営業時間外の欠損値は 0 として処理する。
2. 滞在場所のエリア ID データの欠損値処理:

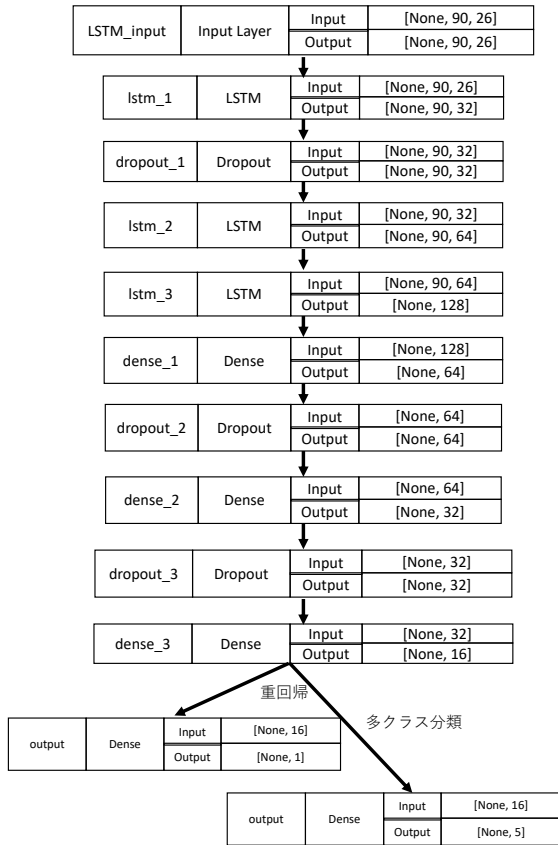


図 3 実装した LSTM モデル。

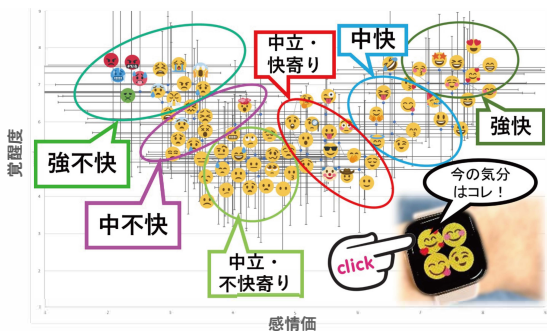


図 4 各絵文字に割り当てられる valence および arousal. Kutsuzawa et al.[4, 3] 掲載分を一部改定。

滞在場所のエリア ID データは 1 秒毎に測定されているが、データセットの中には欠損値が存在する場合がある。この問題を解決するため、欠損値の直前に測定されたエリア ID を使用して、欠損値を補う。

以上の処理を行うことでデータの連続性を保った。

3.4 データ拡張

EMOSy 入力数 (正解データ数) が学習に不十分だった他、終業直前または始業直後に入力されたデータが少ないという不均衡データの改善の為データ拡張を以下の通り行った。

1. 最も入力された絵文字の個数を求める
2. 5 種類に区分した絵文字の個数を、1 で求めた絵文字入力回数の最大値になるように水増しする
3. EMOSy 入力から 60 個前分 +30 個後分のデータのうち、1 分後 (もしくは 1 分前) にずらしてデータを取得し、データを水増しする

その結果、今回、使用可能となったデータは、合計 960 個となった。

3.5 データの正規化

本稿では、以下の理由により、12 段階で推定した EMOSy 予測値の正規化を行った。EMOSy ID の 1 から 12 は帰帰問題として予測されており、1 が快、12 に近づくほど不快になる傾向がある。他方、EMOSy に基づく valence-arousal の関係は、図 4 の通りで、各 ID 感の距離は等間隔ではない。そこで、各 EMOSy 間の距離を Valence と Arousal の 2 次元空間の各 ID の距離に基づいた値に変換するため正規化し、0~1 で表し、細かい距離の差を予測に反映させることで、予測の精度を向上させることを目的としている。

4 結果

4.1 LSTM による感情推定

図 5(a)~(d) に、EMOSy ラベルの推定結果を示す。横軸に労働開始からの経過時間を秒で、縦軸に、LSTM による EMOSy 感情推定値を取り、テスト結果を青丸で、および感情推定値をオレンジ丸で示している。図中 (a) は、全データを用いた推定結果を、(b)~(d) は、それぞれネガティブ・ニュートラル・ポジティブのみを取り出した推定結果となっている。

各データの個数は正解と予測がそれぞれ、図中 (a) は 111 点、図中 (b) は 18 点、図中 (c) は 23 点、図中 (d) は 70 点となっている。また、RMSE はそれぞれ図中 (a) は 0.3594、図中 (b) は 0.4753、図中 (c) は 0.3701、図中 (d) は 0.3189 となった。RMSE は予測結果と真値との誤差の平均的な大きさを示す指標であり、値が小さいほど予測の正確性が高いことを示す。結果からは、ポジティブの感情を予測する際に最も小さな RMSE が得られ、ネガティブの感情を予測する際に最も RMSE が観測された。

4.2 SHAP による推定に対する各変数の寄与率

LSTM による感情推定を一步進めて考える時、説明変数の寄与率を求めることで、どの要素が労働環境における感情に寄与するのかの考察を進めることができる。

本稿では、感情推定器に LSTM を用いたが、これはデータを三次元で入力するため、通常の説明変数の貢献度測定法が使えない。そのため、本稿では、LSTM であっても貢献度測定が可能な SHAP (Shapley Additive exPlanations)[5] を用いた。SHAP は、LSTM モデルが推定を行う際に、個々の特徴量がモデルの予測に対してどの程度寄与しているのかを示す重要度スコアを出す事ができる手法である。

SHAP を用いて出した絵文字の推定に対する各変数の寄与率上位 10 変数を図 6 に示す。図を見ると、売上個数、心拍数、エリア ID、移動距離が大きく寄与していることがわかる。この

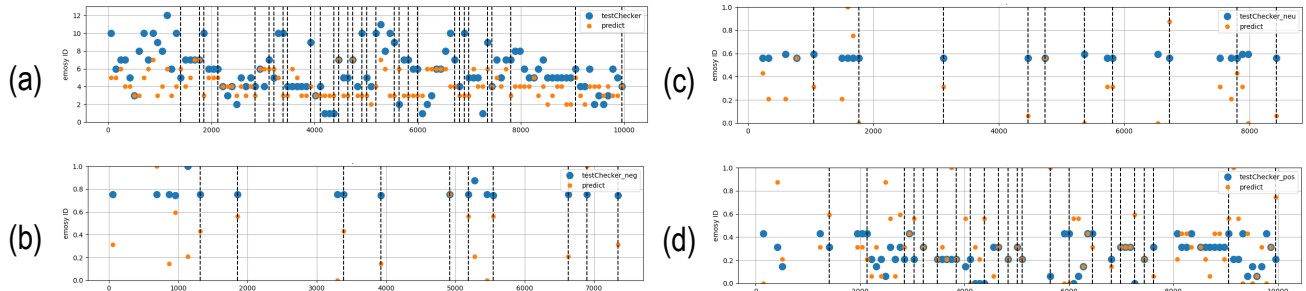


図5 EMOSy ラベル推定値. (a)~(d) は、推定方法の違いを示す. (a) 重回帰モデルの全データ使用推定結果, (b) 重回帰モデルのネガティブ絵文字のみ使用推定結果, (c) 重回帰モデルのニュートラル絵文字のみ使用推定結果, (d) 重回帰モデルのポジティブ絵文字のみ使用推定結果.

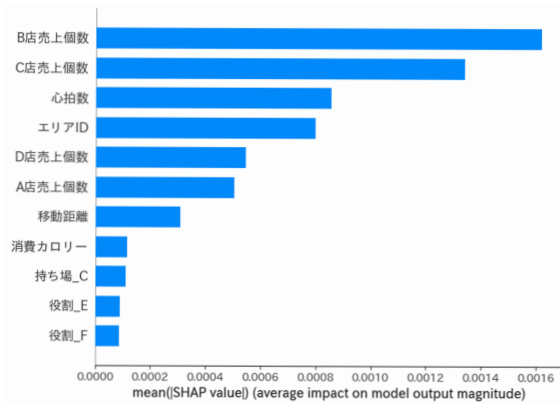


図6 SHAP による、絵文字感情推定に対する各変数の寄与率.

ことを、図1に照らし合わせると、次の可能性が考えられる。

売上個数は、労働環境における繁忙の程度を、心拍数は一般論としては疲労度を、それぞれ示す。今回提案した心身状態推定器は、その意味では、労働における心身状態である疲労度と、それに大きく影響すると思われる繁忙の程度を如実に反映する推定器であることがわかる。

ただし、推定精度についてはまだ改良の余地があるため、今後、教師データを増やす、説明変数の入力にさらなる改善を行うなどの工夫を重ねることで、EMOSy システムへの入力を行うことなく労働者の心身状態推定が可能となることが示唆される。さらに、本推定器を用いた労働者のマネジメントへの適用により、労働者がよりよい心身状態で労働できる可能性も考えられる。

5 まとめと今後の課題

本稿では、吹田 SA で行った従業員の心身状態モニタリングで得られたデータを使用し、LSTM を用いた絵文字推定モデルを作成した。欠損値の補完、EMOSy 入力データの拡張を行い、正規化により予測の精度工場を目指した。結果として、LSTM を用いた推定において、ポジティブな感情の予測において最も小さな RMSE が得られ、ネガティブな感情の予測には改善の余地があることが観察された。

今後の課題としては、正解データの個数が足りない感情

郡ほど精度が低いいためデータの拡張手法やモデル作成の改善や、データ数の確保が挙げられる。冬の計測データを追加し検討を行う他、絵文字だけでなく絵文字が持っている感情価・覚醒度の予測も行う予定である。

謝辞

本研究は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務 (JPNP21501015-0)、および、令和4年度産業技術総合研究所・立命館大学融合シーズ・スプラウト・プログラムの一環で行われているものです。また、実証実験に関わられたがんこフードサービス株式会社の皆様には多大なご協力を頂きました。関係者の皆様に感謝致します。

参考文献

- [1] F. Herzberg, B. Mausner, and B.B. Snyderman. *The Motivation to Work*. Organization and Business. Transaction Publishers, 2011.
- [2] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [3] Gaku Kutsuzawa, Hiroyuki Umemura, Koichiro Eto, and Yoshiyuki Kobayashi. Age differences in the interpretation of facial emojis: Classification on the arousal-valence space. *Frontiers in Psychology*, Vol. 13, p. 915550, 07 2022.
- [4] Gaku Kutsuzawa, Hiroyuki Umemura, Koichiro Eto, and Yoshiyuki Kobayashi. Classification of 74 facial emoji's emotional states on the valence-arousal axes. *Scientific Reports*, Vol. 12, , 01 2022.
- [5] Scott M. Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions. *ArXiv*, Vol. abs/1705.07874, , 2017.
- [6] Xiaolei Ma, Zhimin Tao, Yinhai Wang, Haiyang Yu, and Yunpeng Wang. Long short-term memory neural network for traffic speed prediction using remote microwave sensor data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 54, pp. 187–197, 2015.
- [7] James Russell. A circumplex model of affect. *Journal*

of Personality and Social Psychology, Vol. 39, pp. 1161–1178, 12 1980.

- [8] 厚生労働省. 総論参考資料. https://www.mhlw.go.jp/www1/topics/kenko21_11/s1.html.
- [9] 厚生労働省. 第3章第3節 労働環境の改善に向けた課題. <https://www.mhlw.go.jp/wp/hakusyo/roudou/12/>.
- [10] 厚生労働省. 令和元年版 労働経済の分析 – 人手不足の下での「働き方」をめぐる課題について –. <https://www.mhlw.go.jp/stf/wp/hakusyo/roudou/19/19-1.html>.
- [11] 佐藤章博, 小木曾里樹, 一刈良介, 沓澤岳, 小林吉之, 新村猛, 野中朋美, 蔵田武志. 健康経営支援のための高速道路sa 従業員の心身状態常時モニタリング. HCG シンポジウム, No. B-2-4, 2022.
- [12] プリタニカ国際大百科事典少項目事典. 「労働環境」. <https://kotobank.jp/word/%E5%8A%B4%E5%83%8D%E7%92%B0%E5%A2%83-152443#:~:text=%E4%BD%9C%E6%A5%AD%E7%92%B0%E5%A2%83%E3%81%AB%E3%81%A4%E3%81%84%E3%81%A6%E3%81%84%E3%81%86%E3%81%A8,%E5%95%8F%E9%A1%8C%E3%81%AB%E3%81%95%E3%82%8C%E3%81%A6%E3%81%84%E3%82%8B%E3%80%82>.