

労働者のPLR収集基盤構築に向けたデータ収集と分析

Data collection and analysis for the PLR collection platform for worker

前川 哲志^{1*} 水本 旭洋² 諏訪 博彦^{1,4} 島津 明人³ 安本 慶一¹
Takashi Maegawa¹ Teruhiro Mizumoto² Hirohiko Suwa^{1,4} Akihito Shimazu³ Keiichi Yasumoto¹

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

¹ Nara Institute of Science and Technology

² 大阪大学 ³ 慶應義塾大

² Osaka University ³ Keio University

⁴ 理化学研究所 革新知能統合研究センター

⁴ RIKEN Center for Advanced Intelligence Project

Abstract: Japanese labor productivity is the lowest in the seven advanced countries(G7) despite the fact that many people are working such long hours with stress as to cause industrial accidents such as mental illness and suicide. Therefore, workstyle reforms that improve productivity while maintaining mental health are urgently needed. In the work style reform, health management based on "Work Attitude" such as stress, work engagement, and workaholism is essential, and it is advisable to measure daily Work Attitude in order to be able to detect the sign of the industrial accident quickly. However, the conventional Work Attitude measurement methods are based on a questionnaire once a year, and then they are not suitable for monitoring. Therefore, in this study, we develop Work Attitude PLR (Personal Life Record) collection platform that continuously measures and records Work Attitude that used to be measured only sporadically based on subjective questionnaires, using multimodal information. In this presentation, I describe the data collection experiments we conducted and their analysis for the construction of the proposed Work Attitude PLR collection platform.

1 はじめに

現在、我が国では仕事や職業生活に関することで強いストレスを感じている労働者の割合がおよそ60%に及んでおり [1], 精神に支障をきたす労働者が増加傾向にある [2]. その精神障害発症に影響を与えた業務の負荷要因調査では、男女共通して恒常的な長時間労働が要因として多く、精神に支障をきたす原因の多くが長時間労働である [3].

長時間労働の問題が深刻であるにも関わらず、労働生産性は低く [4], 長時間労働のわりに労働生産性が低いのが現状である. この問題の解決には、政府が推進している働き方改革のように、精神的・身体的な健康を維持したまま生産性を向上させることが重要である.

そのためには、労働者自身が自分の働き方を客観的に振り返ることが重要であると考え. 労働者自身が

自分のストレス状態や、仕事に対してどれだけやりがいを持って取り組んでいるかといった情報を日常的に取得することによって、より効率的な働き方の発見やワークスタイルの見直しにつながる考える. したがって、労働者の精神衛生の日常的なモニタリングを行い、労働者の好調・不調の程度を示す「Work Attitude」を労働者自身が取得することが必要であると考えられる.

我が国における、既存の労働者の精神衛生をモニタリングする方法として、職業性ストレス指標を用いたアンケート [5] が挙げられる. これは労働安全衛生法に基づいて、労働者数 50 人以上の全ての事業場に対して実施が義務付けられている. しかしながら実施頻度は1年に1回程度であり、日常的なモニタリングとしては用いられていない. また、多数の質問項目に答えなければいけないため、毎日の計測は負担が大きく、継続的なモニタリングには適していない.

日常的なモニタリングを可能とするには、誰もが所持していると考えられるスマートフォンの利用が考え

*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:maegawa.takashi.ms7@is.naist.jp

られる。スマートフォンの普及に伴い、モバイルデバイスを使用してユーザの精神状態を監視し、セルフケアを促進することへの関心が高まっている [6]。この流れを受けて、本研究ではスマートフォンのみを用いて取得できる、客観的なマルチモーダル情報から労働者の精神状態を推定し、Work Attitude を持続的に計測・記録する「Work Attitude PLR (Personal Life Record) 収集基盤」を構築する。

2 関連研究

スマートデバイスを用いて心理尺度を推定しようとする研究は、最近注目されている。雨森らは、スマートデバイスを用いた学生の QOL 簡易評価に関する研究 [7] を行っている。生体データや活動データを特徴量とし、QOL の推定モデルを構築している。

Natasha らは、スマートデバイスを用いた学生の幸福さなどを予測する研究 [8] を行っている。生体データや活動データを特徴量とし、健康・エネルギー・ストレスなどの幸福さに関わるような 5 つの尺度を組み合わせた複合的な心理尺度を推定するモデルを構築している。

Sano らは、ウェアラブルセンサとスマートフォンによるデータ収集とアンケートによるストレス、精神的健康状態に関する調査を実施し、客観的データを使用してアカデミックパフォーマンス (GPA) やピッツバーグ睡眠指標 (PSQI) の値を 67~92% の分類精度の範囲で推定している [9]。

Boukhechpa, M らは、スマートフォンによる自動客観センサデータの収集と、アンケートによる社会的不安およびうつ病の病状に関する調査を実施し、データと心理的指標との間の多くの重要な相関関係を示している [10]。

Fukazawa らは、スマートフォンのセンサーログとアプリケーション履歴データと不安を表す STAI スコアから、日常生活における無意識の不安の変化を予測しようと試み、74.2% の F 値を示す性能の推定モデルを構築した [11]。

これらの先行研究では、主観的評価である心理指標を、ウェアラブルデバイスまたは、スマートフォンによって収集される客観的なデータから一定の水準で推定することに成功している。しかしながら、スマートウォッチや特殊なウェアラブルデバイスなど、ユーザが特定のデバイスを所持している必要があるため、ユーザの参加コストが高い。

また、殆どの研究がストレスやうつ病などのネガティブな指標を対象としており、労働者の好調さをあらわすポジティブな指標は対象とされていない。ストレスがあったとしても、仕事に対する意欲やリカバリーが高い

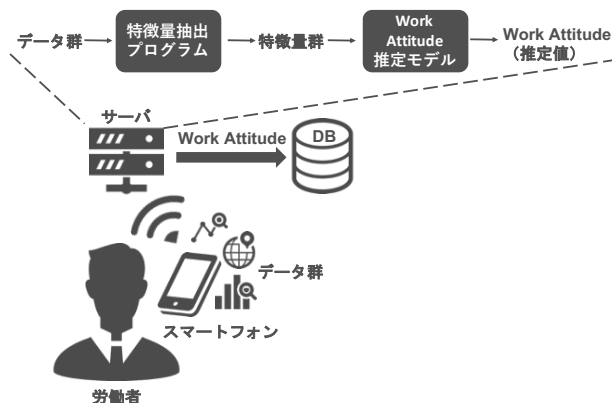


図 1: Work Attitude PLR 収集基盤の構成

表 1: 収集される個人の PLR

日付	Work Attitude
20190513	XX.XX
20190514	XX.XX
.	.
.	.
.	.
20191112	XX.XX

場合は問題ないことが指摘されており、「Work Attitude」を計測するためには、ポジティブ・ネガティブ両面の指標を対象とする必要がある。

我々は、労働者の所持率が高いスマートフォンのみを用いて、日常的にポジティブ・ネガティブ両面の心理尺度を含んだ「Work Attitude」を推定することを目的とする。

3 提案手法

2章で述べた目的を達成するために、本研究では、労働者の好調・不調を日単位で記録する Work Attitude PLR 収集基盤を提案する。

3.1 提案システム

図 1 に Work Attitude PLR 収集基盤の構成を示す。システムは、データを収集するスマートフォンとそれを蓄積・処理するサーバで構成される。スマートフォンは、動画により顔の表情、声色、コメントが収録されるとともに、一日の活動量など行動データを収集し、サーバに送信する。サーバは、労働者のスマートフォンからデータが送られてくると、特徴量抽出プログラムによりデータ群から特徴量を抽出する。次に得られた特徴量を Work Attitude 推定モデルに入力すること

表 2: Work Attitude 尺度に使用する心理尺度

評価項目	尺度	概要	項目
ワークエンゲイジメント (WE)[12]	UWES	仕事から活力を得ているか	WE1:活力 WE2:熱意 WE3:没頭
リカバリー経験 (RE)[13]	Recovery Experience Measures	余暇で回復する活動を行えたか	RE1:仕事のことを忘れる RE2:リラックス RE3:知的探求 RE4:自己決定
リカバリー状態 (RS)[14]	State of being recovered in the morning	朝回復している状態であるか	RS1:身体的回復 RS2:精神的回復 RS3:睡眠の質
睡眠状態 [15]	Pittsburgh Sleep Quality Index	睡眠の長さや質	
感情 [16]	UWIST	気分	

で、Work Attitude の推定値を出力する。推定モデルが推定した Work Attitude は、PLR（パーソナルライフレコード）として表 1 のように日付と合わせて DB に記録される。労働者は、スマートフォンによってデータ群を送信することで、日々の仕事に関する好調・不調度合いのライフレコードを記録できるようになる。

Work Attitude 推定モデルは、労働者の好調・不調の程度を表す複合尺度「Work Attitude 心理尺度」を開発し、事前にデータ収集し、機械学習を用いて学習することで構築する。

3.2 Work Attitude 心理尺度

労働者の精神衛生を評価するために様々な尺度が利用されているが、その多くはいくつかの下位尺度を含んだ単一の心理尺度である。また、これらの多くの尺度は、年 1 回の職業性ストレス指標のように、長期的な間隔で心理尺度を評価するために開発されており、項目数が多く、日常的な評価には適していない。一方で近年、日常的な心理尺度を評価することに着目した研究がいくつか行われている。日常的に評価を行う場合、項目数が多くなるほど、評価にかかる負担が大きくなるため、少ない項目数で評価が行える尺度が開発されている。本研究では、日常的に評価することを目的に開発された尺度を基に、複合的な尺度を評価可能な Work Attitude 心理尺度を開発する。

本研究では、表 2 に示した、ワーク・エンゲイジメント、リカバリー経験、リカバリー状態、睡眠状態、感情といった 5 つの尺度を、Work Attitude 心理尺度のパイロットスケールとする。これらの指標は、日常的な評価が可能なものであり、ポジティブ・ネガティブ両面の指標を含んでいる。ワーク・エンゲイジメントは、

仕事に積極的に向かい活力を得ている状態を評価する心理尺度である。本研究では、活力、熱意、没頭という 3 つの下位尺度を持つユトレヒト・ワーク・エンゲイジメント (UWES) [17][18][19][20][21] について、3 項目で評価可能な UWES-3[12] の日本語版を用いる。この尺度は、労働者の労働生産性にも関わる重要な尺度である。

リカバリー経験 (Recovery Experience Measures) [13][22] は、ストレス負荷により高まったストレスレベルを回復するための活動が余暇に行えたかを評価する尺度である。この尺度は、Psychological detachment (仕事からの離脱性)、Relaxation (リラクゼーション)、Mastery (仕事以外での挑戦)、Control (余暇の制御) という 4 つの下位尺度を評価する尺度である。各下位尺度について 4 項目、合計 16 項目に回答する必要があるが、本研究では、複合的な尺度を開発するため、各尺度に対して、因子負荷量が最も高い項目を 1 項目ずつ抽出し、下位尺度として採用する。高ストレスレベルの状態が慢性的に続くことで、精神障害を発症するリスクが高まること、また、開発者の Sonnentag らの実験 [13][22] においても労働生産性への影響が確認されていることから、リカバリーの経験は重要な尺度と考える。

リカバリー状態 [14] は、仕事前 (朝) における回復状態を評価する尺度である。仕事の後から仕事に行く前、すなわち余暇における回復の結果を表している。仕事前に、高度に回復できている状態は、身体的・心理的リソースを、仕事に多く利用可能であることを表している。逆に、回復が不十分な状態にあると、リソースが不足していること表している。リカバリー状態は、全体的な回復、身体的な回復、精神的な回復、朝の活力について、4 項目で評価する尺度である。本研究で

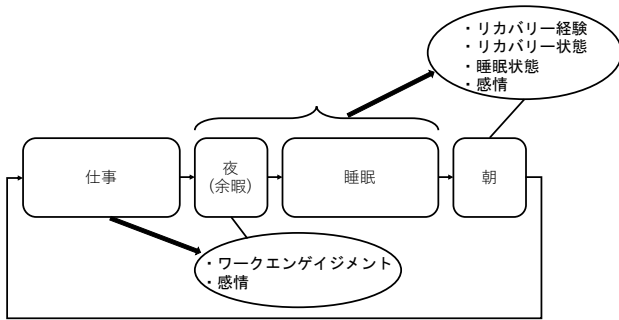


図 2: 規定要因と測定タイミング

は、全体的な回復、および、ワーク・エンゲイジメントと重複する活力の 2 項目を省き、個別の回復状態を評価可能な、身体的な回復と精神的な回復の 2 項目を取り入れる。また、リカバリー状態は、朝の回復状態を評価するものであり、これには、睡眠の質も関係している [23]。そのため、後述するピッツバーグ睡眠質問票 [15] のうち、睡眠の質に関する質問を、回復状態の 1 項目として取り入れる。

睡眠状態は、労働生産性と関係する [14] とともに、次の日の回復状態に寄与する [23] とされている。本研究では、ピッツバーグ睡眠質問票 [15] のうち、睡眠時間に直接関係する入床時刻、入眠時刻、起床時刻に関する 3 項目を取り入れた。感情はポジティブ感情とネガティブ感情に分けて考えることができ、ポジティブ感情は、エネルギー、集中力、熱心さと正の関連を示し、ネガティブ感情は、困惑、不快と正の関連を示している [24][25]。提案手法では、スマートフォンを用いて感情を認識し、Work Attitude 心理尺度を推定することを基本アイデアとしている。また、感情尺度は、ワーク・エンゲイジメント、リカバリー経験、リカバリー状態とも関係していることが分かっている [23][26]。本研究では、UWIST[16] から 12 項目を取り入れる。

これらの尺度を用いて労働者の精神衛生をモニタリングする。図 2 に示す通り、ワーク・エンゲイジメントと仕事後の感情は、仕事が規定要因と考えられるため、仕事後の夜（余暇）に測定を行う。リカバリー経験、リカバリー状態、睡眠状態および仕事前の感情は余暇の過ごし方と睡眠が規定要因と考えられるため、仕事前の朝に測定を行う。

3.3 スマートフォンによるデータ収集

スマートフォンを用いて、活動範囲・歩数といった活動量データと、10 秒程度の労働者の自撮り動画データの収集を行う。活動量データは先行研究で頻繁に用いられており [27]、本研究においても、心理指標との相関関係があると考えられる（職場滞在時間とワーク・エンゲイジメントなど）。これらは、スマートフォンの専

用アプリケーションによって自動的に収集する。

自撮り動画に関しては、先行研究 [28] において、音声情報を用いてうつ病尺度を推定する研究が存在するが、顔画像を基に Work Attitude 関連尺度を評価する研究は確認できていない。また、近年、顔画像から表情を認識し、感情を推定する研究 [29] が行われており、自撮り動画を処理することで、撮影時における顔画像による感情認識も行える。

さらに、本研究では、自撮り動画の撮影時に、今の気持ちを一言メッセージとして発言してもらう。これにより、発話内容からも感情推定および特徴量の抽出を行う。このような音声と顔画像を含んだマルチモーダルな情報である動画データを収集し、音声から得られる特徴量、顔画像から得られる特徴量、発話内容から得られる特徴量を組み合わせて日常的な心理尺度を推定する手法は、これまで行われておらず、音声だけでは明らかにならなかった心理尺度との相関関係が明らかになると考えられる。

3.4 推定モデルの構築

動画データを基に生成した顔画像、音声、発話内容（テキスト）から感情の特徴量を、活動量データからは、活動範囲や職場滞在時間、一日の総移動距離などといった特徴量を抽出する。

こうして得られた各特徴量と、Work Attitude 心理尺度のアンケートによって得られた値を教師データとして、SVM やランダムフォレスト、ロジスティック回帰といった機械学習アルゴリズムを用いて、Work Attitude を推定するモデルを構築する。

4 データ収集実験

4.1 実験方法

図 3 に実験の流れを示す。被験者は、朝起きてから仕事へ向かうまでに自撮り動画の撮影とアンケートの回答を行い、ライフログデータの記録を開始する。仕事から帰宅した後、就寝前に自撮り動画の撮影とアンケートの回答を行い、ライフログデータの記録を終了する。撮影に際しては、「おはようございます」と「おやすみなさい」を朝夜それぞれ収録し、ベースタームとする。これにより同じタームに対する声質の違いを比較可能とする。さらに、ベースタームの後に一言メッセージ（ex.「今日はよく寝た。元気出していこう」「まだ眠い。会社行きたくないな～」「今日はお客さんに褒められた。よく頑張った。」「課長に怒られた。寝て忘れよう」など）を発言してもらう。

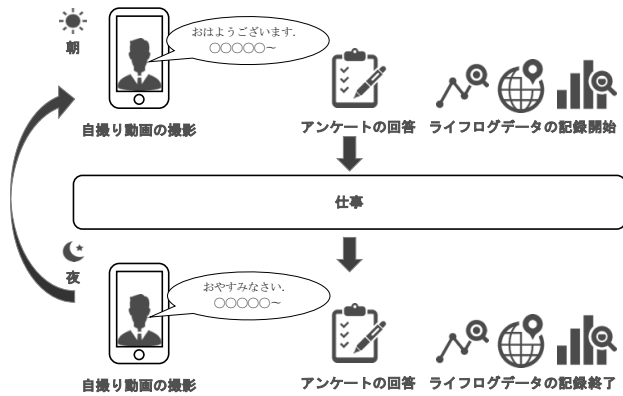


図 3: データ収集実験の流れ

表 3: データ概要

実験期間	2週間
人数	9人(男のみ)
収集データ	動画
	アンケート
	GPS 活動量
データ数	朝:78セット
	夜:77セット

4.2 実験結果

表3に得られたデータの概要をまとめる。9人の被験者に対し、2週間のうち休日を除いた10日分のデータを収集した。アンケートの回答忘れや動画の撮り忘れなどの影響により、推定モデルの構築に使用するデータセットは朝78セット夜77セットの合計155セットとなった。

目的変数となるアンケート回答の分布は図4のようになった。全体的な傾向として0と回答したクラスの度数が小さく。RE4に関しては1であった。

5 推定モデルの構築

5.1 特徴量抽出

特徴量の一覧を表4にまとめる。動画データからは画像、音声、テキスト(発話内容)の3つのチャンネルに切り分け、それぞれのチャンネルから得られる感情値を特徴量とした。感情値の取得にはそれぞれFace API (Microsoft社), Empath API (Empath社), Cotoha API (NTTコミュニケーションズ社)を使用した。なお、画像チャンネルの特徴量に関しては、動画から5枚の画像を抽出してそれぞれの感情値の平均値、中央値、分散、最大値を特徴量としている。

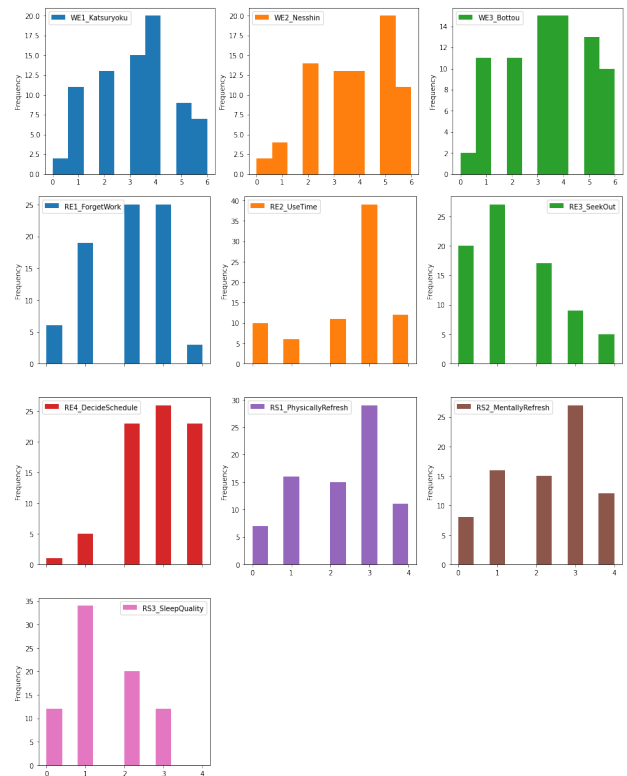


図 4: アンケート回答のヒストグラム

GPSデータからは1日の総移動距離を、活動量データからは1日の歩数の合計をそれぞれ算出し特徴量として用いる。アンケートについては5段階評価のものをそのまま目的変数として用いるが、睡眠に関する項目のみ、睡眠効率を算出して特徴量として用いた。

5.2 学習モデル構築

ワークエンゲイジメント、リカバリー経験、リカバリー状態の各回答結果を目的変数として、ロジスティック回帰、SVM、ランダムフォレスト、XGBoostを用いて学習モデルの構築を行った。表5に各項目に対するモデルごとの正答率を示す。また、決定木系のアルゴリズムのランダムフォレストとXGBoostについて、重要度の高い特徴量をまとめたものを表6に示す。

精度が全体的に低いのはデータ数の不足や、重要な特徴量選択が行えていないためであると考えられる。重要度を見ると、XGBoostではばらばらに特徴量が現れており、傾向がつかみにくいが、ランダムフォレストではSleep Efficiency(睡眠効率)が頻りに現れており、重要であることが分かる。

表 4: 特徴量一覧

チャンネル名	特徴量	備考
画像チャンネル	smile	0 から 1 までの数値. 1 に近いほどその感情である 可能性が高い
	anger	
	contempt	
	disgust	
	fear	
	happiness	
	neutral	
	sadness	
音声チャンネル	surprise	0 から 50 までの数値. 50 に近いほどその感情である 可能性が高い
	calm	
	anger	
	joy	
	sorrow	
テキストチャンネル	energy	positive/neutral/negative は テキスト全体としての気分判定 を行う. 数値化にあたり それぞれ 0,1,2 として対応付けた. その他はテキスト内に該当する 感情の言葉があった場合カウント する 例) 今日は楽しい 1 日だった. →判定:positive (数値では 0) 好ましい=1
	positive/neutral/negative	
	P	
	N	
	PN	
	悲しい	
	不安	
	好ましい	
	興奮	
	喜ぶ	
安心		
GPS	嫌	総移動距離 [m]
	Distance	
活動量	Step	歩数 [歩]
アンケート	Sleep Efficiency	睡眠効率 [%]

表 5: 各項目に対するモデルごとの正答率 [%]

	ロジスティック回帰	ランダムフォレスト	XGBoost	SVM
RE1	30.9	33.8	35.9	30.8
RE2	46.8	47.9	43.9	49.8
RE3	29.8	28.6	27.4	34.2
RE4	36.8	53.2	46.7	28.9
RS1	32.0	31.0	26.8	36.7
RS2	30.7	34.8	29.6	35.0
RS3	38.3	34.0	31.7	45.7
WE1	21.6	39.7	31.4	25.0
WE2	21.2	30.1	28.4	24.4
WE3	20.0	28.1	25.6	23.0

表 6: 特徴量の重要度

	ランダムフォレスト	XGBoost
RE1	1. Sleep Efficiency 2. Joy 3. neutral_m	1. smile_med 2. smile_med 3. smile_med
RE2	1. sadness_max 2. sadness_v 3. sadness_max	1. sadness_max 2. sadness_v 3. sadness_m
RE3	1. Sleep Efficiency 2. Sleep Efficiency 3. Distance_log	1. fear_v 2. disgust_v 3. P
RE4	1. Sleep Efficiency 2. smile_m 3. happiness_v	1. contempt_med 2. contempt_med 3. Sleep Efficiency
RS1	1. neutral_med 2. neutral_max 3. neutral_max	1. disgust_v 2. anger 3. anger
RS2	1. calm 2. Step_log 3. sadness_m	1. N 2. N 3. N
RS3	1. Sleep Efficiency 2. Sleep Efficiency 3. neutral_v	1. 好ましい 2. 好ましい 3. smile_v
WE1	1. sadness_m 2. sadness_m 3. sadness_m	1. sadness_max 2. neutral_med 3. sadness_med
WE2	1. sorrow 2. Distance 3. Distance_log	1. fear_m 2. smile_v 3. surprise_m
WE3	1. neutral_med 2. neutral_med 3. Step_log	1. fear_v 2. fear_m 3. neutral_med

6 おわりに

本研究では、労働者の日常的な精神衛生情報を、スマートフォンを用いて推定可能にすることを旨とし、労働者の好調・不調度合いを日単位で記録できる Work Attitude PLR 収集基盤の設計を行い、Work Attitude 推定モデル構築のためのデータ収集実験を行った。収集したデータを用いて機械学習モデルを構築したが、正答率は最も高いもので 53.2%であった。今後は大規模なデータ収集実験を行いデータセットの数を増やすとともに、特徴量選択や学習モデルのチューニングを行い、精度を高めていく予定である。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP19K11924 の助成を受けるとともに、大阪大学グランドチャレンジ研究により大阪大学ライフデザイン・イノベーション研究拠点から委託されたものです。

参考文献

- [1] 厚生労働省. 平成 30 年「労働安全衛生調査 (実態調査)」の概況. 2018.
- [2] T. Yamauchi, T. Yoshikawa, M. Takamoto, and et al. Overwork-related disorders in japan: recent trends and development of a national policy to promote preventive measures. *Industrial Health*, Vol. 55, pp. 293–302, 2017.
- [3] 高橋正也. 過労死等の実態解明と防止対策に関する総合的な労働安全衛生研究. p. 23=35, 2017.
- [4] 日本生産性本部. 労働生産性の国際比較 2018. 2018.
- [5] 厚生労働省. 労働安全衛生法に基づくストレスチェック制度実施マニュアル. 2019.
- [6] V.P. Cornet and R.J Holden. Systematic review of smartphone- based passive sensing for health and wellbeing. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 77, pp. 120–132, 2018.
- [7] C. Amenomori, T. Mizumoto, and et al. A method for simplified hrqol measurement by smart devices. *Wireless Mobile Communication and Healthcare*, Vol. 247, pp. 91–98, 2018.
- [8] Jaques Natasha and et al. Predicting students’ happiness from physiology, phone, mobility, and behavioral data. *Int Conf Affect Comput Intell Interact Workshops*, 2015.
- [9] A.J. Sano, A.Z. Phillips, and et al. Recognizing academic performance, sleep quality, stress level, and mental health using personality traits, wearable sensors and mobile phones. *Proc. IEEE 12th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, pp. 1–6, 2015.
- [10] M. Boukhechba, A. Daros, and et al. Demonic-salmon: Monitoring mental health and social interactions of college students using smartphones. *Smart Health, CHASE 2018 Special Issue*, Vol. 9-10, pp. 192–203, 2018.

- [11] Y. Fukazawa, T. Itoh, and et al. Predicting anxiety state using smartphone-based passive sensing. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 93, pp. 103–151, 2019.
- [12] W. B. Schaufeli, A. Shimazu, J. Hakanen, M. Salanova, and H. De Witte. An ultra-short measure for work engagement: The uwes-3 validation across five countries. *European Journal of Psychological Assessment*, Vol. 35, pp. 577–591, 2019.
- [13] S. Sonnentag and C. Fritz. The recovery experience questionnaire: Development and validation of a measure for assessing recuperation and unwinding from work. *Journal of Occupational Health Psychology*, Vol. 12, No. 3, pp. 204–221, 2007.
- [14] C. Binnewies, S. Sonnentag, and E. J. Mojza. Daily performance at work: feeling recovered in the morning as a predictor of day-level job performance. *Journal of Organizational Behavior, J. Organiz. Behav*, Vol. 30, pp. 67–93, 2009.
- [15] D. J. Buysse, C. F. Reynolds, T. H. Monk, S. R. Berman, and D. J. Kupfer. Pittsburgh sleep quality index (psqi). *Psychiatry Research*, Vol. 28, pp. 193–213, 1989.
- [16] M. Gerald, M. J. Dylan, and A. C. Graham. Refining the measurement of mood: The uwist mood adjective checklist. *British Journal of Psychology*, Vol. 81, pp. 17–42, 1990.
- [17] 島津明人. 職業性ストレスとワーク・エンゲイジメント. *ストレス科学研究*, Vol. 25, pp. 1–6, 2010.
- [18] W.B. Schaufeli, M. Salanova, V Gonzalez-Roma, and et al. The measurement of engagement and burnout: A two sample confirmative analytic approach. *Journal of Happiness Studies*, Vol. 3, pp. 71–92, 2002.
- [19] W. B. Schaufeli and A.B. Bakker. Job demands job resources and their relationship with burnout and engagement :a multi-sample study. *Journal of Organizational Behavior*, Vol. 25, pp. 293–315, 2004.
- [20] W. B. Schaufeli and A.B. Bakker. The conceptualization and measurement of work engagement:a review. *Work Engagement: A Handbook of Essential Theory and Research*, pp. 10–24, 2010.
- [21] A. Shimazu, W.B. Schaufeli, S. Kosugi, and et al. Work engagement in japan:validation of the japanese version of utrecht work engagement scale. *Applied Psychology: An International Review*, Vol. 57, pp. 510–523, 2008.
- [22] A. Shimazu, S. Sonnentag, K. Kubota, and N. Kawakami. Validation of the japanese version of the recovery experience questionnaire. *Journal of Occupational Health*, Vol. 54, pp. 196–205, 2012.
- [23] S. Sonnentag, C. Binnewies, and E. J. Mojza. “ did you have a nice evening?” a day-level study on recovery experiences, sleep, and affect. *Journal of Applied Psychology*, Vol. 93, No. 3, pp. 674–684, 2008.
- [24] D. Watson, L.A. Clark, and A. Tellegen. Development and validation of brief measures of positive and negative affect: The panas scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 54, pp. 1063–1070, 1988.
- [25] 川人潤子, 大塚泰正, 甲斐田幸, 中田光紀. 日本語版 the positive and negative affect schedule (panas) 20 項目の信頼性と妥当性の検討. *広島大学心理学研究*, Vol. 11, pp. 225–240, 2011.
- [26] S. Sonnentag, K. Eck, C. Fritz, and J Kühnel. Morning reattachment to work and work engagement during the day: A look at day-level mediators. *Journal of Management*, Vol. 46, No. 8, pp. 1408–1435, 2020.
- [27] Y. Fukazawa, N. Yamamoto, T. Hamatani, and et al. Smartphone-based mental state estimation: A survey from a machine learning perspective. *Journal of Information Processing*, Vol. 28, pp. 16–30, 2020.
- [28] A.A. Farhan, J. Lu, J. Bi, A. Russell, B. Wang, and A. Bamis. Multi-view bi-clustering to identify smartphone sensing features indicative of depression. *IEEE 1st International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies (CHASE)*, pp. 264–273, 2016.
- [29] F. Noroozi, M. Marjanovic, A Njegus, and et al. Audio-visual emotion recognition in video clips. *IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING*, Vol. 10, No. 1.