

# 高齢者の QoL 向上に向けた生活行動データと心拍情報を使った健康状態予測

松本 敢大<sup>1</sup> 松井 智一<sup>1</sup> 諏訪 博彦<sup>1,2</sup> 安本 慶一<sup>1</sup>

**概要:** 先進国における高齢化を背景に、高齢者の健康寿命延伸の推薦や見守りを行うシステムが求められている。より高度な推薦や見守りには、高齢者の日常生活行動データや生体データを分析し、健康となる行動や健康寿命延伸に関する知見が必要である。本稿では複数の高齢者家庭から収集した生活行動データと生体データ（心拍データ）、自己評価による朝と夜の健康状態のデータを利用し、高齢者の QoL 向上に向けた生活行動データと心拍情報を使った健康状態予測を試みた。本研究では、5 家庭・9 人の被験者の行動および心拍のデータと各日の朝に 3 問、夜に 4 問の主観的なアンケートからなる約 30 日間のデータセットを用いた。行動・心拍データと健康状態の関係を確認するため、各質問のアンケート結果（被験者は区別しない）を 3 分類（良い・悪い・どちらでもない）し行動ごとのローレンツプロット面積を結果にまとめた。結果として、全ての質問において健康状態が良いときに、外出時のローレンツプロット面積が大きくなることがわかった。また、ほとんどの質問において健康状態が良いときに、入浴と睡眠時におけるローレンツプロット面積が大きくなることがわかった。またランダムフォレストでは各質問に対し約 60% 以上の正答率を得ることができた。以上から、健康状態には、外出、入浴、睡眠時のローレンツプロット面積が関係することが示唆された。また、機械学習により健康状態予測できる可能性があることが示唆された。

## Health status prediction using daily living activity and heart rate data for improving QoL of the elderly

KANTA MATSUMOTO<sup>1</sup> TOMOKAZU MATSUI<sup>1</sup> HIROHIKO SUWA<sup>1,2</sup> KEIICHI YASUMOTO<sup>1</sup>

### 1. はじめに

先進国における高齢化を背景に、高齢者の健康寿命延伸の推薦や見守りを行うシステムが求められている。高齢化は世界的に深刻な問題であり、都市郊外の街や住宅地では、平均の高齢化率を遥かに上回るペースで進行している [1]。そのため、(1) 高齢者の見守り・介護、(2) 高齢者の健康寿命延伸を促進するための効果的な対策が急務であり、高齢者向け見守りサービスの提供や居住者の生活習慣の改善を目的とした、行動センシング・行動認識技術に基づく数多くの研究が行われている [2]。例えば、Aran ら [3] は、見守りを兼ねた高齢者向けの異常検知手法を提案しており、De ら [4] は、ウェアラブルデバイスとスマートフォンを利

用したマイクロ行動認識システムを提案している。このような背景の下、我々は、家庭内の行動を収集可能な ADL センシングシステムの開発を行ってきた [5]。この取り組みを行う中で、家庭内の行動によって変化するストレスが健康状態に大きく影響しているのではないかと考えた。ストレス推定に関する研究はオフィスワーカーや日常生活などを対象に数多くの場面で行われている [6][7]。そのため、家庭内の行動ごとのストレスを推定できれば、健康状態の特定の可能性があると考えた。

我々の研究グループでは、長期間の生活行動データと長期間の生態指標を紐付けた分析を行うため、複数の高齢者家庭を対象に 1 ヶ月間の生活行動データと生体データ（心拍データ）、さらに、自己評価による朝と夜の健康状態をアンケートで収集している。本稿では、これらのデータを利用し、高齢者の QoL 向上に向けた生活行動データと心拍情報を使った健康状態予測を試みる。

<sup>1</sup> 奈良先端科学技術大学院大学

<sup>2</sup> 理化学研究所 革新知能統合研究センター (AIP), RIKEN, Center for Advanced Intelligence Project (AIP)

## 2. 分析に使用するデータセット

### 2.1 対象家庭と含まれているデータ

データセットは、5軒の60歳以上の高齢者家庭（うち1家庭は単身、4家庭は夫婦）から収集した、1ヶ月間の日常生活行動データ、生体情報データおよび自己評価による健康状態からなる。なお、対象行動は、代表的な5種類の日常生活行動（入浴、料理、食事、外出、睡眠）である。

### 2.2 生体情報データ

健康状態を推定する指標として、心拍のピーク値の時間間隔である  $RRi$  が利用されている。本データセットには、生体情報データとして、fitbit から得られる心拍数データが収集されている。fitbit は、約15秒に1回、1分間の心拍数 [bpm] を収集する。本稿では、心拍数を  $RRi$  [ms] へ変換し、 $RRi$  の分散やローレンツプロット面積などの手法により、ストレス推定を行う。 $RRi$  の変換式を式 (1) に示す。

$$RRi = \frac{60}{HeartRate \times 1000} \quad (1)$$

ここで  $RRi$  は1回の心拍間隔を ms とし、Heart rate は1分間あたりの心拍数とする。

### 2.3 自己評価による健康状態データ

毎日の起床直後、就寝前に以下に示すアンケートに記入してもらった結果のデータである。起床直後のアンケート (M1-M3)、就寝前のアンケート (N1-N4) と実際に用いたアンケートを図1に示す。

- M1. 今朝身体的にリフレッシュできましたか？
- M2. 今朝精神的にリフレッシュできましたか？
- M3. 今日の睡眠の質を評価してください
- N1. 体の痛みや不快感による身体的なストレスはありますか？
- N2. 精神的なストレスはありますか？
- N3. 今日一日の行動を振り返り満足していますか？
- N4. 今日のあなたの行動は活動的でしたか？

生活行動データの収集に用いたセンサ類とデータ収集に用いたシステム [5] の概要を以下に示す。

## 3. 生活行動データの収集手法

### 3.1 使用したセンサ類

#### 3.1.1 ウェアラブルデバイス

居住者の心拍データを長時間収集するためには、携帯性と長時間のバッテリー駆動の実現が必要である。そこで小型かつ長時間継続して利用が可能なフィットネストラッカーである Fitbit 社の Fitbit Alta HR を用いた。今回、Fitbit Alta HR は心拍情報を5~15秒ごとにスマホ・タブレットを介し保存する。

6月11日(木) 様宅旦那様

- 実施した行動をチェック☑してください。
- ボタンを押していた場合は、時間を記入してください。

朝アンケート					
今朝、身体的にリフレッシュできましたか？ (1=全く当てはまらない, 2=あまり当てはまらない, 3=どちらともいえない, 4=やや当てはまる, 5=よく当てはまる)	1	2	3	4	5
今朝、精神的にリフレッシュできましたか？ (1=全く当てはまらない, 2=あまり当てはまらない, 3=どちらともいえない, 4=やや当てはまる, 5=よく当てはまる)	1	2	3	4	5
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？ (0=非常によい, 1=かなりよい, 2=かなりわるい, 3=非常にわるい)	0	1	2	3	
行動記録					
起床	<input type="checkbox"/>	特記事項(来客など)			
料理(朝食)	<input type="checkbox"/>				
朝食	<input type="checkbox"/>				
料理(昼食)	<input type="checkbox"/>				
昼食	<input type="checkbox"/>				
料理(夕食)	<input type="checkbox"/>				
夕食	<input type="checkbox"/>				
入浴	<input type="checkbox"/>				
睡眠	<input type="checkbox"/>				
外出	<input type="checkbox"/>				
夜アンケート					
体の痛みや不快感による身体的なストレスはありますか？ (1=とてもある, 2=ある, 3=どちらともいえない, 4=無い, 5=まったくない)	1	2	3	4	5
精神的なストレスはありますか？ (1=とてもある, 2=ある, 3=どちらともいえない, 4=無い, 5=まったくない)	1	2	3	4	5
今日一日のあなたの行動を振り返り、 どの程度満足しているか教えてください。 (1=とても満足, 2=満足, 3=普通, 4=やや不満, 5=とても不満)	1	2	3	4	5
今日のあなたの行動を振り返ってください。 あなたは活動的でしたか？ (1=とても活動的だった, 2=活動的だった, 3=どちらでもない, 4=活動的でなかった, 5=全く活動的でなかった)	1	2	3	4	5

図1 実際に用いたアンケート

### 3.1.2 データサーバ

データサーバには Intel 社の NUC を利用する。このサーバには BLE 通信用 Dongle, EnOcean 通信用 Dongle が接続されており、それぞれ環境センサデータと BLE 規格、人感センサ、アノテーションボタン、と EnOcean 規格でデータの送受信を行っている。サーバが受信したデータは、サーバ内に動作する時系列データベースである InfluxDB へ格納する。また、システム運用中であってもセンシングシステムが正常に動作しているかを確認するために、デプロイ用ソフトウェアの ngrok を利用し、Web サーバを限定的かつセキュアに外部公開している。この際データサーバにピクセラ社の LTE 対応 USB Dongle である PIX-MT100 を接続することで、モバイルネットワーク経由でオンライン接続している。

### 3.1.3 アノテーションボタン

先行実験では、各家庭ごとに5つのアノテーションボタンを利用していた。この方法では、各居住者がアノテーションボタンを共有する必要があり、居住者ごとに行動を分離したアノテーションが不可能であった。したがって、各居住者に対して、アノテーションボタンを行動数分である5個利用した。これにより、居住者ごとの行動が分離でき、独立した複数居住者の行動認識に必要なデータの収集が可能となった。

### 3.1.4 フィードバックアプリケーション

アノテーション用押しボタンを押したことを居住者自身

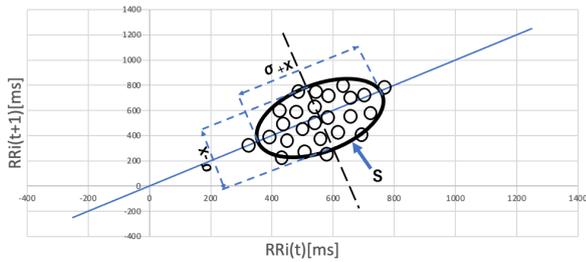


図 2 ローレンツプロット面積の計算方法

が確認するために、タブレット端末上で動作するフィードバック用のアプリケーションを新たに作成した。タブレット端末上の UI では居住者ごと、行動ごとに仮想ボタンが存在しており、現実の押しボタンの操作と連動して、アイコンが点灯・消灯する。アイコンの点灯・消灯は、タブレット端末が毎秒、データサーバに対して行動状態を問い合わせ、受信した行動状態を基に行う。さらに、仮想ボタンの状態変化に応じて、音声を再生する機能を備えている。例えば、睡眠状態が解除された場合に、アプリケーション上の仮想エージェントは「おはようございます」と発話し、外出状態が解除された場合、仮想エージェントは「おかえりなさい」と発話する。このように、本アプリケーションは押しボタンの状態変化を、視覚的、聴覚的に居住者へフィードバックできる。

## 4. 分析手法

本研究では、可視化による分析と機械学習による分析を行う。

### 4.1 ローレンツプロットに基づく可視化による分析

今回、データの可視化の手法として、各行動を行っていた間の  $RRi$  の集計後の各行動の割合に加え、ローレンツプロット [8] を使用した。ローレンツプロット (LP) は横軸に時刻  $t$  の  $RRi(t)$ 、縦軸に時刻  $t+1$  の  $RRi(t+1)$  としてグラフ上にプロットを行う。ローレンツプロットでの評価方法としてプロットされた点の範囲を楕円形として面積を求め評価する方法を用いた。面積の計算方法として、 $y = x$  軸において、原点  $(0,0)$  からの距離 ( $y = x$  軸上) の平均を  $m$ 、原点からの標準偏差  $\delta_x$ 、 $y = -x$  軸において、原点  $(0,0)$  からの標準偏差  $\delta(-x)$ 、とする。このとき、長軸  $\delta_x$ 、短軸  $\delta(-x)$  とする楕円の面積は、

$$S = \pi \cdot \delta_x \cdot \delta(-x) \quad (2)$$

となる。

図 2 にローレンツプロットと面積の様子を示す。また、ローレンツプロットの面積は大きい時に副交感神経の働きが強くなりリラックス状態とする [8]。

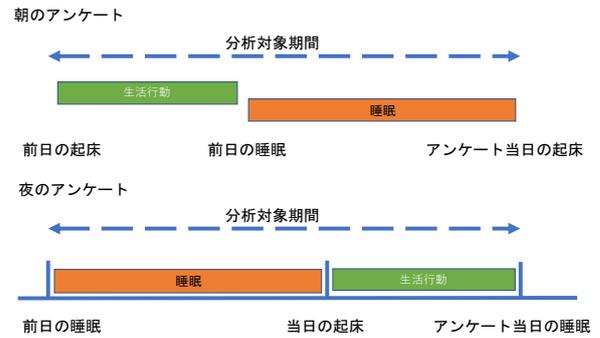


図 3 朝と夜のアンケートの集計手順

### 4.2 ランダムフォレストによる健康状態の予測

ランダムフォレストは決定木を拡張したもので、分類、回帰、クラスタリングに用いることが可能な機械学習のアルゴリズムのひとつである。ランダムフォレストには、下記のようなメリットとデメリットがある。

メリット

- データ数が多くても高速な学習と識別が可能
- 教師信号のノイズに強い
- 特徴量の正規化や標準化が必要ない

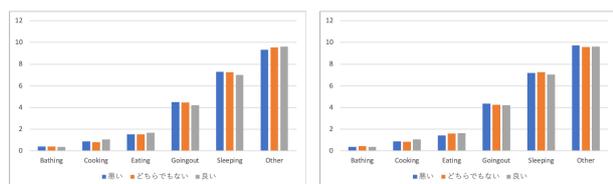
デメリット

- オーバーフィッティングしやすい
- パラメーターが多い
- 学習データが少ないとうまく学習ができない

今回、ランダムフォレストは Python パッケージである scikit-learn で実装されているランダムフォレストを用いる。図 3 の分析対象期間の生活行動データ、生体データから計算する特徴量を入力し、アンケートの質問 M1-M3, N1-N4 の各質問の結果を予測するモデルを構築し評価する。特徴量は、2 章に示したアンケートの質問 M1-M3, N1-N4 のそれぞれに対し (被験者は区別しない)、質問時前 (M1-M3) または後 (N1-N4) の 1 日に対する各行動のサンプル数とローレンツプロットの面積 (平均) を特徴量として入力する。M1, M2, N1 から N4 は 3 クラス分類, M3 は 2 クラス分類を行う。また今回データを 3 つに分けて 3 分割クロスバリデーション法で検証を行った。

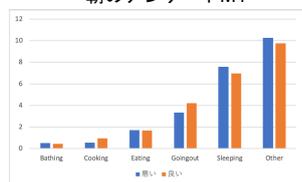
## 5. 実験手順

今回、図 3 に示すように、アンケートの質問 M1-M3 では前日の起床から当日の起床までのデータを集計し分析を行なった。N1-N4 では前日の睡眠開始から当日の睡眠開始までのデータを集計し分析を行なった。2 章に示すように、アンケートの質問 M1-M3, N1-N4 のそれぞれに対し (被験者は区別しない)、1 日に対する各行動の平均行動時間とローレンツプロットの面積を結果にまとめた。また、アンケート結果は良い・悪い・どちらでもないの 3 段階に分けた (朝のアンケート M3 のみ良い・悪いの 2 段階)。



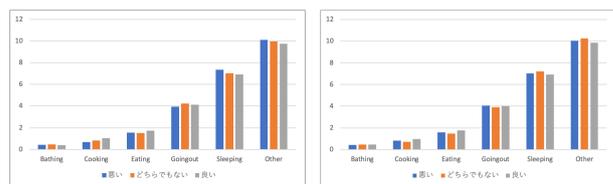
朝のアンケートM1

朝のアンケートM2



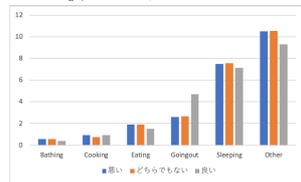
朝のアンケートM3

図 4 朝のアンケートの集計後の各行動の平均

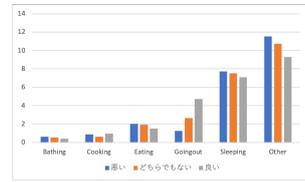


夜のアンケートN1

夜のアンケートN2

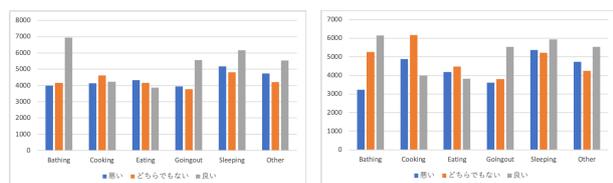


夜のアンケートN3



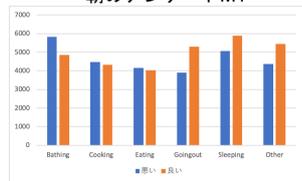
夜のアンケートN4

図 5 夜のアンケートの集計後の各行動の平均



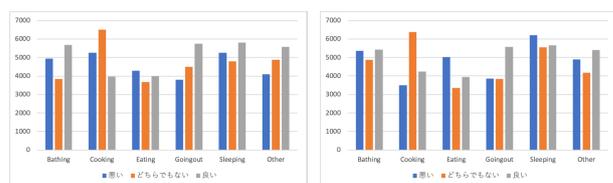
朝のアンケートM1

朝のアンケートM2



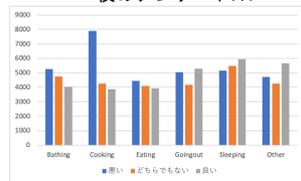
朝のアンケートM3

図 6 朝のアンケートのローレンツプロット面積

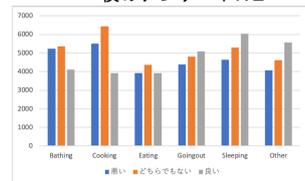


夜のアンケートN1

夜のアンケートN2



夜のアンケートN3



夜のアンケートN4

図 7 夜のアンケートのローレンツプロット面積

## 6. 結果・考察

### 6.1 1日に対する平均行動時間の評価

図 4 と図 5 に集計後の 1 日に対する各行動の平均行動時間を示す。これらの図は左から各行動を並べ、アンケート結果の良い、どちらでもない、悪いの順に並べた。良いと悪いを比べた際に良い方の棒グラフが増加していれば 1 日に対する各行動の平均行動時間が増加したと考える。

図 4 と図 5 から確認された結果を以下にまとめる。

- Cooking, Eating は複数の結果から 1 日に対する行動時間が増加する傾向が見られた。
- Bathing, Goingout, Sleeping は複数の結果から 1 日に対する行動時間が減少する傾向が見られた。

これらを踏まえ、アンケート結果が良くなる事と Bathing, Goingout, Sleeping の時間の減少には関係があると考えられる。

また、アンケート N3, N4 は Goingout の時間が増加した。これは、N3, N4 のアンケート質問が N3 (今日一日の行動を振り返り満足していますか?) N4 (今日のあなたの行動は活動的でしたか?) のため、被験者は外出の量や質で判断したことが予想できる。そのため、外出の要素が増加する傾向にあると考える。

### 6.2 ローレンツプロット面積の評価

アンケート結果ごとのローレンツプロットの面積を図 6 と図 7 にまとめる。これらの図は左から各行動を並べ、アンケート結果の良い、どちらでもない、悪いの順に並べた。そのため、良いと悪いを比べた際に良い方の棒グラフが増加していればローレンツプロット面積が増加したと考える。

図 6 と図 7 より全てアンケート結果で Goingout はアンケート結果の数値が高いときにローレンツプロット面積が大きくなる傾向が見られた。また、Bathing, Sleeping も複数の結果からローレンツプロット面積が大きくなる傾向が見られた。ローレンツプロットの面積が大きい時に副交感神経が優位 (リラックス状態) に働くことがわかっている。

Bathing, Goingout, Sleeping はローレンツプロット面積が増加する事とアンケート結果が良くなることに関係があると考えられることができる。これらを踏まえ、アンケート結果には入浴, 外出, 睡眠に関するローレンツプロット面積との増加が関係することが示唆された。

表 1 各アンケートに対するランダムフォレストの結果

アンケート	正答率	アンケート	正答率
M1	61.36	N1	64.76
M2	61.95	N2	61.36
M3	72.74	N3	53.42
		N4	59.10

表 2 朝のアンケート M1 に対する寄与度

	寄与度
Other の 1日に対するサンプル数	10.61%
Eating の ローレンツプロット面積	10.47%
Sleeping の 1日に対するサンプル数	10.42%
Sleeping の ローレンツプロット面積	9.02%
Other の ローレンツプロット面積	9.02%

### 6.3 ランダムフォレスト分析の評価

#### 6.3.1 ランダムフォレスト分析の正答率による評価

表 1 にランダムフォレストでのアンケート結果予測の結果を示す。今回、3 分割クロスバリデーションにより分析を行ない、正答率を表 1 にまとめた。

表 1 では M1 の正答率が 61.36%、M2 の正答率が 61.95%、M3 が正答率 72.74% となった。M3 は 2 クラス分類のため正答率がやや高くなる傾向になっている。また、N1 の正答率が 64.76%、N2 の正答率が 61.36%、N3 の正答率が 53.42%、N4 の正答率 N4 が 59.10% となった。

#### 6.3.2 寄与度による評価

表 (2) から表 (8) に寄与度を合計 100% として寄与度の上位 5 位 (12 要素中) を示す。

寄与度の考察には Other を除いて考えることとする。表 (2) から表 (8) をまとめると、Eating のローレンツプロット面積、Sleeping のローレンツプロット面積、Cooking のローレンツプロット面積、Sleeping の 1 日に対するサンプル数、Cooking の 1 日に対するサンプル数などが複数回上位であった。

また、付録にランダムフォレストの結果の詳細を示す。

## 7. まとめ

本稿では複数の高齢者家庭を対象に 1 ヶ月間の生活行動データと生体データ (心拍データ)、自己評価による朝と夜の健康状態のデータを利用し、高齢者の QoL 向上に向けた生活行動データと心拍情報を使った健康状態予測を試みた。予測手段としてランダムフォレストを用いた。分析対象期間の生活行動データ、生体データから計算する特徴量を入力し、アンケートの質問 M1-M3, N1-N4 の各質問の結果を予測するモデルを構築し評価を行なった。特徴量

表 3 朝のアンケート M2 に対する寄与度

	寄与度
Other の 1日に対するサンプル数	12.48%
Eating の ローレンツプロット面積	10.43%
Other の ローレンツプロット面積	9.40%
Sleeping の 1日に対するサンプル数	9.39%
Goingout の ローレンツプロット面積	9.30%

表 4 朝のアンケート M3 に対する寄与度

	寄与度
Other の 1日に対するサンプル数	12.99%
Other の ローレンツプロット面積	10.72%
Eating の ローレンツプロット面積	9.45%
Cooking の ローレンツプロット面積	8.94%
Goingout の ローレンツプロット面積	8.93%

表 5 夜のアンケート N1 に対する寄与度

	寄与度
Cooking の 1日に対するサンプル数	11.42%
Cooking の ローレンツプロット面積	11.40%
Sleeping の 1日に対するサンプル数	10.22%
Other の 1日に対するサンプル数	9.73%
Eating の ローレンツプロット面積	8.24%

表 6 夜のアンケート N2 に対する寄与度

	寄与度
Sleeping の 1日に対するサンプル数	12.17%
Other の 1日に対するサンプル数	11.18%
Goingout の ローレンツプロット面積	10.35%
Sleeping の ローレンツプロット面積	9.88%
Eating の ローレンツプロット面積	9.44%

は 2 章に示すように、アンケートの質問 M1-M3, N1-N4 のそれぞれに対し、各行動の 1 日に対する平均行動時間とローレンツプロットの面積を特徴量として入力した。ラ

表 7 夜のアンケート N3 に対する寄与度

	寄与度
Eating の 1日に対するサンプル数	12.12%
Cooking の 1日に対するサンプル数	11.12%
Goingout の 1日に対するサンプル数	9.32%
Eating の ローレンツプロット面積	8.79%
Sleeping の 1日に対するサンプル数	8.78%

表 8 夜のアンケート N4 に対する寄与度

	寄与度
Other の1日に 対するサンプル数	12.44%
Sleeping の 1日に対するサンプル数	10.40%
Eating の ローレンツプロット面積	9.69%
Cooking の 1日に対するサンプル数	9.25%
Other の ローレンツプロット面積	9.17%

ランダムフォレストの予測では M1 の正答率が 61.36%, M2 の正答率が 61.95%, M3 が正答率 72.74%, N1 の正答率が 64.76%, N2 の正答率が 61.36%, N3 の正答率が 53.42%, N4 の正答率 N4 が 59.10% となった。正答率が 60% ほどの値を示す。そのため、健康状態予測できる可能性があることが示唆された。今後の課題は付録の分析と健康状態予測の精度向上である。

## 参考文献

- [1] Cabinet Office. Annual report on the aging society. available online. <https://www8.cao.go.jp/kourei/english/annualreport/2017/2017pdf.e.html>. Accessed: 2021-05-25.
- [2] 松井智一, 大西晃正, 三崎慎也, 諏訪博彦, 藤本まなど, 水本旭洋, 佐々木渉, 木村亜紀, 玉田隆史, 丸山清泰, 安本慶一. 日常生活行動に紐付けた生体指標の可視化と分析. 第 28 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 34-41, 2020.
- [3] Oya Aran, Dairazalia Sanchez-Cortes, Minh-Tri Do, and Daniel Gatica-Perez. Anomaly detection in elderly daily behavior in ambient sensing environments. In *Human Behavior Understanding*, pp. 51-67. Springer International Publishing, 2016.
- [4] Debraj De, Pratoool Bharti, Sajal K. Das, and Sriram Chellappan. Multimodal wearable sensing for fine-grained activity recognition in healthcare. *IEEE Internet Computing*, Vol. 19, No. 5, pp. 26-35, 2015.
- [5] 松井智一. 環境発電型センサを使った設置・維持コストが低い生活行動センシングシステムと高齢者世帯への導入・評価. 2021. (修士論文).
- [6] Shuichi Fukuda, Yuki Matsuda, Yuri Tani, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Predicting depression and anxiety mood by wrist-worn sleep sensor. In *2020 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*, pp. 1-6, 2020.
- [7] Martin Gjoreski, Hristijan Gjoreski, Mitja Lutrek, and Matja Gams. Automatic detection of perceived stress in campus students using smartphones. In *2015 International Conference on Intelligent Environments*, pp. 132-135, 2015.
- [8] 豊福史, 山口和彦, 萩原啓. 心電図 rr 間隔のローレンツプロットによる副交感神経活動の簡易推定法の開発. *人間工学*, Vol. 43, No. 4, pp. 185-192, 2007.

## 付 録

### A.1 アンケート M1-N4 に対するランダムフォレストの詳細な分析結果

表 A.1 アンケート M1 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0.25	0.15	0.19	27
どちらでもない	0.46	0.14	0.22	42
良い	0.64	0.88	0.74	107
accuracy			0.59	176
macro avg	0.45	0.39	0.38	176
weighted avg	0.54	0.59	0.53	176

表 A.2 アンケート M2 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0.5	0.12	0.2	16
どちらでもない	0.39	0.23	0.29	47
良い	0.68	0.87	0.76	113
accuracy			0.63	176
macro avg	0.52	0.41	0.42	176
weighted avg	0.59	0.63	0.59	176

表 A.3 アンケート M3 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0.63	0.24	0.35	50
良い	0.76	0.94	0.84	126
accuracy			0.74	176
macro avg	0.69	0.59	0.59	176
weighted avg	0.72	0.74	0.7	176

表 A.4 アンケート N1 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0.69	0.57	0.62	58
どちらでもない	0	0	0	19
良い	0.69	0.88	0.77	99
accuracy			0.68	176
macro avg	0.46	0.48	0.47	176
weighted avg	0.61	0.68	0.64	176

表 A.5 アンケート N2 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0	0	0	19
どちらでもない	0.4	0.35	0.38	48
良い	0.68	0.83	0.75	109
accuracy			0.61	176
macro avg	0.36	0.4	0.38	176
weighted avg	0.53	0.61	0.57	176

表 A.6 アンケート N3 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0	0	0	22
どちらでもない	0.54	0.47	0.5	55
良い	0.6	0.76	0.67	99
accuracy			0.57	176
macro avg	0.38	0.41	0.39	176
weighted avg	0.51	0.57	0.54	176

表 A.7 アンケート N4 に対するランダムフォレストの分析

	precision	recall	f1-score	support
悪い	0	0	0	27
どちらでもない	0.58	0.4	0.47	45
良い	0.64	0.88	0.74	104
accuracy			0.62	176
macro avg	0.41	0.42	0.4	176
weighted avg	0.53	0.62	0.56	176