

日常のデータから健康を再定義する: デジタルデバイスを活用したリアルワールド での生体計測とデータ解析

Redefining Health from Everyday Data:
Bioinstrumentation and Data Analysis
in the Real World Using Digital Devices

2025/12/08

Humanome Lab., Inc.

Jun Sese sesejun@humanome.jp





- 1 シングルセル遺伝子発現情報を用いた 基盤モデルの開発
- 2 健康とは？
- 3 データの取得（計測手法）
- 4 解析と評価
- 5 リアルワールドでの実例

自社プロジェクト事例 / AI × 生成AI

経済産業省様、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構様

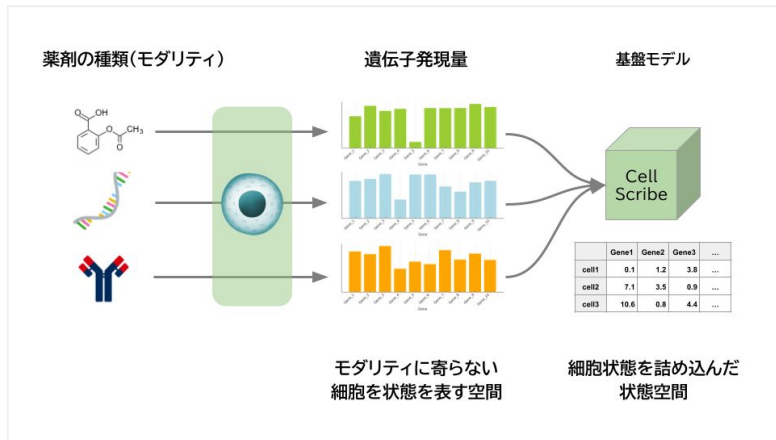
新薬開発の加速に貢献する遺伝子発現量基盤モデルの開発

当社は、近年の創薬の多様化に着目し、現在主流となった新規モダリティ（mRNA、抗体医薬など）の開発をサポートする生成AI基盤モデルの開発を実施しています。本件は、経済産業省及びNEDOが協力して実施する事業「GENIAC」の一環として実施しています。

- 新薬研究開発は長い年月と莫大な投資を要するが、試験難易度が非常に高く、成功率が低い
- 新規モダリティの新薬開発は前例が少ないため、さらに困難



- 新規モダリティの新薬開発をサポートし、試験成功率を高める「創薬に役立つ」生成AI基盤モデルを開発



▶ プレスリリースはこちら <https://humanome.jp/press/detail/nedo-geniac-2024/>

▶ GENIAC公式はこちら https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/geniac/selection_2/index.html#HumanomeLab

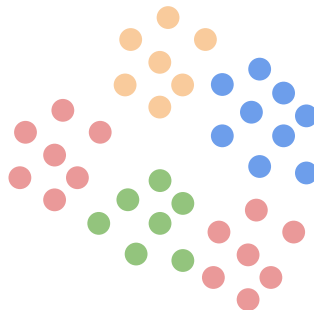
新規AI開発 # 生成AI # 医学・医療 # 公的プロジェクト



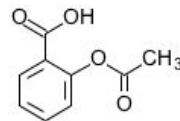
世界中のデータベースから
9億細胞分の
ヒト遺伝子発現量を収集



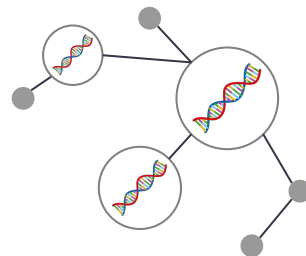
CellScribe



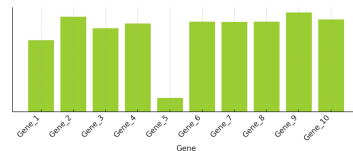
遺伝子発現量基盤モデル
= 全細胞の地図



薬剤応答予測



遺伝子機能・
ネットワーク予測



遺伝子発現予測

基盤モデルを活用した
生命現象の理解

データを増やし、細胞の多様性を知る

9億細胞分のデータを収集



3億細胞分の高品質データベースを構築

億細胞

3

3億細胞

2

1

5000万細胞

0

先行モデル

CellScribe

6倍の
データ

大規模モデルを学習し、薬効予測の精度を向上

3億パラメータのモデルを構築



細胞状態の予測で、世界最高精度を達成

MSE (平均二乗誤差)

0.3

0.32

0.2

0.1

0.0

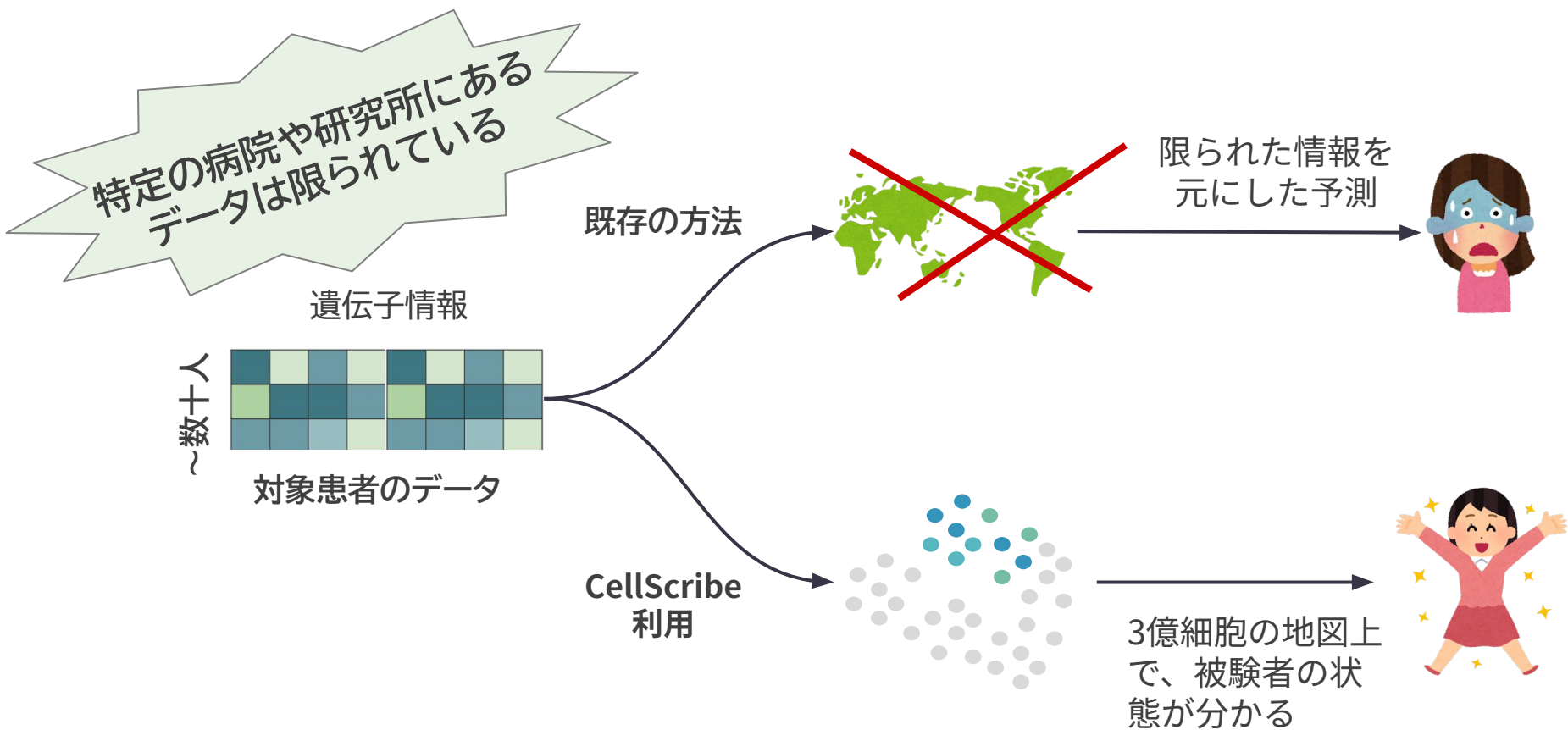
先行モデル

CellScribe

0.295

7.8%
改善

※先行モデル = scFoundation



- 1 シングルセル遺伝子発現情報を用いた 基盤モデルの開発
- 2 健康とは？
- 3 データの取得（計測手法）
- 4 解析と評価
- 5 リアルワールドでの実例

「健康」とは？

WHO憲章^{*1}での定義

“**Health** is a **state of** complete physical, mental and social **well-being** and not merely the absence of disease or infirmity.”

健康とは、病気ではないとか、弱っていないということではなく、肉体的にも、精神的にも、そして社会的にも、すべてが **満たされた状態**にあることをいいます。

(公益社団法人 日本WHO協会 訳)

^{*1}1946(昭和 21)年 7 月作成

ウェルビーインググループ：AIとデータで築く未来の自分

これからの健康管理は「治療」から「予防」へ。ウェアラブルとAIが、あなたの理想の姿への道のりをサポートします。

① 「満たされた姿」を決める

パフォーマンス向上、ストレス軽減など、あなただけのゴールを具体的に設定します。



② 日々のデータを集める

ウェアラブル機器が心拍・睡眠・運動などの生体データ（INTERNAL）や、食事・ストレスなどの入力データ（INPUT）を記録します。



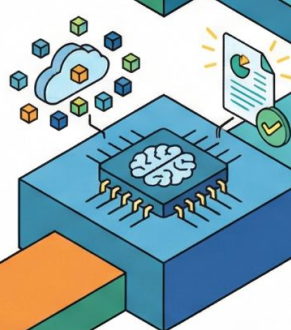
④ 次のアクションを改善する

AIからのフィードバックを基に行動を改善し、継続的に理想の自分へと近づきます。



③ AIが解析・評価する

膨大なデータをAIが解析し、目標との差や原因を特定。パーソナライズされたアドバイスを提供します。



Well-being Loop の構成要素

CONDITION/検査

- 画像（例：CT, MRI, 内視鏡画像）
- ゲノム・タンパク発現量（例：血液検査）

計測

INTERNAL

- 神経活動
- 眼球運動
- 心拍
- 血圧
- 血糖値
- SpO₂
- 体温
- 導電性

EXTERNAL

- 尿・大便
- 汗
- 涙
- 呼吸
- 唾液
- 消化液
- 性ホルモン

INPUT/管理

- 運動/行動
- 食事
- 投薬（含：酒・たばこ）
- 睡眠
- ストレス



ASSESSMENT

- 睡眠
- 体重
- 筋力・脂肪量
- 炎症（痛み・かゆみ）
- 認知・反応力
- 感情
- ストレス
- 集中度
- 体調
- 免疫

Apple

- Apple Watch
 - 歩数（体動）、心拍が基本
 - Series 4からECG（心電図）センサ搭載
 - Series 6からSpO₂（血中酸素濃度）センサ搭載
 - 無呼吸症候群（apnea syndrome）の検知が、FDAを承認（2024）。SpO₂は利用せず、動きのみから検知。
 - Series 8から皮膚温計測も可能に
 - 「過去の排卵を推定できる周期記録」機能搭載
- AirPods
 - 心拍センサー

taken from apple.com

Google (Alphabet)

- Fitbit社の買収完了→Pixel Watchへの移行
 - Fitbitはスマートウォッチの老舗企業
 - 大まかにApple Watch型とトラッカー型の二種類を販売
 - APIを公開し、無料でデータ取得が出来る
 - Fitbit由来の皮膚電気活動（EDA）でストレスモニタリング
- Geminiとの統合で「日常のアドバイザ」へ
 - グラフの提示ではなく、アドバイス

taken from fitbit.com

Samsung

- 独自デバイスで、類似の方向性

Amazon

- 2020年：Haloの発売
 - 画面無しの奇抜なデザイン
 - マイク集音での発話の感情推定
 - スマホカメラでの体脂肪率推定
- 2021年：Halo Viewの発売
 - やや面白みに欠けるか？
- 2022年：Halo Riseの発売
 - 腕時計型からベッドサイド型へ
- 2023年：Haloから撤退

ライトタッチテクノロジー社

- 非侵襲的グルコース計測技術が発展し続けている
 - 血中グルコース濃度を光学的に推定
 - 腕時計型および耳たぶ装着型
 - 設置型
 - 呼気からグルコース濃度を推定
- 間質液から低侵襲的に血糖を測定するデバイス

taken from light-tt.co.jp

Alertgy社

Integrity Applications社

BOYDSense社

テルモ社「Dexcom G6」

taken from www.alertgy.com

taken from integrity-app.com

taken from boydsense.com

taken from terumo.co.jp

- JINS MEME
 - 眼球運動から集中度やリラックス度を推定
- Google Glassの発売中止
- Appleもスマートグラスを発表（Apple Vision Pro）

taken from jinsmeme.com

taken from Wikipedia

taken from Apple.com

- CES2023にて
 - Withings(仏)が、尿トラッカーを発表

INTERNAL

- 神経活動
- 眼球運動
- 心拍
- 血圧
- 血糖値
- SpO₂
- 体温
- 導電性



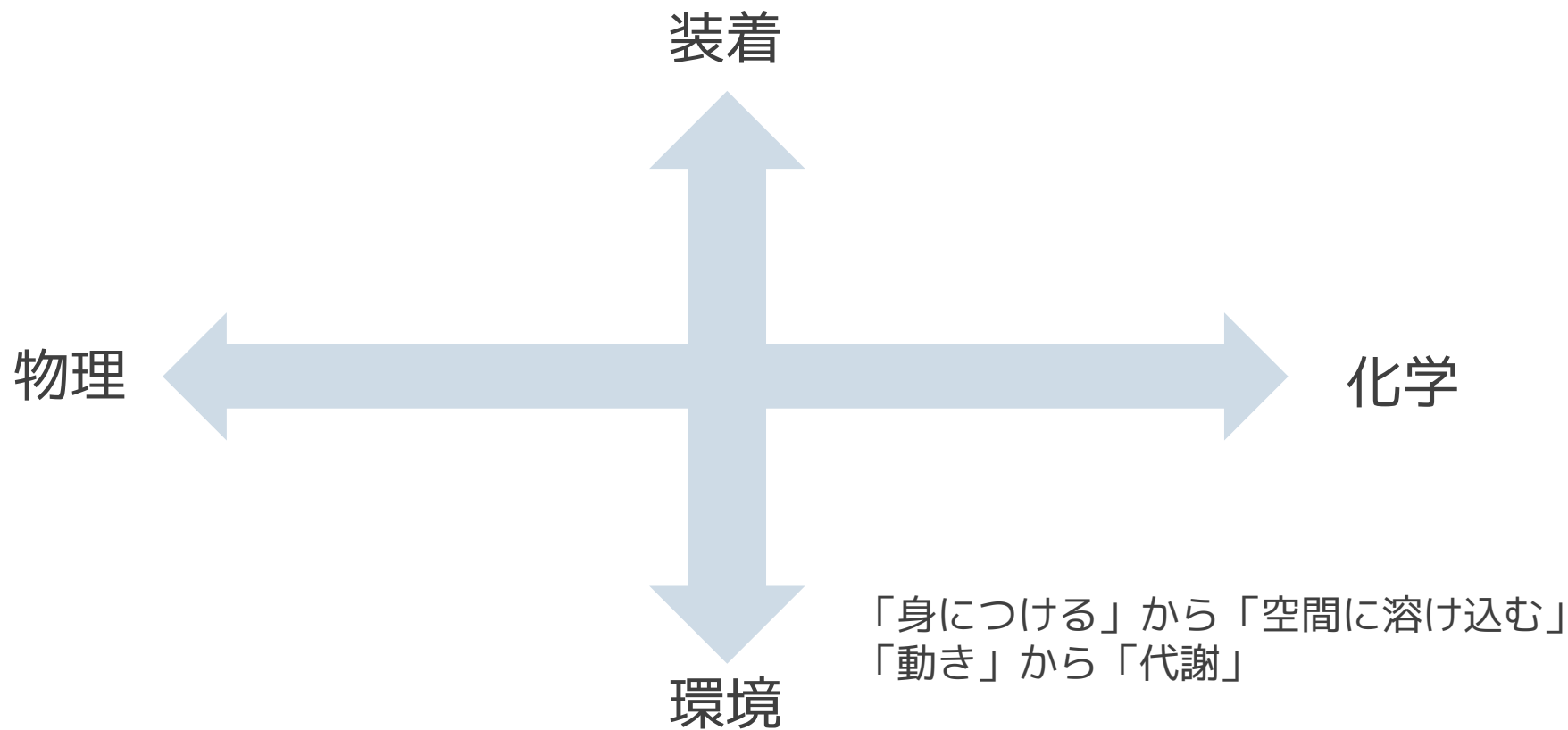
EXTERNAL

- 尿・大便
- 汗
- 涙
- 呼気
- 唾液
- 消化液
- 性ホルモン

taken from withings.com

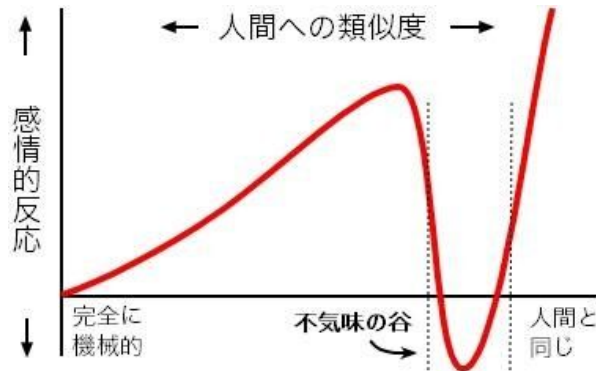
- Nix Biosensors(米)が、汗センサーを展示

taken from
<https://edition.cnn.com/cnn-underscored/nix-hydration-biosensor>



- LLMをアドバイザーとして活用
- #keep4o運動（2025/8）
 - ChatGPTのモデルが、GPT-5にアップグレードされたときに起こった
 - 前のモデル（GPT-4o）に比べ、「冷たい」反応が帰って来るとの声
 - 4oに「依存」しているユーザが多数
 - LLMの利用により、過度にユーザが、LLMに依存してしまっている実態が明らかに
- 不気味の谷
 - 人々は、人間のようなロボットには好意を抱くが、あまりに人間に近づきすぎると「不気味の谷」が現れる

<https://ja.wikipedia.org/wiki/%E4%B8%8D%E6%B0%97%E5%91%B3%E3%81%AE%E8%B0%B7%E7%8F%BE%E8%B1%A1>



ウェアラブルの進化：健康ガジェットから「命のパートナー」へ

かつて歩数を数えるだけだったデバイスが、今やあなたの健康を守り、未来の病気を予測するパートナーへと進化しました。

過去（～2022年）



健康管理の「見える化」

歩数、心拍数、睡眠時間などを記録し、フィットネスやウェルネス向上に利用されるのが主流だった。

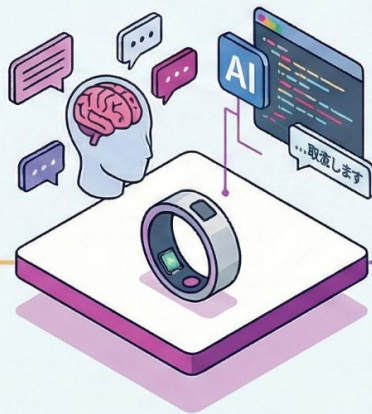
現在（2023年～2025年）



「医療化」の本格化

心房細動や睡眠時無呼吸の兆候を検知。デバイスが規制当局に「医療機器」として承認され始める。

進化の要因



AIと多様化

生成AIがデータを解析し、自然言語で助言。スマートリングなど、胸時計以外の装着形態が一般化する。

未来（2025年～）



究極の「予防医療」へ

全ての生体データを統合し、仮想空間上の「もう一人の自分」で病気リスクをシミュレーションし、未然に防ぐ。

解析と評価：まずは見る

毎日の生活を「点」ではなく「線」で捉え、違いを可視化するデータ解析を実施

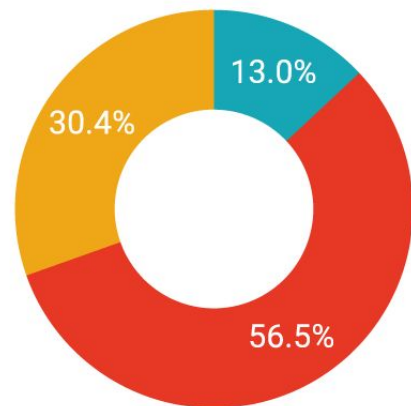


計測時に利用した各種ツール

- 被験者: 温泉街(山形県鶴岡市湯野浜)で働く 40~60代の男女25人
- 計測期間: 1ヶ月間
- 計測対象: 睡眠・食事・活動量・血圧・腸内環境・身体測定・血液検査・実施前 / 実施後アンケート

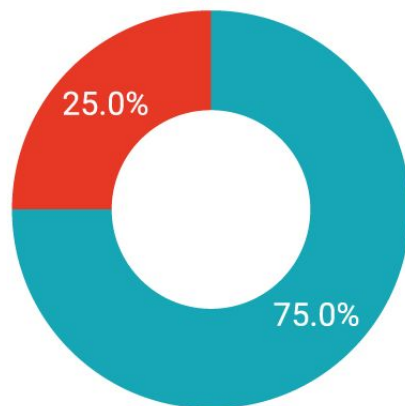
データ計測未経験者に、計測の有用性・効果を実感していただくことに成功

毎日データを計測するのはどれくらい負担がありましたか？



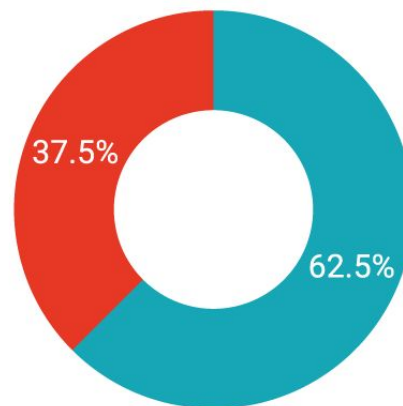
● 日常生活に支障があった ● 手間はかかったが、生活に支障はなかった
● あまり負担に感じることもなく、ほとんどいつもどおり生活できた

データを計測することで何か生活習慣などに変化はありましたか？



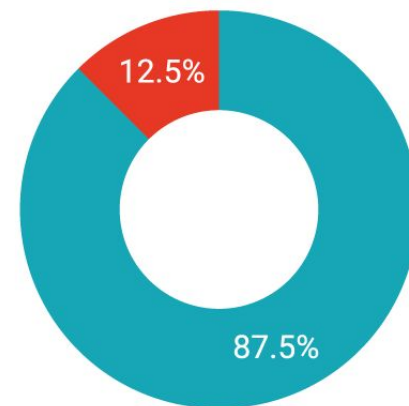
● ある ● ない

計測したデータを自分で見て、生活の参考にすることはありましたか？



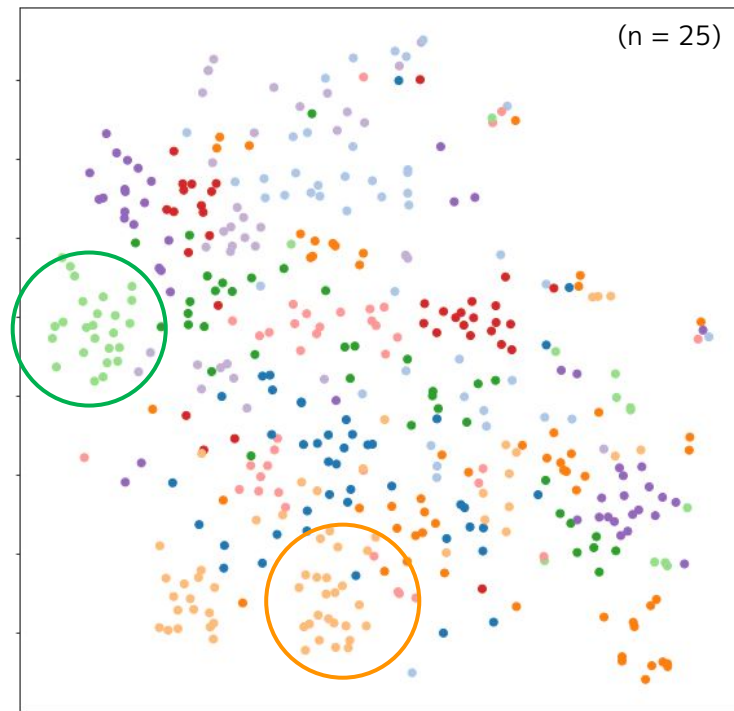
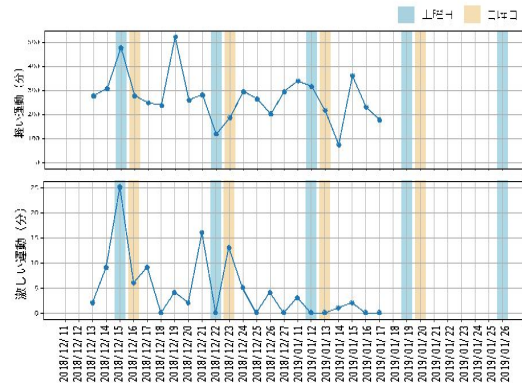
● ある ● ない

今後もデータ取得を続けたいですか？



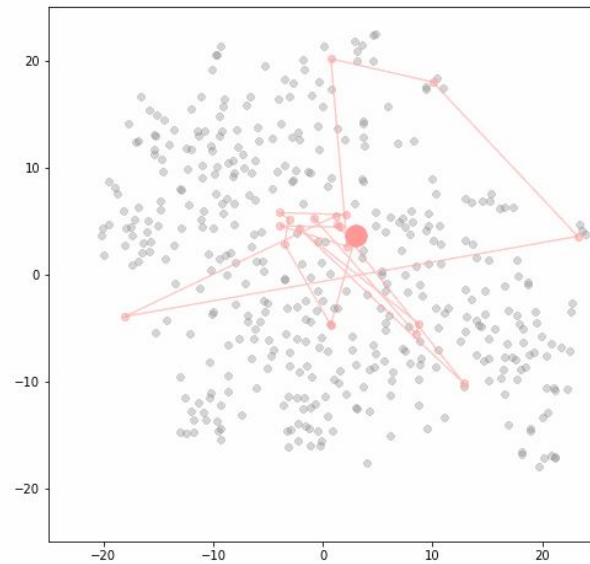
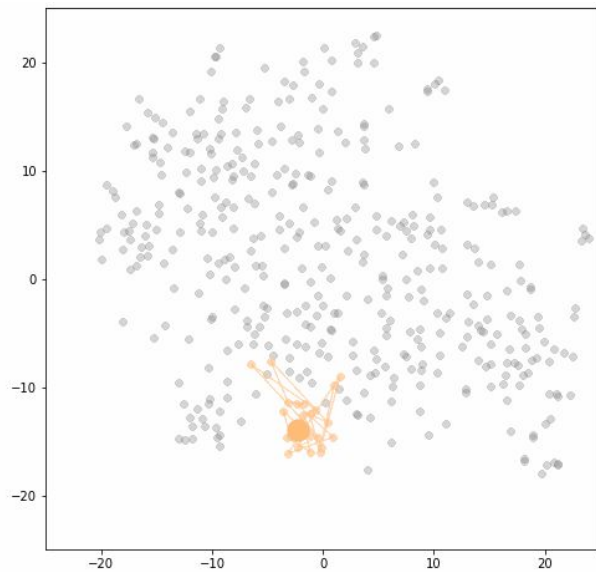
● はい ● いいえ

ヒューマノームラボのカルテ



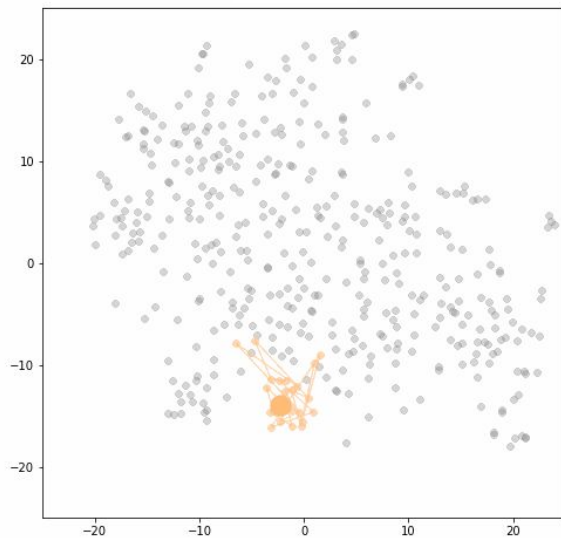
データの種類は44種類（血圧、心拍数、睡眠時間…etc.）

個人のデータの1日ごとの変動例

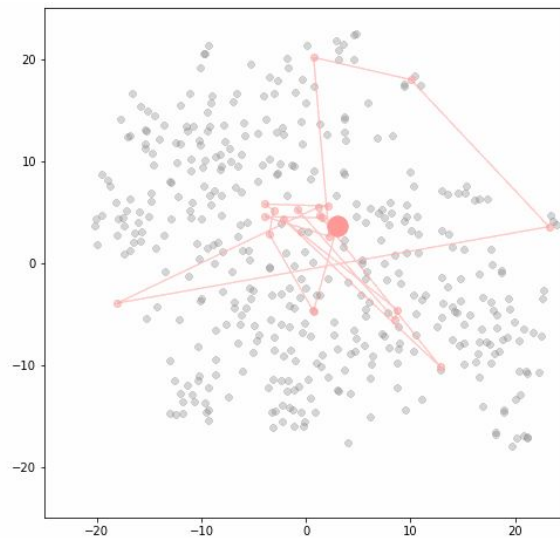


個人のデータの1日ごとの変動例

健康だった参加者

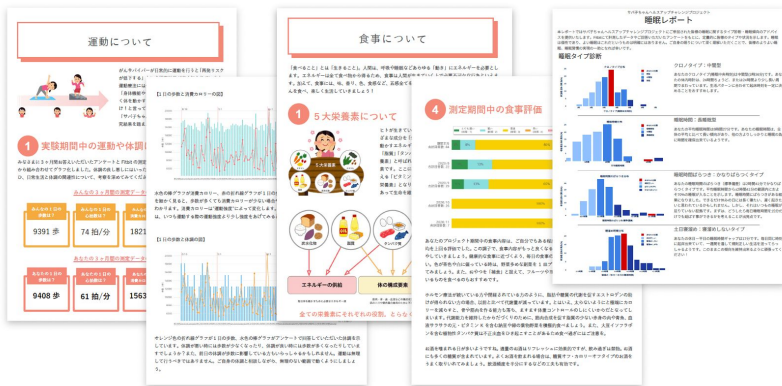


風邪をひいた参加者



デジタルデバイスで健康変化が自宅・遠隔でわかる

SNSを介した交流が、日常生活に及ぼす影響をデータを通じて解析

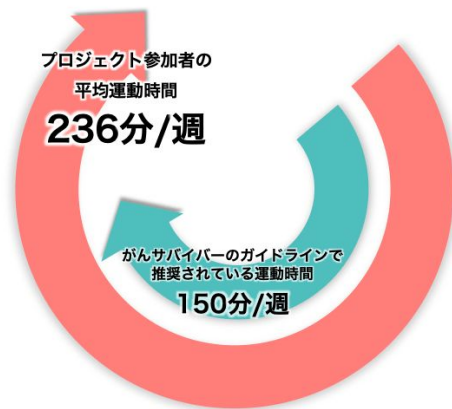


参加者に個別送付した終了時フィードバック

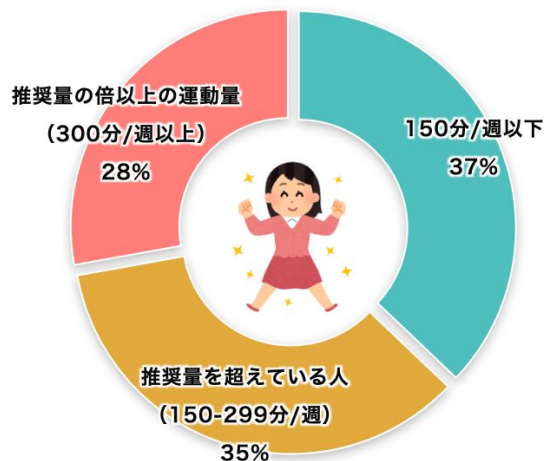
- 被験者：女性特有がん罹患者をサポートする SNS「PeerRing」の会員 100名（全員女性）
- 計測期間：3ヶ月
- 計測対象：睡眠・活動量・毎日の生活アンケート・SNS上の会員同士の交流活動内容

運動習慣の習慣づけ+「励まし、支え合う」コミュニティづくりを実現

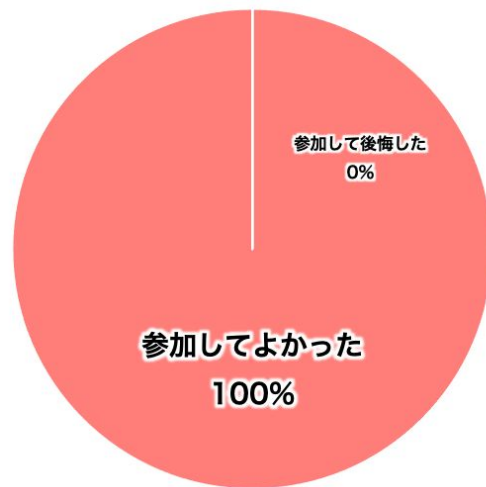
中等強度以上の運動時間



1週間あたりの中等強度以上の運動時間



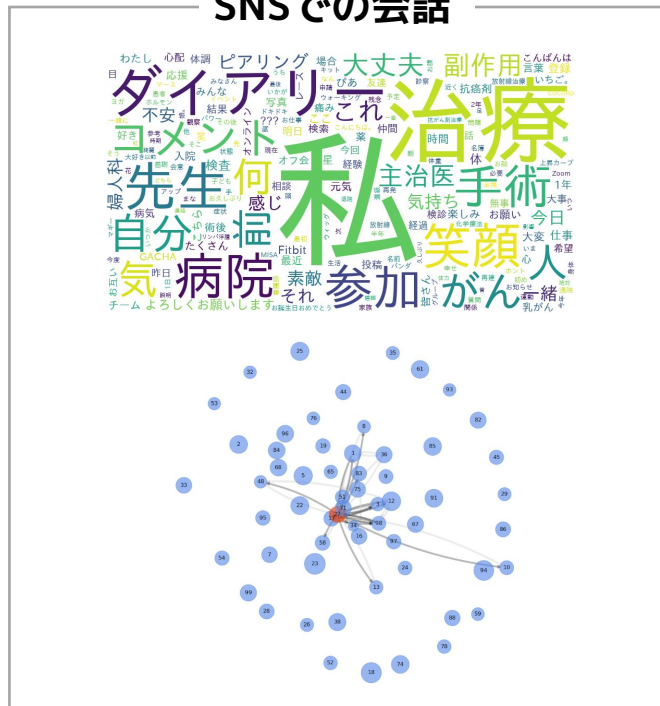
本プロジェクトに参加してどう思いましたか？



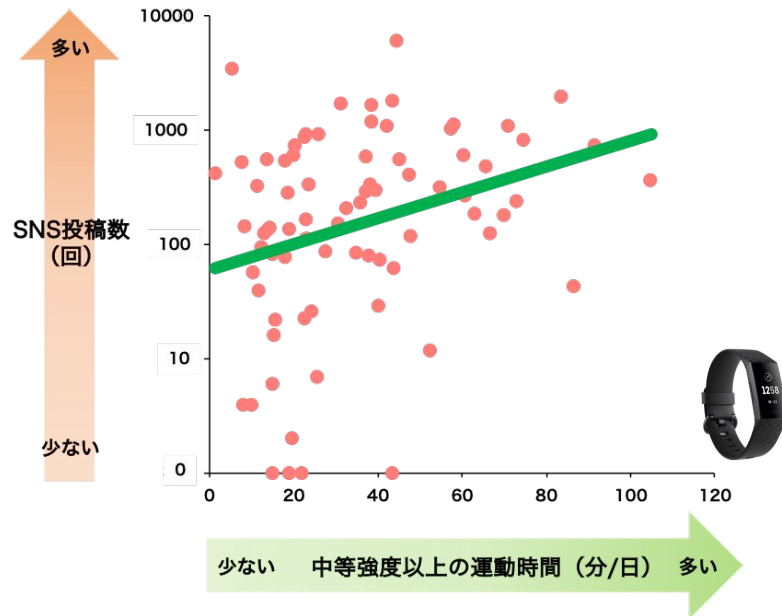
サバ子ちゃんプロジェクト詳細: <https://humanome.jp/female-specific-cancer-report/>

運動習慣定着にはSNSの交流が大切

SNSでの会話



SNS投稿と中等強度以上の運動時間の関連性



運動×コミュニケーションの継続 が 健康維持の鍵

歩数：1200万点

ひとりの人生に置き換えると

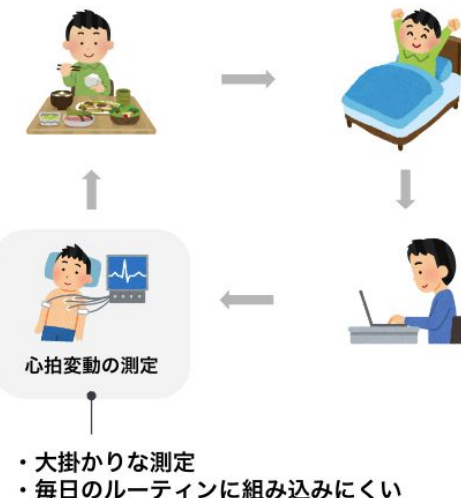
約25年分

心拍：1200万点

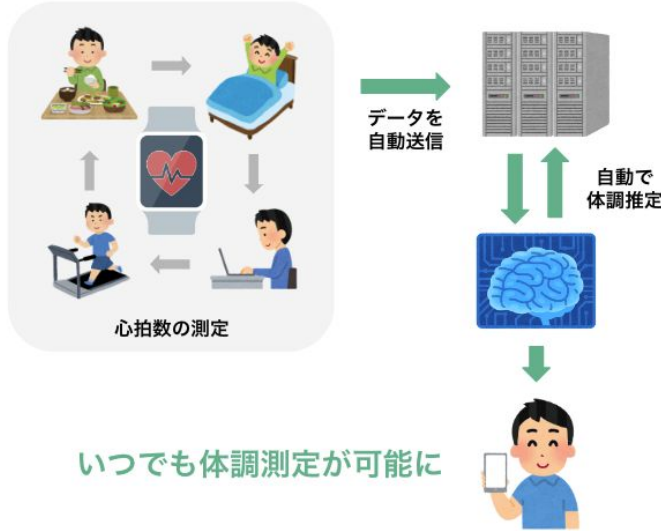
2500万点のビッグデータの解析結果から、 従来大掛かりで複雑だった体調の推定を簡便にする可能性を示唆

2022年7月に英国で開催されたIEEE関連学会にて、当社で実施したデジタルデバイスを通じた生体計測およびデータ解析にて得られた研究成果を発表しました。

これまでの体調測定（心拍変動を利用）



理想的な体調測定（心拍数を利用）



Estimating Physical/Mental Health Condition Using Heart Rate Data From a Wearable Device

Masaki Onuki, Member, IEEE, Makoto Sato, Jun Sese

Abstract—We propose an estimation method of subjects' physical/mental health condition from their heart rate (HR) and estimate it on the newly collected data including 25 million points over 17 participants. The accurate health condition estimation is important for an employer's mental health care and an objective understanding of our condition. For the estimation, the heart rate variability (HRV) has been widely used, but there are some technical difficulties with measuring the HRV, such as maintaining a good quality of data for a long period of time. Here, we predict the subjects' physical/mental health only from the HR measured by Fitbit instead of the HRV. We first measured more than 25 million points of HR and steps data from 17 participants over 3 months using the Fitbit Inspire HR™. We also conducted questionnaires to check their physical condition on the inactive period of HR and applying the support vector machine to the preprocessed data. The best learning accuracy of our method achieved 0.562, which was higher than the state-of-the-art method with HRV whose accuracy is 0.565.

1. INTRODUCTION

Within recent days, wearable devices are drastically developed in order to monitor human health conditions. There are several categories for these devices based on where you put the device on, e.g., smart watches, smart shirts, chest strap monitors, and so on, and using these devices, we are now able to easily track our consecutive health conditions. A typical composition from the device after tracking data is not only one's health conditions, but at that purpose, the level of stress based on heart rate variability (HRV) has been widely used for estimating these conditions [1]. As suffering stress becomes one of modern life's primary mental health concerns, we now know long-term exposure to stress can cause adverse outcomes both on mental and physical health. In other words, if we can track our stress levels continuously, we may take preventive action against mental health problems, e.g., depression, efficiently and effectively. Hence, the analysis of HRV has been considered as an important tool for our future healthcare, but at the same time, we face some technical difficulties behind measuring HRV. The HRV is often measured by using two types of methods: Electrocardiograms (ECG) [2] and photoplethysmogram (PPG) [3], [4]. Even though data from the ECG give a better time resolution, its major drawback is inadequate for long time measurement. ECG is usually employed in medical-grade equipment, which leads to an unpleasant reaction due

to electrodes attached to the skin surface, especially when we record for a long period of time [5]. Also, the PPG has been the most common method for measuring blood-related data on smart watches, e.g., the Apple Watch or the Fitbit, due to its ease of integration and stability. The typical shortcoming of the PPG is the low accuracy of measuring the HRV due to the high sensitivity to movement artifacts [6]. Therefore, the PPG method is often unsuitable for further data analysis. From the above, developing a novel method estimating physical/mental conditions without the HRV is necessary for our daily use. A possible solution is a method based on the heart rate (HR) data given by smart watches. In fact, a resting HR (RHR) can be accurately taken even by using the devices of PPG [7], and the RHR is also considered to have an important role in estimating our stress [8], [9]. The above fact suggests a possibility to construct a stress estimation method by using the HR given by smart watches.

In this paper, we propose an estimation method of the subjects' physical/mental health condition only based on the HR given by the Fitbit Inspire HR™ and evaluate it on the newly collected data. We conducted research collecting the HR, steps, and 7 subjective data from 17 participants for 3 months, continuously wearing the Fitbit. Since the Fitbit can measure the data every minute, we successfully collected over 25 million points in this collecting research. The HR data are appropriately preprocessed into the pseudo-RHR, which is written as "inactive HR" in this paper, and then the subjects are classified into two classes, positive correlation and negative correlation classes between the averaged subjective data and inactive HR. The support vector machine (SVM) [10] is applied to the data of the above each class in order to estimate one's physical/mental health conditions. The SVM is adopted as the first choice in this paper because of a fair comparison between ours and the results in [11]. In fact, the estimation of our method shows competitive results compared to the method with the HRV.

We summarize the contributions of our work as follows:

- 1) The large HR dataset is constructed.
- 2) Our method is defined by focusing on the inactive period of HR.
- 3) Our method shows competitive results compared to the method with the HRV. From the above, we show the possibility to estimate one's physical/mental conditions only by using smart watches.

¹This calculation is $0.562 \times 0.25000000 + 0.43800000 \times 0.60000000 = 0.56200000$.
²This calculation is $0.562 \times 0.25000000 + 0.43800000 \times 0.60000000 = 0.56200000$.

<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/0000000042.000042913.html>

Onuki M, Sato M, Sese J. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. 2022 Jul.

第一三共様、リサ・サーナ様と100名の がんサバイバーに対し、Fitbitを用いて半年間バイタル計測・介入



実施途中、行動に応じてフィードバック
文章を変更するなどの介入を実施





Methods – Data Analysis

Data Process

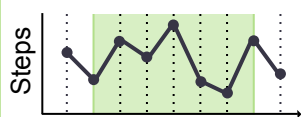
Start
100 participants

Excluded data
(>50% missing)

97 participants
remained

Feature extract

Fitbit data
19 features / day



Input Window
(D-7 ~ D-1)

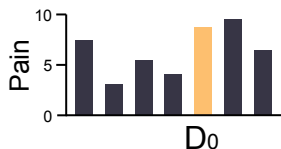
Summary Statistics

mean
std
median
max
min
kurt
skew

D-7~-1 **133 features** n = 8156

Labeling

ESAS-r Scores
11 items / day



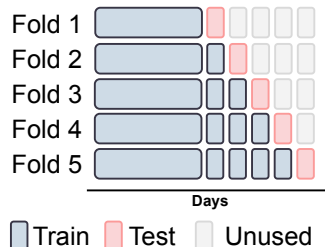
Day 0
classification

Low = 0 - 5
High = 6 - 10

D0 **Low or High**

Machine Learning

Time-series cross-validation

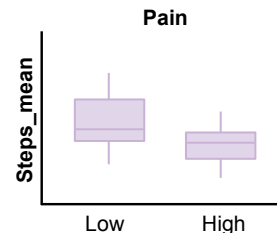


The first 3 months were used for initialization; the rest was split into 5 folds for cross-validation.

Interpretation

Feature importance
(from machine learning)

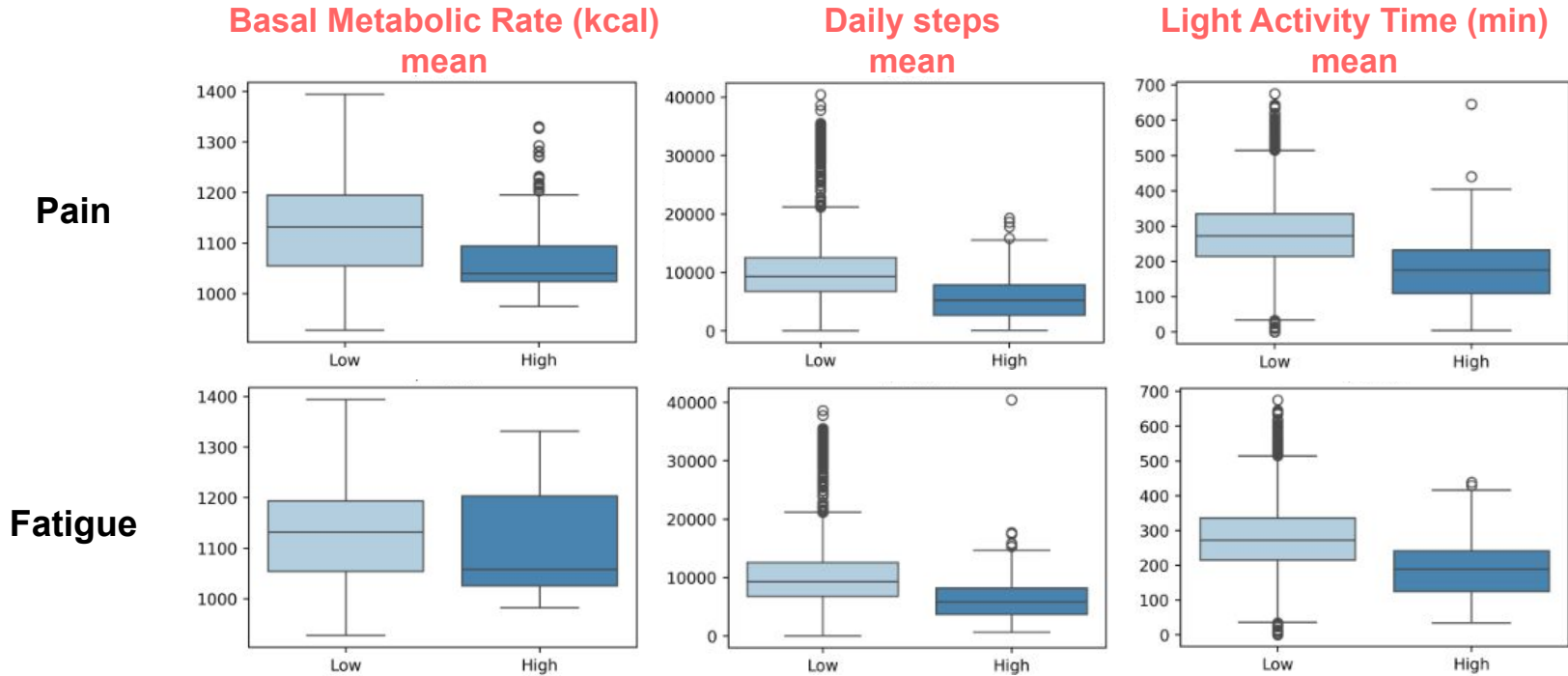
Statistical analysis



Identify biometric factors associated with ESAS-r scores



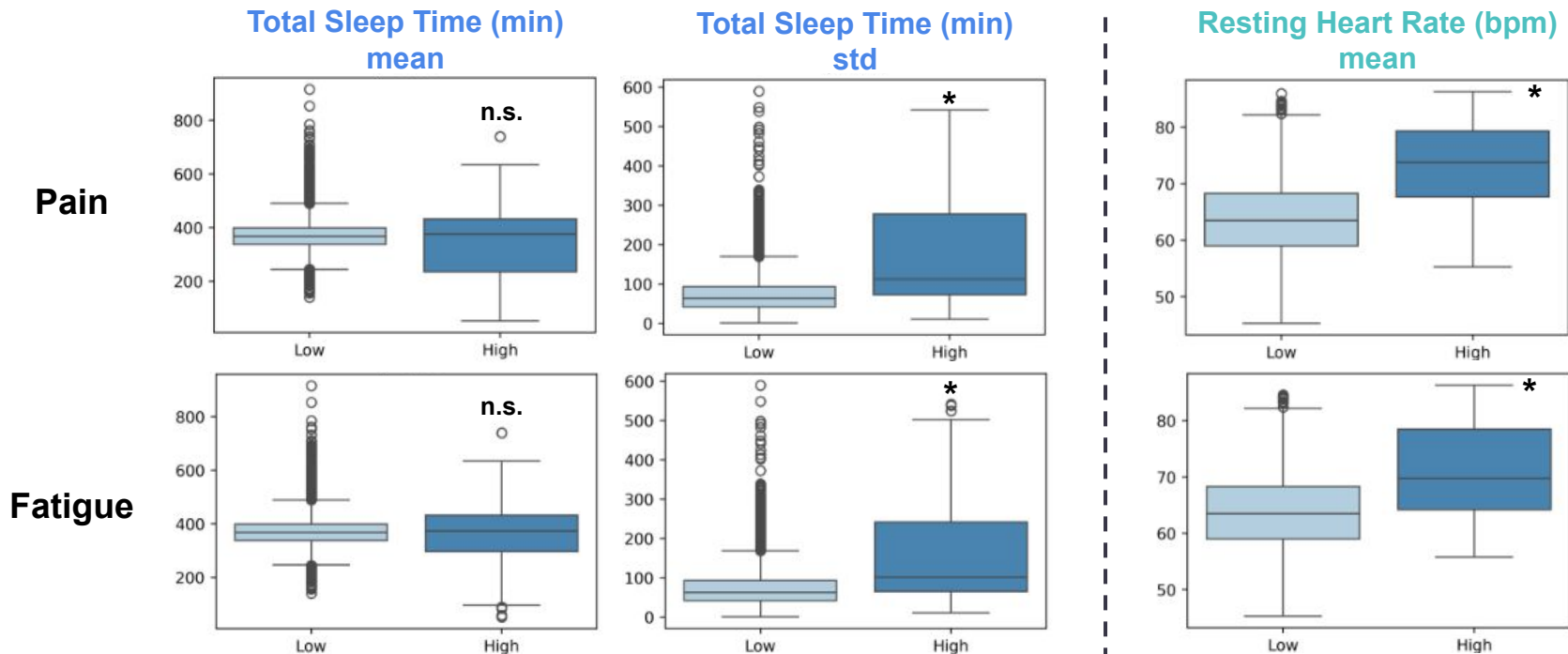
Activity-related features and symptom severity



Boxplots show 7-day means of basal metabolic rate (kcal), daily steps, and lightlyActiveMinutes_mean for low vs. high *Pain* (top) and *Fatigue* (bottom) groups. All differences were significant after FDR correction ($q < 0.001$).



Sleep and RHR features and symptom severity



Boxplots show 7-day of mean and std of total sleep time (min), and mean of resting heart rate (bpm) for low vs. high *Pain* (top) and *Fatigue* (bottom) groups. * indicates a significant difference after FDR correction ($q < 0.001$).

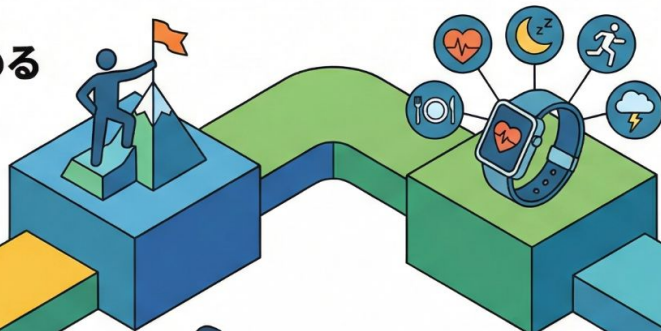
- データを解析しようとする前に…
 1. **目的設定**が重要ということ
 - 例：それぞれの「健康」とは？
 - 目的を達成する為に必要なデータとは？
 2. **どのようにデータ**を取得するか？
 - 特徴はデバイスによって千差万別
 3. まずは**可視化**
 - 自分の目でデータを見る習慣
 4. どのように評価するか？どうやって行動につなげていくか？
 - 難しかったら、**共通の課題**を持つ集団はどこにいる？という視点を

ウェルビーインググループ：AIとデータで築く未来の自分

これからの健康管理は「治療」から「予防」へ。ウェアラブルとAIが、あなたの理想の姿への道のりをサポートします。

① 「満たされた姿」を決める

パフォーマンス向上、ストレス軽減など、あなただけのゴールを具体的に設定します。



② 日々のデータを集める

ウェアラブル機器が心拍・睡眠・運動などの生体データ（INTERNAL）や、食事・ストレスなどの入力データ（INPUT）を記録します。



④ 次のアクションを改善する

AIからのフィードバックを基に行動を改善し、継続的に理想の自分へと近づきます。



③ AIが解析・評価する

膨大なデータをAIが解析し、目標との差や原因を特定。パーソナライズされたアドバイスを提供します。

