

# 洗面行動のモニタリングによる疲労回復度推定手法の提案

吉村 啓<sup>1</sup> 水本 旭洋<sup>1</sup> エルデーイ・ビクトル<sup>1</sup> 東野 輝夫<sup>2</sup>

**概要：**精神障害の労災請求件数・認定件数は年々増加傾向にあり、厚生労働省はその対策として年に1回のストレスチェックを義務付けているが、受けたダメージばかりが着目され、日々の疲労からの回復度(リカバリ)は着目されていない。他方で、IoT 機器を用いた日々の健康測定に注目が集まっているが、複数機器の管理や能動的な測定動作が利用者のモチベーション低下に繋がることも分かっている。そこで、本稿では、モチベーションの低下に繋がる能動的な測定動作を不要にする健康測定を日常生活に溶け込ませた健康モニタリングシステムの実現を目指して、多くの人が日常的に利用する洗面台での行動(洗面行動)に焦点を当てたりカバリ推定システムを提案する。提案手法では、洗面行動中に収集可能な情報をIoT化した洗面台や歯ブラシを用いて収集し、推定モデルを介してリカバリを推定する。提案手法の評価を行うため、被験者4人(男性20代2人、男性30代2人)から約2ヶ月間、起床時における洗面行動データとリカバリ指標に関するアンケートを収集し、収集したデータを基に、Alexnetを用いた転移学習およびRandom Forestを用いた機械学習により、アンケートの各項目を推定するモデルをそれぞれ構築し推定精度を確認した。

## 1. はじめに

厚生労働省が取りまとめている「過労死等の労災補償状況」[1]、及びその推移[2]によると、精神障害の労災請求件数・認定件数は年々増加傾向にある。特に請求件数においては過去20年で約10倍にもものぼり大きな問題となっている。これに対して厚生労働省は、対策としてストレスチェック[3]を実施している。しかし、年に1度という低頻度のため、例えば、大きな負担が短期間にかかることによって突如として鬱になった、といったような労働者の精神状況の細かな変化を見ることができない。また、ストレスの原因やストレスに伴う心身の反応など、ダメージばかりに着目されており、ダメージからどれだけ回復したのか、若しくは回復していないのかというような、リカバリに対して着目されていない現状がある。リカバリとは、ストレスを受けた状態から回復するプロセスのことを指す[4]。仕事上のストレスから回復するプロセスは、個人の健康や幸福、仕事のパフォーマンスに関連する可能性が示唆されている[5]。そのため、ダメージだけでなくリカバリにも着目した断続的、長期的なチェックが仕事を行う上で重要だと考えられる。

他方、健康状態を測定するIoT機器が近年普及し、心拍数や睡眠情報などの収集が可能になり、様々な観点から健

康測定が可能となっている。しかし、能動的に複数のIoT機器を利用する場合、利用者は、それぞれの機器の使い方を理解し、それぞれの機器に対応したアプリケーションを管理する必要が生じる。また、ウェアラブル端末の場合は、こまめな充電が必要となってくる。これらの要因が利用者に煩わしさを与えてしまい、健康測定に対するモチベーションの低下に繋がる。特に長期的なIoT機器の継続活用率を高めるには工夫が必要である[6]。

これらを踏まえて、本研究では、利用者のモチベーションの低下に繋がる能動的な測定動作を不要とするために、日常生活に健康推定を溶け込ませた健康モニタリングシステムを提案する。本稿では、そのシステムの一部として、日常的に行う動作のうち、歯磨きや整髪、洗顔といった洗面台での行動(洗面行動)を対象としてリカバリを推定するシステムを、スマート洗面台システムとして提案する。ストレスの影響が目元の変化や皮膚に及ぶことが知られていることから[7]、利用者のリカバリの高低によってもそれらに変化すると考える。そして、これらの情報は洗面行動の間に収集することが可能である。そこで、洗面台をスマート化して、利用者の洗面行動をモニタリングし、利用者の目元画像を収集する。また、ストレスと口臭の間には相関関係があることが知られており[8]、リカバリと口臭においても相関関係があると考えられる。口臭についても、洗面行動中に収集することが可能である。そこで、歯磨きしながら口臭の情報を収集できるスマート歯ブラシを、洗面

<sup>1</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科

<sup>2</sup> 京都橘大学工学部

台のスマート化の一部として想定する。これらの収集データによって、リカバリを推定する。

特に起床時の目元の様子が、健康状態によって変化すると仮定し、推定モデルへの入力をスマート洗面台から取得した目元抽出画像と、スマート歯ブラシから取得した口臭データとする。出力は、リカバリの評価値とし、真値には産業保険の研究などで用いられるリカバリに関するアンケート [4][9][10][11] を用いる。推定モデルとして、深層学習と Random-Forest による学習の 2 種類のモデルを構築した。深層学習では、畳み込みニューラルネットワークの一つである Alexnet[12] を転移学習し、目元抽出画像を入力としたモデルを構築した。Random-Forest による学習では、目元抽出画像から取得した目元の色と鼻筋の色の差分、目の開閉度合いを表す指標である EAR(Eyes Aspect Ratio)、口臭データ(口臭値、温度、湿度、圧力)を特徴量としてモデルを構築した。

提案手法を評価するため、被験者 4 人(男性 20 代 2 人、男性 30 代 2 人) から約 2 ヶ月間の起床時における洗面行動データを収集した。各被験者には、実験期間中、自宅の洗面台にスマートフォンを固定し、起床時に洗面行動の様子を撮影してもらった。これに加えて、口臭の測定が可能なスマート歯ブラシを利用し、歯磨き前と歯磨き後の口臭データも収集した。そして、学習モデルの真値として、リカバリに関するアンケートに回答してもらった。

実験の結果、リカバリ指標のうち、睡眠の質の良い悪いにおける 2 値分類で F 値 0.69、精神的なリフレッシュにおける 3 段階評価の分類で F 値 0.55 という結果が得られた。

## 2. 関連研究

### 2.1 IoT 機器を用いた健康状態の把握

近年、様々な IoT 機器を利用し、居住者に対して健康測定を行うシステムやアプリケーションの提案や研究が行われており、健康状態を測定する IoT 機器の市場価値が高まることが期待される [13]。文献 [14] では、ネックレス型デバイスを開発し、利用者がネックレスを装着することで、摂食回数などの自動検出を可能としている。過食などの摂食障害の改善や、医療のリアルタイム介入実現に貢献している。文献 [15] では、リストバンド型デバイスを使った眠気検出システムを提案している。ドライバがこのデバイスを装着することでセンサデータを取得し、センサデータを基に心拍数、脈拍変動、呼吸数などの特徴を抽出して眠気を検出する。文献 [16] では、IoT 機器から糖尿病患者に対して介入が可能であるか分析を行っており、IoT 機器からの生活習慣改善の提案により、平均して 1 年間で 2 型糖尿病患者の従来ケアと比較して血糖コントロールを 0.8 % 改善することを示している。文献 [17] では、ウェアラブルデバイスを使用した心不全患者の遠隔監視を行っている。本文献では、ウェアラブル端末から収集した心機能のライ

フログを用いて心不全の患者を対象に入院が必要かどうかの評価を行うことで、患者固有の治療調整が可能になり、入院患者数を減らすことにつながると報告している。

このように、ウェアラブル端末を含めた IoT 機器を利用することで、利用者の健康測定が可能である。しかしながら、利用者が能動的に機器を活用する必要がある点で問題である。文献 [6] では、IoT を用いた糖尿病診療の可能性を検証しており、長期の IoT 活用によって血糖改善効果が期待されることが見込まれたが、サポートなしでは IoT 活用率が低くなることや、IoT 導入直後(2 週間以内)に 1 割強が使用を中止すること、1 年程度でモチベーションの維持が難しくなることを課題として挙げている。本研究では、利用者のモチベーションの有無に関わらず、利用者が普段通りの生活を送るだけで健康推定が可能なシステムを提案している。

### 2.2 顔と健康状態の関連性

健康状態を読み取る手法として、顔画像を用いて疲労度や眠気といった健康状態の推定を行う研究が多く提案されている。ドライバの顔から心理状態を読み取る研究では、ドライバを対象に、運転中の眠気・疲れ・集中力などを推定する [18][19][20]。ドライバが普段通り運転するだけで眠気などの状態を推定することが可能である。文献 [21] では、顔画像を使用して正常な睡眠者と不眠症の症状を示している個人を比較することで、不眠症の症状を持つ人々が倦怠感を感じる時の顔を覚える手法を提案している。また、顔画像を用いて疲労度と顔の部分特徴との関係性を検証した研究では、目の部位特徴が疲労度に大きく影響することを示している [22]。また目の部位特徴のなかでも、まばたきがより長く、より頻繁になることが疲労度の増加の特徴であることを報告しているいくつかの研究では [23][24][25]、まばたきの時間、まばたきの回数、一定時間内のまばたきの割合などといった、まばたきに関するパラメータを疲労診断の指標として使用できることを示しており、顔の部位の中でも目の状態や動きに注目することで健康状態の測定が可能であることがわかる [26]。

このように、収集した顔画像から、人の疲労度や眠気などの健康状態を把握できると期待される。本研究では、このような顔と健康状態の関係性がリカバリに対しても生じるものだと考える。

### 2.3 洗面台に着目された研究

他方、洗面台やその鏡に着目された様々な研究がある。文献 [27] では、ラズベリーパイに基づいたスマートミラーが IoT 用に設計されている。Wi-Fi を介してネットワークに接続され、日付や時刻、天気の情報などが表示される。これまでのスマートミラーは高価で公共の場所での使用に限定されていたが、ここで提案されたスマートミラーは、

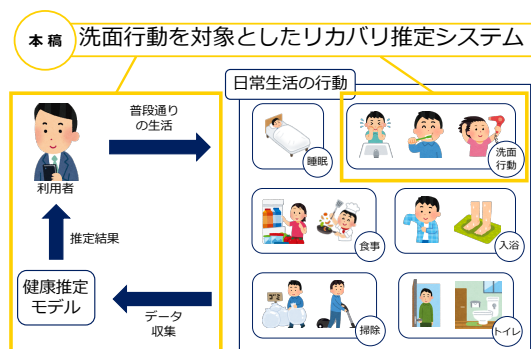


図 1 システム構成図

小型で操作が簡単、低コストであるという利点があり、幅広い用途の可能性に繋がることが示されている。文献 [28] では、スマートミラーを利用し、人の姿勢を識別し、時間の経過に伴う姿勢と体の変化を見る事で、直立姿勢の改善を行っている。また、文献 [29] では、洗面台からの生活音を検知することにより、高齢者の見守りサービスを提案している。これらの研究では、洗面台が日常生活の中で利用する頻度が高いという点に着目されている。本研究でもその点に着目し、洗面台をスマート化し、毎日のリカバリを推定可能なシステムを提案する。

## 2.4 本研究の位置付け

既存の健康測定手法では、IoT 機器を利用者が能動的に利用する必要があり、継続的なモニタリングには、利用者のモチベーション維持が課題となる。そこで、本研究では、IoT 機器の利用によるデメリットの解消のため、利用者が能動的に健康測定のために動く必要がないシステムを提案する。利用者が普段行う生活での行動に健康測定を溶け込ませることで、利用者が無意識のうちに健康を測定する。そのようなシステムの一部として、日常生活の中でも毎日行う洗面行動に着目し、洗面台をスマート化することで洗面行動をモニタリングするシステムを提案する。

## 3. 日常生活に溶け込んだ健康推定システム

### 3.1 システム概要

本研究では、能動的に複数の IoT 機器を利用することに伴う煩わしさから、長期的な健康測定に対するモチベーションが低下するという問題を解決するために、図 1 のような、利用者の日常生活に溶け込んだ健康モニタリングシステムを提案する。モニタリングシステムでは、対象者を制限せず、健康推定のために能動的な動作が不要となるよう、日常的に行う動作に注目する。利用者が、日常生活で行う動作をしている間に、システムが健康指標を推定するためのデータを収集する。収集したデータから推定モデルを構築し健康状態を推定する。動作ごとに特定の健康指標を推定し、利用者が日常生活を送るだけで網羅的に健康指標が推定されるシステムの構築を目指す。

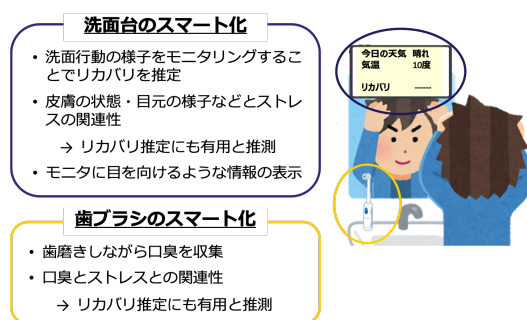


図 2 スマート洗面台システムのイメージ

## 3.2 スマート洗面台システム

本稿では、日常生活に溶け込んだ健康推定システムの一部として、日常的に行う動作のうち洗面行動を対象に、リカバリを推定するスマート洗面台システムを提案する。スマート洗面台システムのイメージを図 2 に示す。

ストレスは皮膚に対して皮膚抽出成分の変動や皮膚色の变化などの影響を及ぼしていることが明らかとなっており [7]、このことから、利用者のリカバリの高低と皮膚にも一定の相関があると考えられる。これらの情報は、利用者が、洗面台にて鏡と向き合っている洗面行動をしている間に収集可能である。そこで、洗面台をスマート化して、顔の情報をリカバリ推定のためのデータとして収集する。顔の情報を取得しやすくするためには、利用者が洗面行動時に鏡を向く時間を長くするため、スマート洗面台には、利用者が鏡を向くために、その日の天気や気温など、利用者が興味を持つような情報を表示する機能を搭載する。

## 3.3 スマート歯ブラシ

洗面行動の 1 つに歯磨きが挙げられる。口臭と生活習慣の悪さやストレスの間には相関関係があることが知られており [8]、リカバリと口臭においても相関関係があると考えられる。歯磨きを行っている間に口臭に関する情報を収集することが可能である。そこで、歯ブラシをスマート化することで、利用者が普段通り歯磨きをするだけで、口臭の情報をリカバリ推定のために収集する。

## 4. リカバリ推定モデル

### 4.1 モデル概要

本章では、スマート化した洗面台と歯ブラシから収集したデータから、リカバリを推定するモデルについて述べる。多くの利用者が、洗面行動を起床時に行うということや、起床時にリカバリの影響が表れやすいということから、起床時に利用者が洗面台を利用する場面を想定する。図 3 に本モデルの概要を示す。スマート洗面台によって洗面行動をモニタリングし、利用者の目元抽出画像を取得する。ストレスが目元の変化や皮膚に及ぶことが知られており [7]、

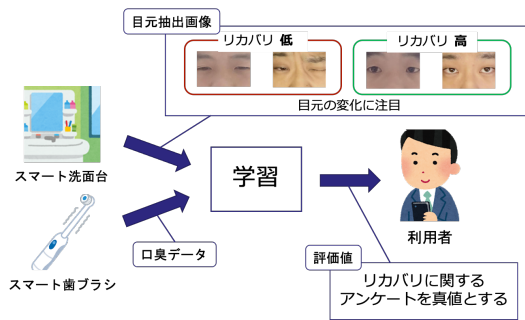


図 3 推定モデルの概要

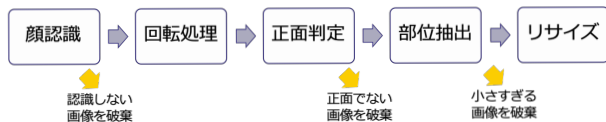


図 4 目元画像抽出の流れ

リカバリの値が高い場合と低い場合でも、目元に差が生じると考えられる。特に隈などが現れる目の下部分について注目するために、片目を正方形に抽出した画像と、両目を含んだ画像の 2 種類を抽出する。スマート歯ブラシからは、歯磨き時の口臭データを取得する。ストレスと口臭の間には相関関係があることが知られており [8]、リカバリと口臭においても相関関係があると考えられる。これらのデータから、リカバ리를推定する。

以降、洗面行動のモニタリングから、目元画像を抽出するための前処理と、モデルの構築について述べる。

## 4.2 目元抽出のための前処理の概要

本節では、目元を抽出した画像を取得するまでの処理の概要について述べる。この処理は、図 4 に示す通り、(1) 顔認識、(2) 回転補正、(3) 正面判定、(4) 部位抽出、(5) リサイズ、の 5 段階の処理を順に実行することで実現している。最初に顔認識ライブラリを用いて画像内における利用者の有無を確認する。次に、各々の画像に対し、利用者の目が横に並行になるように回転補正をかける。その後、利用者が正面を向いている画像のみを選択する。それらの画像に対して、利用者の目元を抽出する処理を行う。こうして得られた画像について、同じサイズにリサイズを行う。

以降では、各処理について詳細に述べる。

### 4.2.1 顔認識

本処理における目的は、有効データの取捨選択である。顔認識ライブラリを利用し、利用者の顔が写っていない画像を破棄し、写っている画像のみを抽出する。

### 4.2.2 回転補正

ここでは、利用者の目が横に平行になるように画像を回転させる処理を行う。本処理における目的は、目元を斜めに抽出することを防ぐことである。この後の処理で目元を抽出する際、斜めに抽出された画像では、目元付近の情報

を正確に取得できなくなってしまう。目が平行であるかどうかは、顔認識ライブラリが取得した目の座標から判断する。顔認識ライブラリによって目の周囲の座標を取得し、両目に対応する座標同士を結んだ直線と横軸の角度を計算する。この角度が 0 度になるように画像を回転させることで、目が平行になった顔画像が得られる。

### 4.2.3 正面判定

正面判定では、顔が正面を向いた画像を抽出する。顔が横を向いている場合には、目の大きさ等が奥行きによって変わってしまうため、それらの画像を除外することを目的としている。顔が正面を向いている判定は、左半分の輪郭と鼻筋の距離と、右半分の輪郭と鼻筋の距離の比から求める。右を向いている場合は、顔の右半分の輪郭と鼻筋との距離が、左半分の輪郭と鼻筋との距離と比べた場合に小さくなる。左を向いている場合はこの逆のことが言える。そのため、左右の輪郭と鼻筋との距離の比が 1 に近いほど正面を向いていると判断できる。顔認識ライブラリから取得した輪郭の座標と鼻筋の座標から、顔の右半分の長さや左半分の長さを計算し、それらから、大きい値を小さい値で割った比を計算する。この比が 1.3 未満である場合を正面を向いた画像と判定する。

### 4.2.4 部位抽出

部位抽出では、各目の画像と、両目を含んだ画像の 2 種類の画像抽出を行う。各目の画像抽出について、顔認識による目の座標取得の誤差を考慮し、目が切れないようにするため、各目を中心に写した一辺の長さが目の横幅の 1.2 倍の正方形の画像を抽出する。両目を含んだ画像は、顔の両目と目元を含んだ長方形で抽出される。横幅を左目の端から右目の端まで、高さを目の横幅 2.5 倍、中心を両目の中心の midpoint とした長方形の抽出を行う。顔認識による目の座標取得の誤差を考慮し、横幅を両端についてそれぞれ目の幅の 0.1 倍分だけ余白として延長する。

### 4.2.5 リサイズ

抽出画像に対して、リサイズを行う。利用者が洗面行動中に前後に移動するなどの理由で生じた画像サイズの違いを統一することが目的である。解像度の低下防止のため、サイズの小さい画像に合わせてリサイズを行う。しかし、鼻孔を目として誤検出する例があり、全ての抽出画像の中で最小の画像サイズに合わせてリサイズをすることで、不要なサイズにまで縮小してしまう。これを防止するために、リサイズの前にノイズの除去を行う。洗面行動の特性上、洗面行動中に鏡との距離が大きく変化することは考えにくく、取得した画像内の顔が急に小さくなることは考えにくいため、1 回の洗面行動における抽出画像のうち、明らかにサイズが小さい画像を破棄する。1 回の洗面行動中における抽出画像の横幅をそれぞれ求め、(第 1 四分位数) - (四分位偏差) より小さいサイズの抽出画像を破棄することでノイズの除去を実現する。残りの画像の中でのサイズの最小値を取得し、全



ての画像をそのサイズにリサイズする。

### 4.3 目元画像から特徴量を抽出する処理の概要

#### 4.3.1 目の開閉度合いに関する特徴量

目の部位特徴が疲労度や眠気に関係することが示されている [22]。目の部位特徴として、瞬きなど目の開閉に関するパラメータがそれらを検知・推定するための指標として使用されている研究もある [18]。リカバリにおいてもこれらの指標が有用であると考え、本研究では、目の開閉度合いを特徴づける指標である Eye Aspect Ratio(EAR) に着目する。EAR は以下の式によって算出される。

$$EAR = \frac{||p_2 - p_6|| + ||p_3 - p_5||}{2||p_1 - p_4||}$$

ここで、 $p_1, p_2, \dots, p_6$  は図 5 中の目の座標を示している。

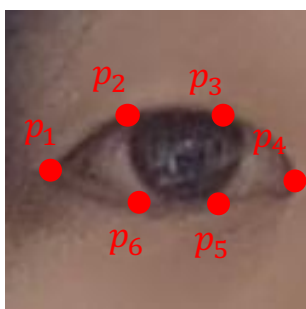


図 5 EAR 算出のために必要な座標

EAR は、目が開いているときの個人差が小さくほぼ一定であり、目を閉じているときは 0 に近づく。また、人や頭の形などに部分的に依存しないことから瞬き検知の研究でも使用されている [30]。本研究では、洗面行動中にはっきりと目が開いている状態や、半目など目が開いていない状態の割合を取得するために、洗面行動中における EAR のヒストグラムを作成する。抽出した目元画像ごとに EAR を算出し、洗面行動ごとに EAR のヒストグラムを作成する。

#### 4.3.2 目元に関する特徴量

ストレスなどの影響が目元の変化や皮膚に及ぶことが知られている [7]。特に目の下に隈が発生する原因の 1 つとして、睡眠不足や QoL の低下などが挙げられる [31]。本研究では、リカバリによってもこれらの変化が起こり得ると考え、利用者の洗面行動中に収集した画像から目元の色情報を抽出する。肌の色には個人差があることが考えられるため、目元の色と他の部位の色とを比較する。比較対象として利用者の鼻筋の色情報を抽出し、目元の色情報との差分をとる。

### 4.4 推定モデルの構築

リカバリの推定モデルの構築として、(1) スマート洗面台から目元抽出画像を入力とした深層学習と、(2) 目元抽出画像から取得した特徴量と口臭データを入力とした Random-Forest の 2 種類の手法を提案する。

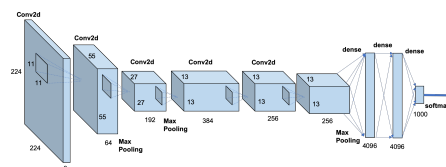


図 6 転移学習に使用した AlexNet

#### 4.4.1 深層学習による学習モデル

深層学習による推定モデルでは、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, 以下 CNN) を用いる。CNN は近年画像処理の分野で広く利用されているニューラルネットワークアーキテクチャであり、画像認識、物体検出、画像の領域分割などに用いられている。CNN の基本構造は畳み込み層とプーリング層で構成されている。畳み込み層は入力データに対して特定の特徴量を抽出する役割を持ち、プーリング層は畳み込み層で得られた特徴量の全体のダウンサイジングを行う役割を持つ。この二つの層を繰り返し用いることで、入力データの特徴量の抽出を行う。本稿では抽出した特徴量を全結合層で 1 次元のベクトルに変換した後にソフトマックス関数を用いることで、画像分類問題を扱えるモデルを作成する。本稿では、推定モデルの作成に Alexnet を用いた転移学習を行う。Alexnet とは CNN を用いたアーキテクチャの一つであり、図 6 のように畳み込み層とプーリング層の繰り返しで画像の特徴量を抽出するレイヤと全結合層で画像分類を行うレイヤで構成されており、物体カテゴリ認識に有効であることが示されている [21]。Alexnet を利用した転移学習は、顔画像を入力とした分類モデルの構築においてもよく用いられており [32][33]、リカバリ推定モデルにおいても効率的に学習が行えると考えられる。転移学習を行う際に、1000 値分類を扱う構成であった Alexnet の出力層を置き換えることで 3 値分類、または 2 値分類を行えるように変更する。学習の際のパラメータ設定として、学習率を 0.01、epoch 数は 100、損失関数は BCEWithLogitsLoss を使用し、最適化手法には確率的勾配降下法を用いる。入力を目元抽出画像 ( $224 \times 224 \times 3$ ) とし、出力をリカバリに関する評価値とする。

#### 4.4.2 Random-Forest による学習モデル

機械学習によるモデルでは、Random-Forest を使い、分類を行う。入力する特徴量は、スマート洗面台から抽出した目元画像から取得した目元の色情報と鼻筋の色情報、及びスマート歯ブラシから取得した口臭データとする。口臭データは、口臭値、温度、湿度、圧力の特徴量を持つ。

### 5. リカバリ推定アンケートの作成

本章では、実験に利用したアンケートについて述べる。リカバリとは、ストレスを受けた状態から回復するプロセスのことを指す [4]。仕事上のストレスから回復するプロ

セスは、個人の健康や幸福、仕事のパフォーマンスに関連する可能性が示唆されている [5]。このリカバリについての指標として (1) リカバリ経験、(2) リカバリ状態の2つを挙げる。以下、2つの指標について説明し、それを踏まえ、アンケートの作成について述べる。

### 5.1 リカバリ経験

リカバリ経験とは、仕事などのストレスから回復する経験についての指標である。人によってリカバリのための行動は様々であるが、その根底にある経験について、文献 [4] によって4つの明確な尺度に区別されることが示されている。4つの尺度とは、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) である。文献 [4] を踏まえ、これらの尺度について述べる。

Psychological detachment (仕事からの離脱性) とは、職場を離れるといった物理的な意味ではなく、心理的な意味で仕事から離れることを意味している。心理的な意味で仕事から離れることにより、仕事によるストレスによって与えられた影響から回復できる。また、心理的な離脱が、ストレスの要因と燃え尽き症候群との関係に効果を与えていることも知られている [34]。

Relaxation (リラクゼーション) とは、余暇活動に関連するプロセスである。ストレスの多い仕事に長時間従事することは、仕事のストレス要因が媒介となり病気を引き起こすことに繋がると示唆されており [35]、このような状況を防ぐために重要である。また、リラクセスすることによる体験から得られるポジティブな感情は、ネガティブな感情の影響を減らす役割を担うことが知られている [4]。

Mastery (仕事以外での挑戦) とは、仕事以外でのやりがいのある経験や学習機会を提供することで、仕事の気晴らしになる仕事外の活動のことを指す。この経験は、新たなスキルや資格の取得、自己効力感の向上につながるため、回復に影響すると期待されている [36]。

Control (余暇の制御) とは、2つ以上の選択肢の中から行動を選択する人の能力であり、ここでは人が余暇の間どのような活動を行うか、また、いつどのようにしてその活動を行うかを定めることができる程度について指す。この経験は、自己効力感と能力の感情を高めることで幸福感が促進され、回復を高めることが示唆されている。

本研究で使用したアンケートでは、被験者の回復経験の調査として、1日の仕事が終わった後の時間の過ごし方について尋ね、これら4つの尺度に対して4問ずつ、計16問の設問を用意した。設問については、表1に示しており、文献 [4][9] より引用した。全ての設問は”1. 全く当てはまらない”から”5. 非常によく当てはまる”までの5段階での評価をつける。

表 1 リカバリ経験の質問項目

Q01	何をするか自分で決められると思う	CO
Q02	新しいことを学ぶ	MA
Q03	仕事のことを忘れる	PD
Q04	自分のスケジュールは自分で決める	CO
Q05	仕事のことは全く考えない	PD
Q06	くつろいでリラックスする	RE
Q07	知的に挑戦できることを探し出す	MA
Q08	やりがいのあることに挑戦する	MA
Q09	時間の過ごし方は自分で決める	CO
Q10	仕事と距離を置く	PD
Q11	リラックスできることをする	RE
Q12	リラックスするために時間を使う	RE
Q13	自分のやりたいように物事を片付ける	CO
Q14	余暇に時間をかける	PD
Q15	自分の視野が広がることをする	MA
Q16	仕事での負担から離れて、ひと休みする	RE

PD = Psychological detachment, RE = Relaxation, MA = Mastery, CO = Control

表 2 リカバリ状態の質問項目

Q17	今朝私は身体的にリフレッシュできた
Q18	今朝私は精神的にリフレッシュできた
Q19	ご自分の睡眠の質を全体として、どのように評価しますか？

### 5.2 リカバリ状態

リカバリ状態とは、休息の期間における回復を経た状態のことを指す。朝において回復している状態は、仕事のパフォーマンスと正の関係があることが示されており [10]、朝に回復状態を見ることが、その日の仕事に影響を与える点で重要であると考えられる。

本研究では、文献 [10] で使用された心身のリフレッシュについての設問と、文献 [11] からは、睡眠の質についての設問を引用したアンケートを作成した。文献 [11] は、睡眠障害の評価として広く使用されている。

実際の設問、及びその順序については、表2に示す。心身のリフレッシュについての設問は、「今朝私は身体的にリフレッシュできた」「今朝私は精神的にリフレッシュできた」の2問であり、「1. 全く当てはまらない」から”5. 非常によく当てはまる”までの5段階での評価をつける。睡眠の質についての設問は、「ご自分の睡眠の質を全体として、どのように評価しますか？」であり、「1. 非常にわるい”、”2. かなりわるい”、”3. かなりよい”、”4. 非常によい”の4段階で評価をつける。

## 6. 評価実験

本章では、目元抽出におけるリカバリ推定モデルを評価するための実験について述べる。

本実験は、起床時の洗面行動からリカバリ経験・リカバリ状態の推定が可能かどうか検証すること、及び、洗面行

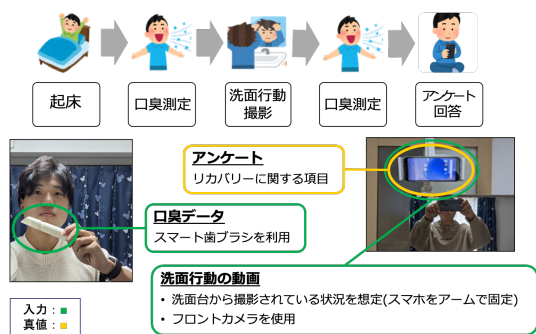


図 7 実験の流れ・収集するデータ

動によって得られるデータから、リカバリ経験・リカバリ状態の評価値を出すことを目的とする。期間は2ヶ月半、人数は4人(男4人。うち20代2人、30代2人)である。以降、データ収集、収集したデータの評価方法と評価結果を述べる。

## 6.1 データ収集

### 6.1.1 収集方法

本項では、リカバリ推定に必要なデータの収集方法について述べる。収集するデータは、動画データ、口臭データ、アンケートの3つである。動画データは、毎朝の洗面行動をスマートフォンを用いて撮影することによって収集される。洗面台から撮影されている状況を想定し、洗面台の鏡にアーム等を用いてスマートフォンを固定する。撮影にはスマートフォンのフロントカメラを使用する。口臭データは、起床時と朝の洗面行動終了時(歯磨き終了時)の2回にわたり収集される。収集には、株式会社NOVENINE<sup>\*1</sup>が開発した口臭が計測可能なスマート歯ブラシ「SMASH」のプロトタイプデバイスを使用した。本デバイスでは、歯磨きをしながら口臭を測定するのではなく、利用者が息を吹きかけることによって測定する。アンケートは、動画データ・口臭データを収集した後に回答する。

### 6.1.2 実験手順

本項では、前述したデータ収集のための手順について述べる。図7にある通り、まず、スマート歯ブラシを用いて、起床時の状態の口臭を測定する。次に、歯磨きなどの洗面行動の撮影を行う。歯磨き終了後、再び口臭を測定する。最後にアンケートに回答する。

### 6.1.3 有効データ数

約2か月半の実験期間で、被験者4人からアンケートデータ244日分、動画データ295日分、口臭データ286日分を収集した。アンケートについては、前日の仕事が終わった後の時間の過ごし方に関する質問であるため、収集したデータのうち、火曜日から土曜日のデータのみを使用する。これにより、評価に使用したアンケートデータは163日分、目元抽出画像は、片目画像111,425枚、両目画

<sup>\*1</sup> 株式会社NOVENINE「SMASH」：<https://novenine.com/>

像55,722枚である。

## 6.2 評価方法

提案するモデルの評価として、Leave-One-Person-Out Cross-Validationを用いる。また、データの偏りを考慮し、著しく割合が大きい評価値についてはダウンサンプリングを行い、割合が小さい評価値については、深層学習の場合は画像に対し反転の処理を加え、データ拡張を行う。

深層学習による推定モデルの評価尺度として、「1日の総画像データによる多数決での精度」を定義する。目元抽出画像について1枚ごとに推定を行い、推定値を同一の日付の画像ごとに集計し、各日について最も予測された評価値をその日の予測値として扱う。全ての日において、予測値と評価値を比較し精度を算出する。また、入力を片目画像と両目を含んだ画像の2種類においてそれぞれ評価する。

Random-Forestによる推定モデルでは、その日に収集した画像データから特徴量を抽出するため、1日ごとに推定値が与えられる。推定値と真値を比較して精度を算出する。

真値には、起床時に回答したアンケートを利用する。Leave-One-Person-Out Cross-Validationで検証する場合に、被験者の回答の分布が極端に偏る状態が発生した。そのため、リカバリ経験の4つの尺度全てを検証できず、リカバリ経験のうち、Psychological detachmentについて評価した。評価には、この尺度に最も影響を与える設問「仕事のことを忘れる」を使用した。また、回答の偏りを考慮し、リカバリ状態の心身のリフレッシュに関する設問「今朝私は身体的にリフレッシュできた」、「今朝私は精神的にリフレッシュできた」とPsychological detachmentについての設問「仕事のことを忘れる」については、5段階評価を3段階評価にした。5段階評価での1と2を3段階評価での1とし、5段階評価の3を3段階評価での2とし、5段階評価の4と5を3段階評価の3とした。睡眠の質についての設問「ご自分の睡眠の質を全体として、どのように評価しますか?」については、4段階評価を2段階評価(1.悪い、2.良い)にした。

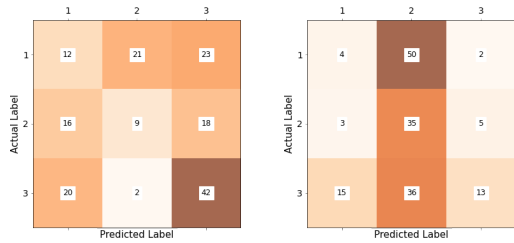
## 6.3 評価結果

表3に、各モデルによる評価結果を示す。いずれの評価指標においてもRandom-Forestによる推定の方が、精度が高いことが分かる。目の開閉度合いや、目元の色の情報、口臭情報がリカバリ推定に有用であると考えられる。また、指標によっては片目画像と両目画像で精度が異なることも確認できる。身体的なリフレッシュは目自体に依存する傾向にあり、精神的なリフレッシュや睡眠の質は目元などから読み取れる傾向にあると考えられる。

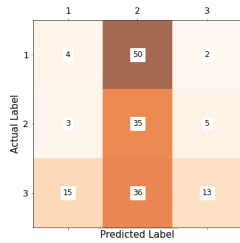
図8には、各モデルによるPsychological detachmentの推定における混同行列を示す。片目画像での深層学習による推定では全体的に3にオーバーフィット気味であり、両

表 3 各モデルによる推定結果 (F 値)

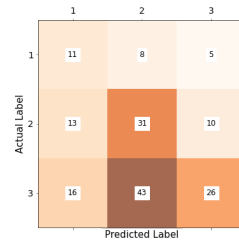
評価指標	分類数	深層学習 (片目画像)	深層学習 (両目画像)	Random-Forest
Psychological detachment	3	0.35	0.39	0.52
身体的なりフレッシュ	3	0.40	0.28	0.52
精神的なりフレッシュ	3	0.40	0.47	0.55
睡眠の質	2	0.48	0.59	0.69



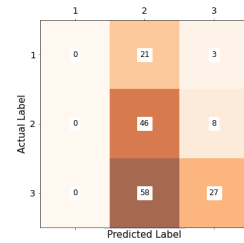
(a) 深層学習 (片目画像)



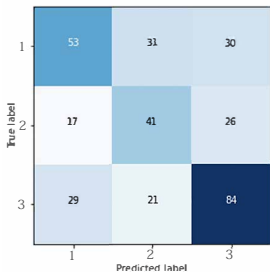
(b) 深層学習 (両目画像)



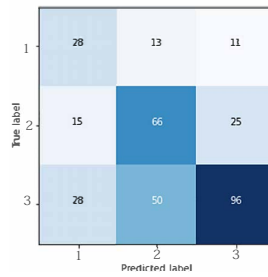
(a) 深層学習 (片目画像)



(b) 深層学習 (両目画像)



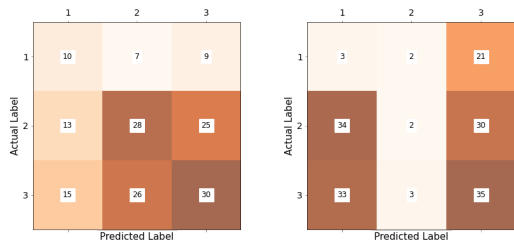
(c) Random-Forest



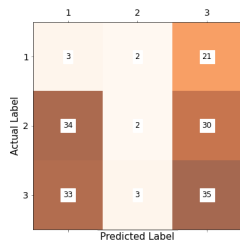
(c) Random-Forest

図 8 Psychological detachment の推定における混同行列

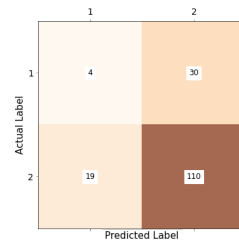
図 10 精神的なりフレッシュの推定における混同行列



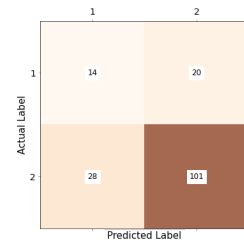
(a) 深層学習 (片目画像)



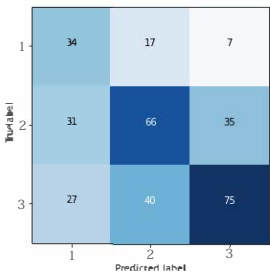
(b) 深層学習 (両目画像)



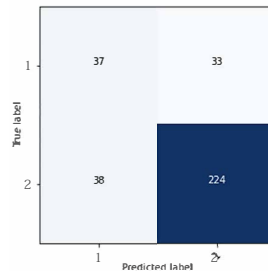
(a) 深層学習 (片目画像)



(b) 深層学習 (両目画像)



(c) Random-Forest



(c) Random-Forest

図 9 身体的なりフレッシュの推定における混同行列

図 11 睡眠の質の推定における混同行列

目画像での深層学習による推定では 2 に予測が集中している。Random-Forest による推定では、3 に関しては比較的推定が可能であると考えられる。

図 9 には、各モデルによる身体的なりフレッシュの推定

における混同行列を示す。片目画像での深層学習では、身体的にリフレッシュできていない状態と、それ以外での状態の区別がある程度ついていると考えられる。両目画像での深層学習では、1 を 3、3 を 1 と推定するケースが多いこ



とから、両目画像では身体的なリフレッシュを見ることは難しいと考えられる。

図 10 には、各モデルによる精神的なリフレッシュの推定における混同行列を示す。深層学習ではやや 2 に予測が集中しており、オーバーフィットしていると考えられる。Random-Forest での学習では、2 の推定に関して精度が高いことが示されている。また、精神的にリフレッシュできたにも関わらず、精神的にリフレッシュできていないとする推定が少ないことが言える。

図 11 には、各モデルによる睡眠の質の推定における混同行列を示す。どのモデルに関しても質が高い場合の推定はできているが、深層学習モデルでは、質が低い場合の推定精度が低いことが確認できる。Random-Forest での学習モデルに関しても、深層学習モデルよりも精度は高いが、その傾向にある。睡眠の質が低いデータ数が少ないことが考えられる。

全体的な結果として、深層学習による推定モデルよりも、特徴量を抽出して Random-Forest で推定するモデルの方が精度が高いことが分かった。深層学習による推定モデルで精度が十分に得られなかった要因としては、深層学習を行うには、真値の偏りのためにデータ数が足りず、学習が充分でなかったと考えられる。Random-Forest による推定モデルでは、3 段階評価で 3 を 1 と推定することが少ないことから、今後より多くのデータを収集することで更なる精度向上が期待できると考えられる。

## 7. おわりに

本研究では、利用者が能動的な動作を行わずに健康推定を可能とするために、日常生活に注目した健康モニタリングシステムを提案した。本稿では、健康モニタリングシステムの一部として、洗面行動を対象とする、リカバリを推定できるスマート洗面台システムを提案した。目元の変化や口臭はストレスとの相関関係があることから、リカバリ推定にも有用であると考え、本システムでは洗面行動の様子をモニタリングする際に、利用者の顔の情報と口臭データを収集した。リカバリ推定モデルの構築にあたり、起床時における利用者の顔の情報から目元画像を抽出し、それを入力とした CNN の Alexnet を転移学習させる手法と、目元の色情報と目の開閉度合い、口臭データの特徴量とし、Random Forest を利用する手法を提案した。これらの手法がリカバリ推定に有用であるかを評価するための実験を行った結果、リカバリの評価指標の 1 つであるリカバリ状態における精神的なリフレッシュについて、3 段階評価における分類では F 値 0.55、睡眠の質の良い・悪いにおける分類で F 値 0.69 を算出した。また、いずれの指標においても深層学習よりも Random-Forest を利用する手法を用いた方が精度が向上することが分かった。これらの結果から、起床時における目の開閉度合いや目元の色情報が、

リカバリ推定に有用であると考えられる。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省, “令和元年度「過労死等の労災補償状況」を公表します,” <https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage11975.html> Accessed on 02/09/2021.
- [2] 厚生労働省, “精神障害の労災補償件数の推移と主なできごと,” <https://kokoro.mhlw.go.jp/infographics/02.html> Accessed on 02/09/2021.
- [3] 厚生労働省, “ストレスチェック等の職場におけるメンタルヘルス対策・過重労働対策等,” <https://www.mhlw.go.jp/bunya/roudoukijun/anzeneisei12/index.html> Accessed on 02/09/2021.
- [4] 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, p. 204, 2007.
- [5] De Croon, Einar M, Sluiter Judith K, Blonk Roland WB, Broersen Jake PJ, and Frings-Dresen Monique HW, “Stressful work, psychological job strain, and turnover: a 2-year prospective cohort study of truck drivers.” *Journal of applied psychology*, vol. 89, no. 3, p. 442, 2004.
- [6] 国立研究開発法人国立国際医療研究センター 坊内良太郎, “2 型糖尿病における IoT の行動変容を介する血糖改善効果の検証: Prism-j,” <https://www.amed.go.jp/content/000059276.pdf> Accessed on 02/09/2021.
- [7] 神永博子, 四宮達郎, “ストレスと皮膚—過密ストレスモデルによる皮膚生理学的変化—,” *The Japanese Journal of Dermatology*, vol. 107, no. 5, p. 615, 1997.
- [8] S. Y. Kim, S. Sim, S.-G. Kim, B. Park, and H. G. Choi, “Prevalence and associated factors of subjective halitosis in Korean adolescents,” *PloS one*, vol. 10, no. 10, pp. 14–21, 2015.
- [9] 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, no. 3, pp. 196–205, 2012.
- [10] 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: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior*, vol. 30, no. 1, pp. 67–93, 2009.
- [11] Doi Y, Minowa M, Uchiyama M, Okawa M, Kim K, Shibui K, and Kamei Y, “Psychometric assessment of subjective sleep quality using the Japanese version of the Pittsburgh sleep quality index (psqi-j) in psychiatric disordered and control subjects.” *Journal of Organizational Behavior: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior*, pp. 165–172, 2000.
- [12] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, pp. 1097–1105, 2012.
- [13] MarketsandMarkets Research Private Ltd, “Wearable fitness technology market report,” <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/wearable-fitness-technology-market-139869705.html> Accessed on 02/09/2021.
- [14] S. Zhang, Y. Zhao, D. T. Nguyen, R. Xu, S. Sen, J. D.

- Hester, and N. Alshurafa, "Necksense: A multi-sensor necklace for detecting eating activities in free-living conditions," *CoRR*, vol. abs/1911.07179, 2019. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1911.07179>
- [15] L. B. Leng, L. B. Giin, and W.-Y. Chung, "Wearable driver drowsiness detection system based on biomedical and motion sensors," in *2015 IEEE SENSORS*, 2015, pp. 1–4.
- [16] A. L. Bui and G. C. Fonarow, "Home monitoring for heart failure management," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 59, no. 2, pp. 97–104, 2015.
- [17] O. T. Inan, M. Baran Pouyan, A. Q. Javaid, S. Dowling, M. Etemadi, A. Dorier, J. A. Heller, A. O. Bicen, S. Roy, T. De Marco, and L. Klein, "Novel wearable seismocardiography and machine learning algorithms can assess clinical status of heart failure patients," *Circulation. Heart failure*, vol. 11, no. 1, p. e004313, 2018.
- [18] B. Mandal, L. Li, G. S. Wang, and J. Lin, "Towards detection of bus driver fatigue based on robust visual analysis of eye state," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, no. 3, pp. 545–557, 2017.
- [19] F. Zhang, J. Su, L. Geng, and Z. Xiao, "Driver fatigue detection based on eye state recognition," *2017 International Conference on Machine Vision and Information Technology (CMVIT)*, pp. 105–110, 2017.
- [20] J. Xu, J. Min, and J. Hu, "Real-time eye tracking for the assessment of driver fatigue," *Healthcare technology letters*, vol. 5, no. 2, pp. 54–58, 2018.
- [21] U. Akram, R. Sharman, and A. Newman, "Altered perception of facially expressed tiredness in insomnia," *Perception*, vol. 47, pp. 105–111, 2017.
- [22] H. T. Nguyen, D. M. Isaacowitz, and P. A. Rubin, "Age- and fatigue-related markers of human faces: An eye-tracking study," *Ophthalmology*, vol. 116, no. 2, pp. 355–360, 2009.
- [23] R. Schleicher, N. Galley, S. Briest, and L. Galley, "Blinks and saccades as indicators of fatigue in sleepiness warnings: looking tired?" *Ergonomics*, vol. 51, no. 7, pp. 982–1010, 2008.
- [24] P. P. Caffier, U. Erdmann, and P. Ullsperger, "Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure," *Eur J Appl Physiol*, vol. 89, pp. 319–325, 2003.
- [25] Sampei K, Ogawa M, Torres C, Sato, M, and Miki, N, "Mental fatigue monitoring using a wearable transparent eye detection system," *Micromachines*, vol. 7, no. 2, 2016. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-666X/7/2/20>
- [26] S. Benedetto, M. Pedrotti, L. Minin, T. Baccino, A. Re, and R. Montanari, "Driver workload and eye blink duration," *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, vol. 14, no. 3, pp. 199–208, 2011.
- [27] Y. Sun, L. Geng, and K. Dan, "Design of smart mirror based on raspberry pi," *2018 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data Smart City (ICITBS)*, pp. 77–80, 2018.
- [28] B. Cvetkoska, N. Marina, D. C. Bogatinoska, and Z. Mitreski, "Smart mirror e-health assistant — posture analyze algorithm proposed model for upright posture," *IEEE EUROCON 2017 -17th International Conference on Smart Technologies*, pp. 507–512, 2017.
- [29] 吉川 昌秀, 寺田 佳代子, 江口 佳紀, 飛田 博章, "Tealion 洗面台見守りサービスの提案," *Information Processing Society of Japan*, no. 35, jan 2016.
- [30] T. Soukupova and J. Cech, "Eye blink detection using facial landmarks," in *21st computer vision winter workshop, Rimske Toplice, Slovenia*, 2016.
- [31] C. R. Barone, J. C. Boza, P. G. Machado, and T. F. Cesari, "Association between clinical characteristics, quality of life, and sleep quality in patients with periorbital hyperchromia," *Journal of cosmetic dermatology*, vol. 18, no. 1, pp. 230–235, 2019.
- [32] Y. Cho, N. Bianchi-Berthouze, and S. J. Julier, "Deep-breath: Deep learning of breathing patterns for automatic stress recognition using low-cost thermal imaging in unconstrained settings," *2017 Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*, pp. 456–463, 2017.
- [33] 武藤千里, "瞼や顔などの画像を用いた貧血推測モデルの構築," *Information Processing Society of Japan*, vol. 2020, no. 1, pp. 515–516, 2020.
- [34] D. Etzion, D. Eden, and Y. Lapidot, "Relief from job stressors and burnout: reserve service as a respite." *Journal of applied psychology*, vol. 83, no. 4, p. 577, 1998.
- [35] J. F. Brosschot, S. Pieper, and J. F. Thayer, "Expanding stress theory: Prolonged activation and perseverative cognition," *Psychoneuroendocrinology*, vol. 30, no. 10, pp. 1043–1049, 2005.
- [36] A. Bandura, W. Freeman, and R. Lightsey, "Self-efficacy: The exercise of control," *The British Journal of Clinical Psychology*, 1999.