

# 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](mailto: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。

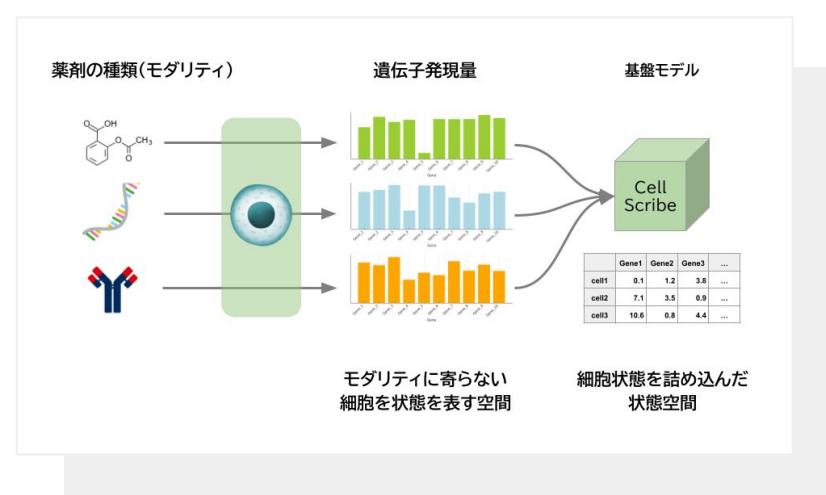
- 新薬研究開発は長い年月と莫大な投資を要するが、試験難易度が非常に高く、成功率が低い
- 新規モダリティの新薬開発は前例が少ないため、さらに困難

- 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](https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/geniac/selection_2/index.html#HumanomeLab)

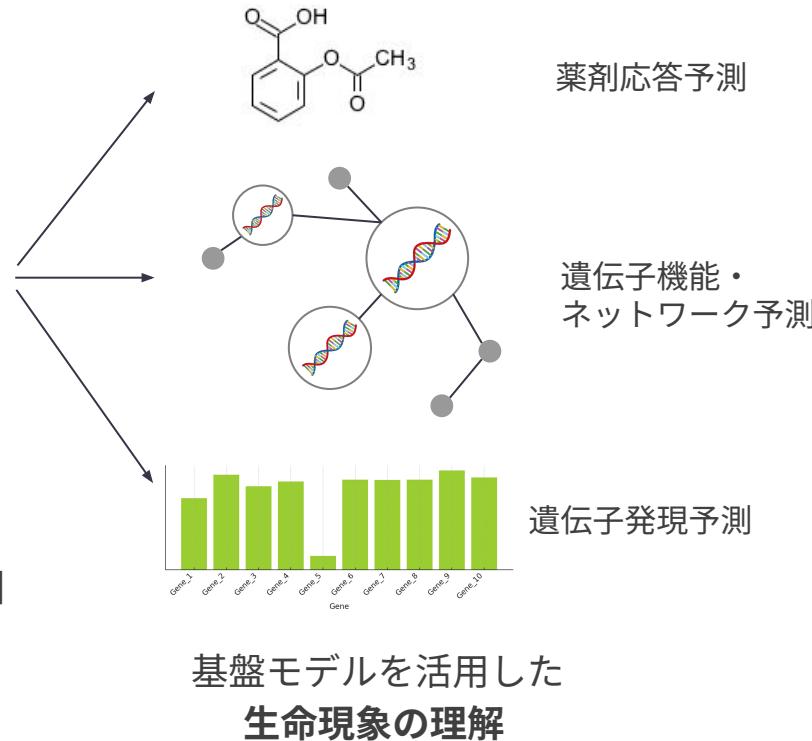
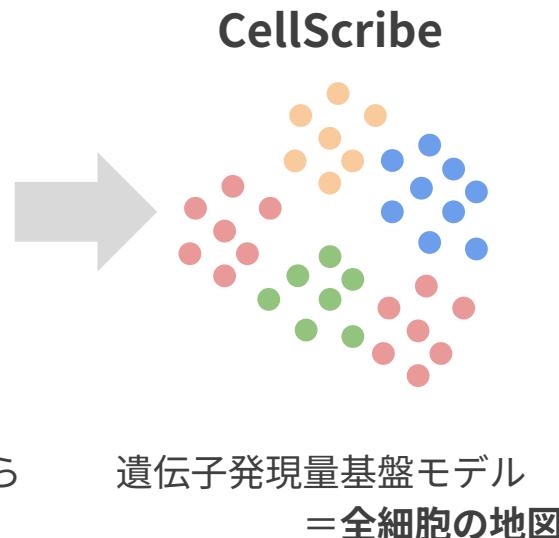
powered by  
**aws**



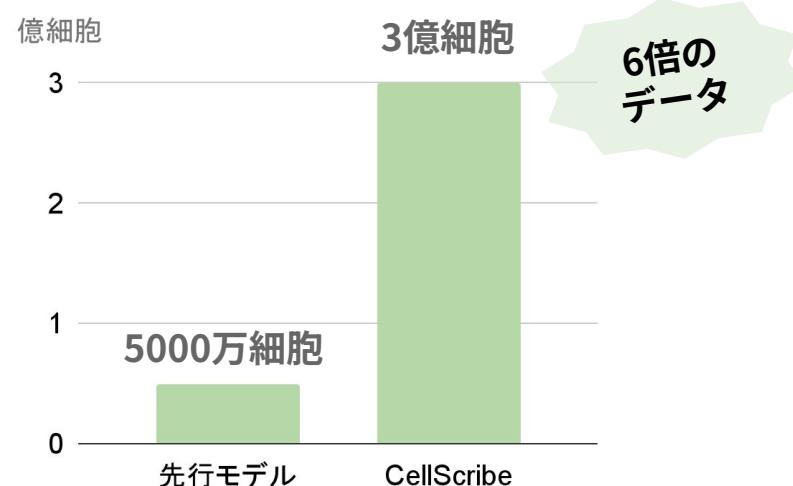
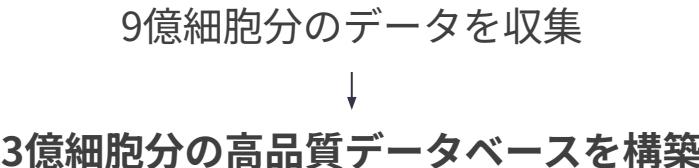
# 新規AI開発 # 生成AI # 医学・医療 # 公的プロジェクト



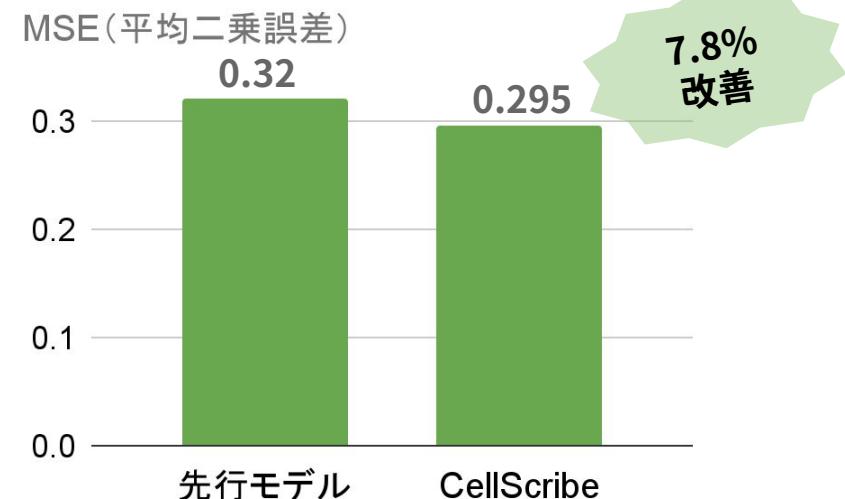
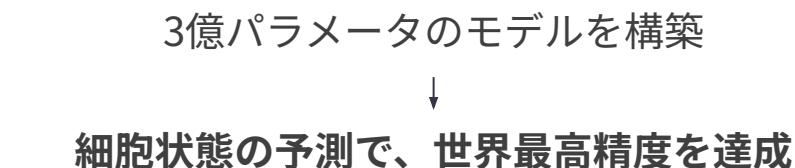
世界中のデータベースから  
9億細胞分の  
ヒト遺伝子発現量を収集



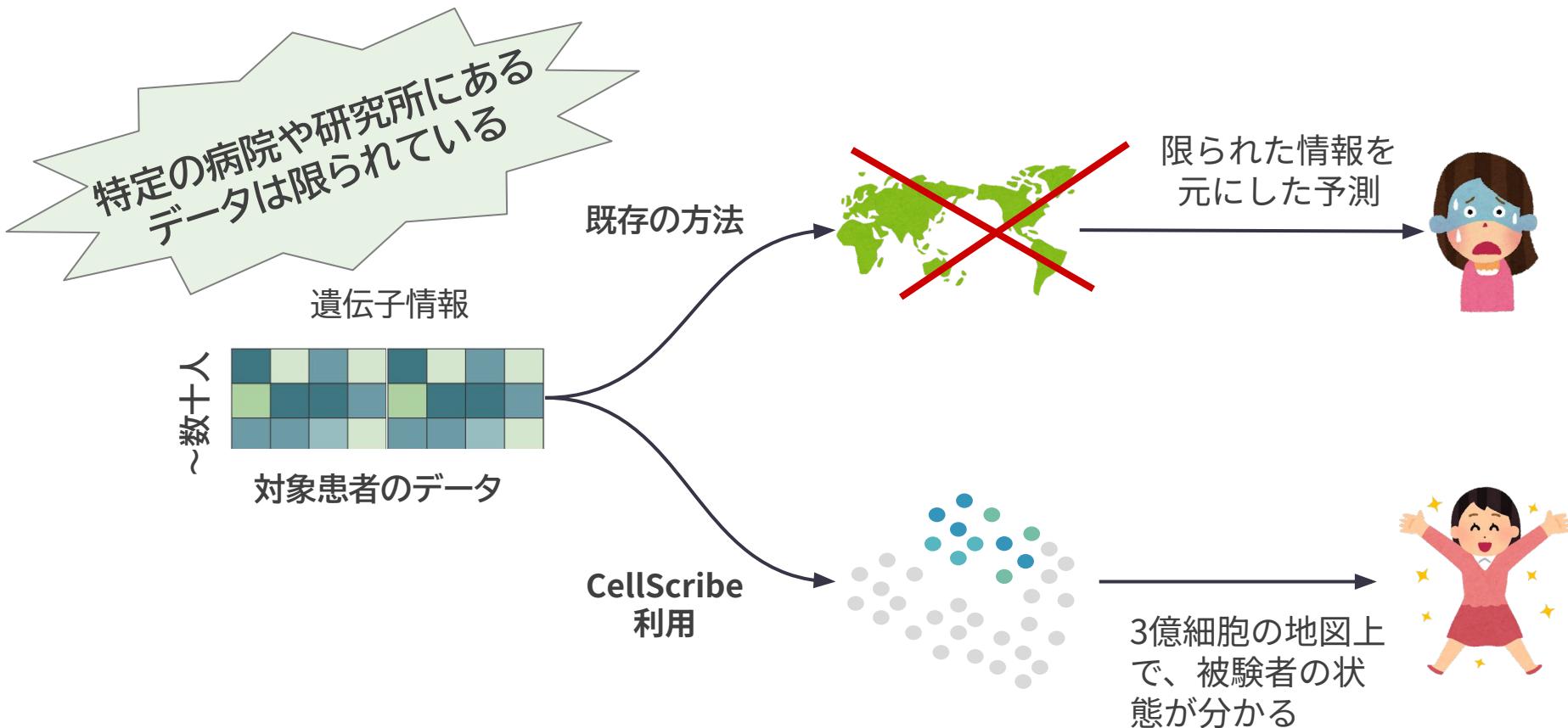
データを増やし、細胞の多様性を知る



大規模モデルを学習し、薬効予測の精度を向上



※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<sup>\*1</sup>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)

<sup>\*1</sup>1946(昭和 21)年 7 月作成

# ウェルビーイングループ：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

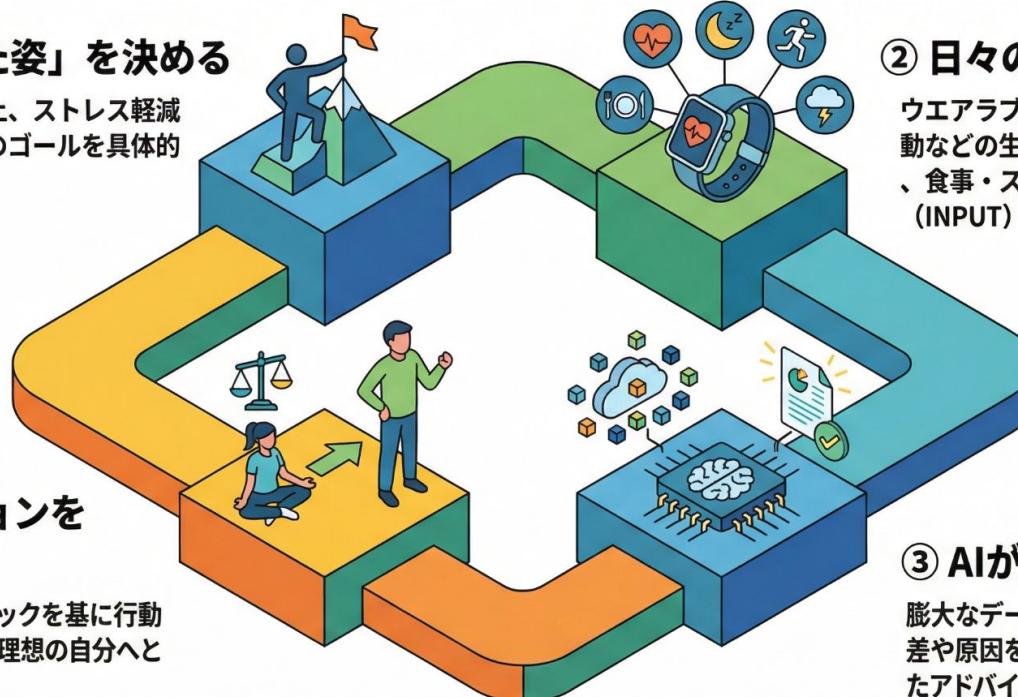
ウェアラブル機器が心拍・睡眠・運動などの生体データ（INTERNAL）や、食事・ストレスなどの入力データ（INPUT）を記録します。

## 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）

## INPUT/管理

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

## 計測

### INTERNAL

- 神経活動
- 眼球運動
- 心拍
- 血圧
- 血糖値
- $\text{SpO}_2$
- 体温
- 導電性

### EXTERNAL

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



## 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SpO<sub>2</sub>（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）。SpO<sub>2</sub>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](https://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

taken from Amazon.com

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](http://light-tt.co.jp)

Alertgy社

Integrity Applications社

BOYDSense社

テルモ社「Dexcom G6」

taken from [www.alertgy.com](http://www.alertgy.com)

taken from [integrity-app.com](http://integrity-app.com)

taken from [boydsense.com](http://boydsense.com)

taken from [terumo.co.jp](http://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 Wikipedia

taken from [jinsmeme.com](http://jinsmeme.com)

taken from [Apple.com](http://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
- SpO<sub>2</sub>
- 体温
- 導電性

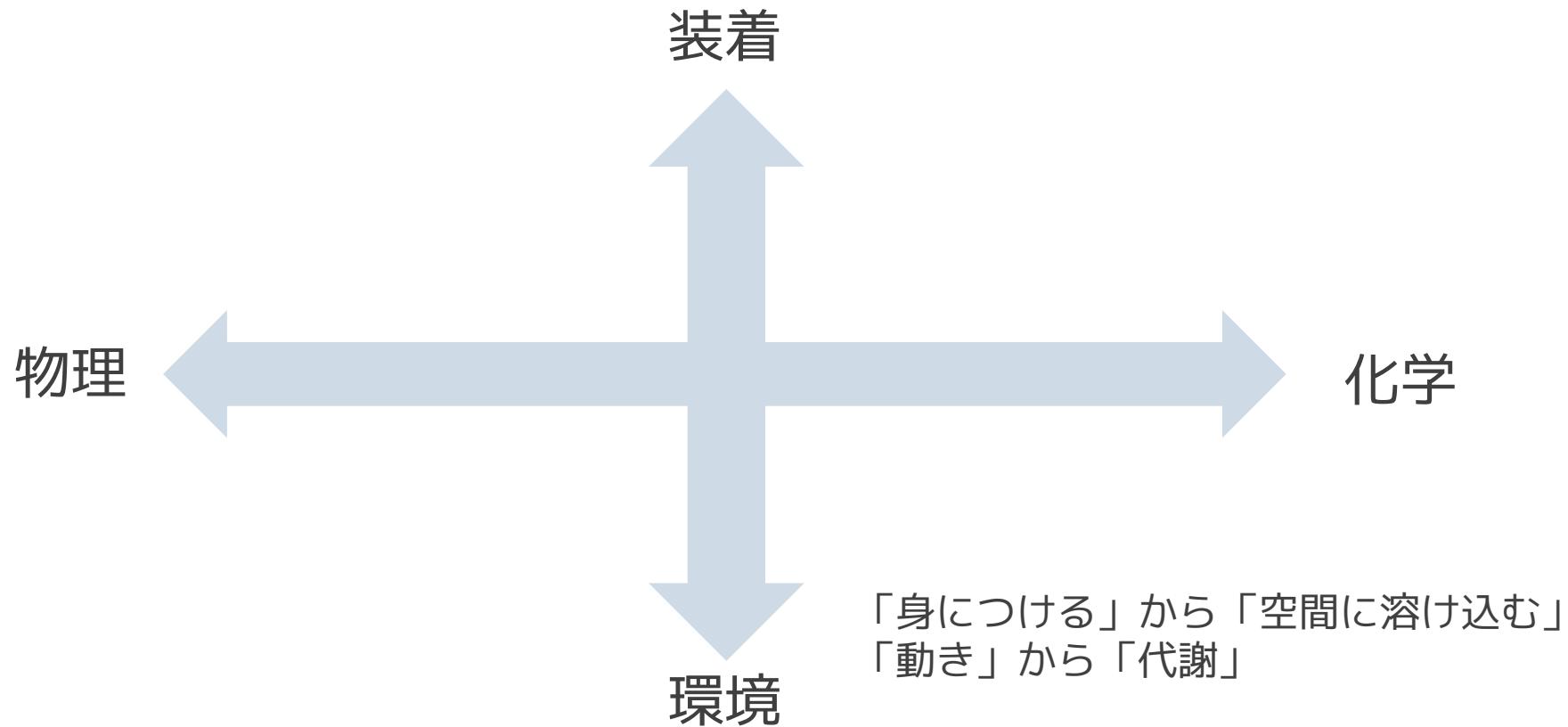
## EXTERNAL

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

taken from withings.com

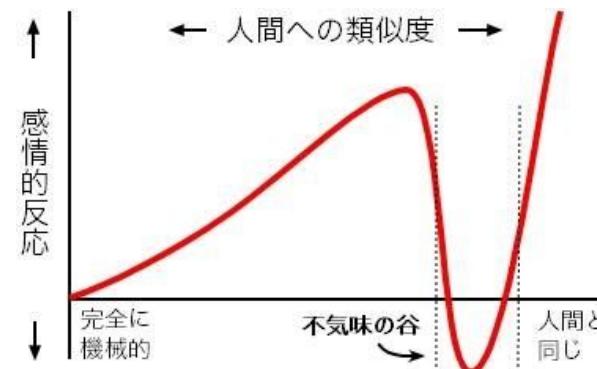
- Nix Biosensors(米)が、汗センサーを展示

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%B%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。



## 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。

## 「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。

## 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、腕時計以外の装着形態が一般化する。

## 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：まずは見てみる

## 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

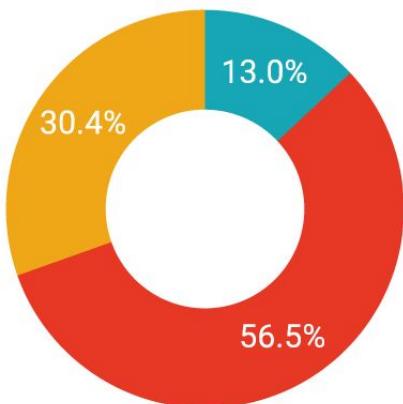


計測時に利用した各種ツール

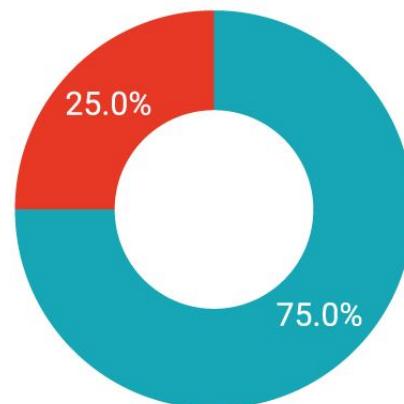
- 被験者:温泉街(山形県鶴岡市湯野浜)で働く40~60代の男女25人
- 計測期間:1ヶ月間
- 計測対象:睡眠・食事・活動量・血圧・腸内環境・身体測定・血液検査・実施前 /実施後アンケート

## 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

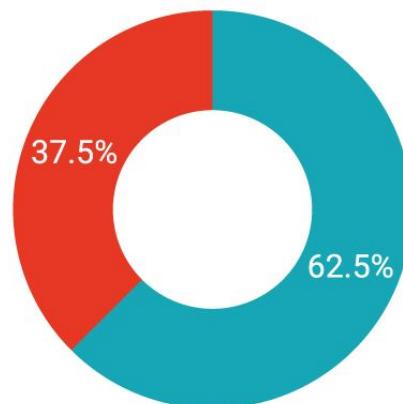
毎日データを計測するのはどれくらい負担がありましたか?



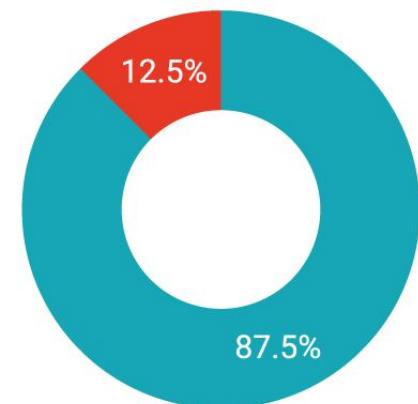
データを計測することで何か生活習慣などに変化はありましたか?



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?



今後もデータ取得を続けたいですか?



● 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

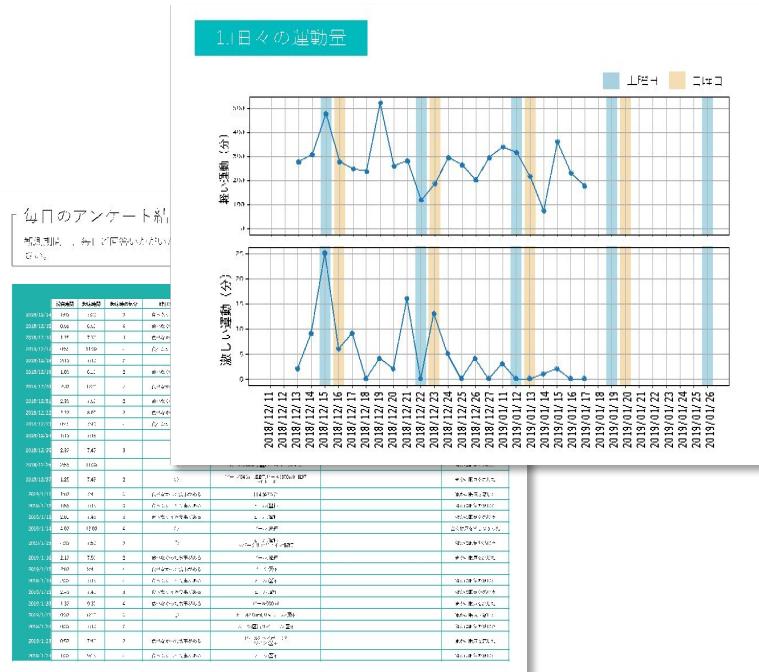
● ある  
● ない

● ある  
● ない

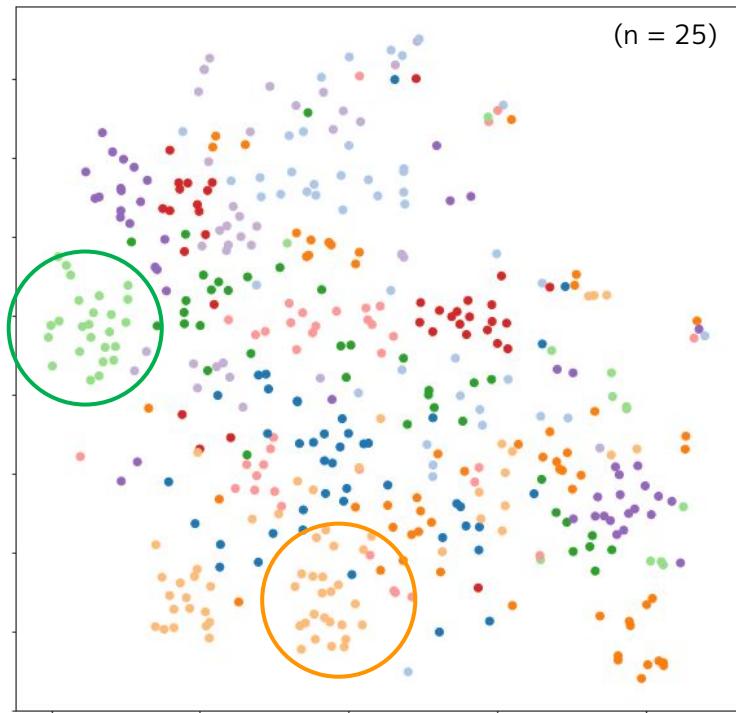
● はい  
● いいえ

# 湯野浜ヒューマノームラボ 解析結果

## 従来型のカルテ



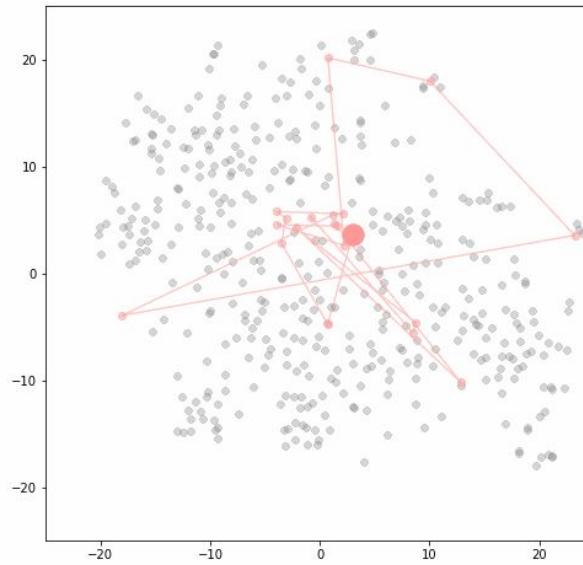
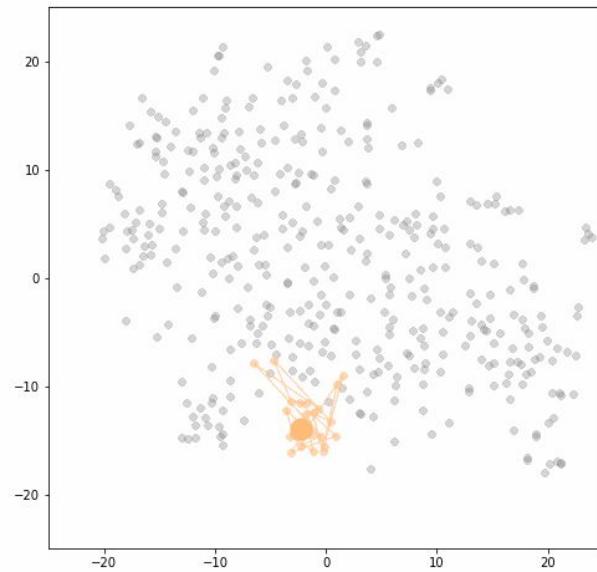
## ヒューマノームラボのカルテ



データの種類は44種類（血圧、心拍数、睡眠時間…etc.）

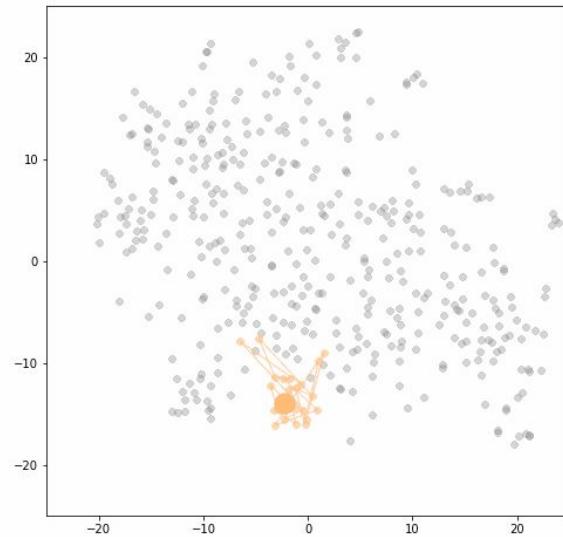
# 湯野浜ヒューマノームラボ 解析結果

## 個人のデータの1日ごとの変動例

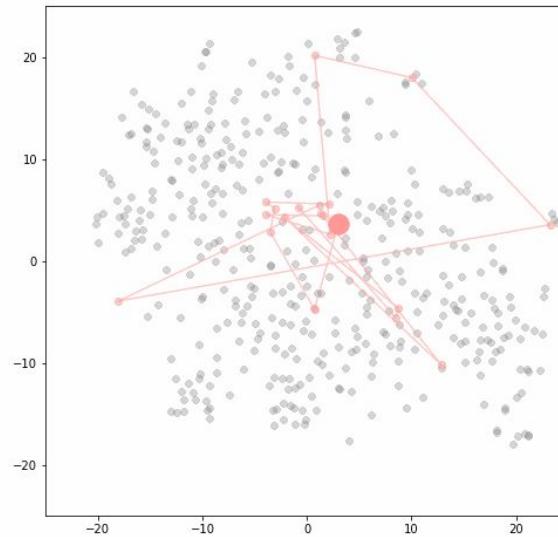


## 個人のデータの1日ごとの変動例

健康だった参加者

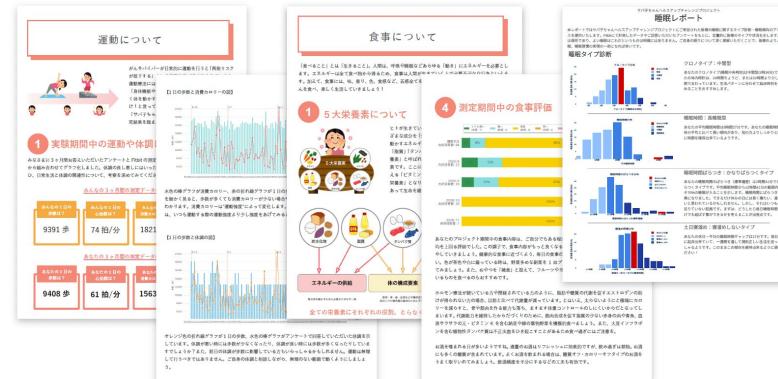


風邪をひいた参加者



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

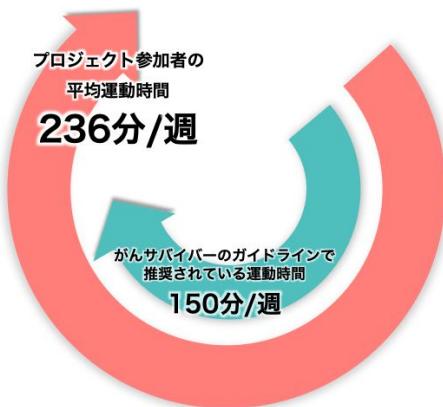


### 参加者に個別送付した終了時フィードバック

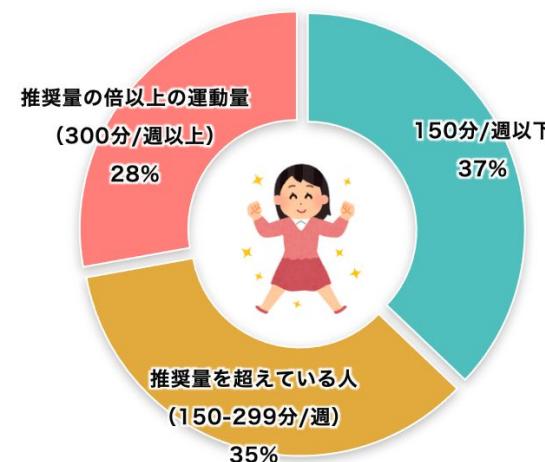
- 被験者:女性特有がん罹患者をサポートする SNS「Peer Ring」の会員 100名(全員女性)
  - 計測期間:3ヶ月
  - 計測対象:睡眠・活動量・毎日の生活アンケート・SNS上の会員同士の交流活動内容

## 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

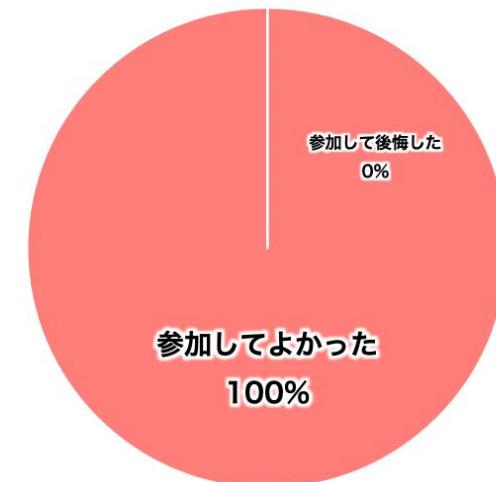
中等強度以上の運動時間



1週間あたりの中等強度以上の運動時間



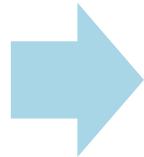
本プロジェクトに参加してどう思いましたか？



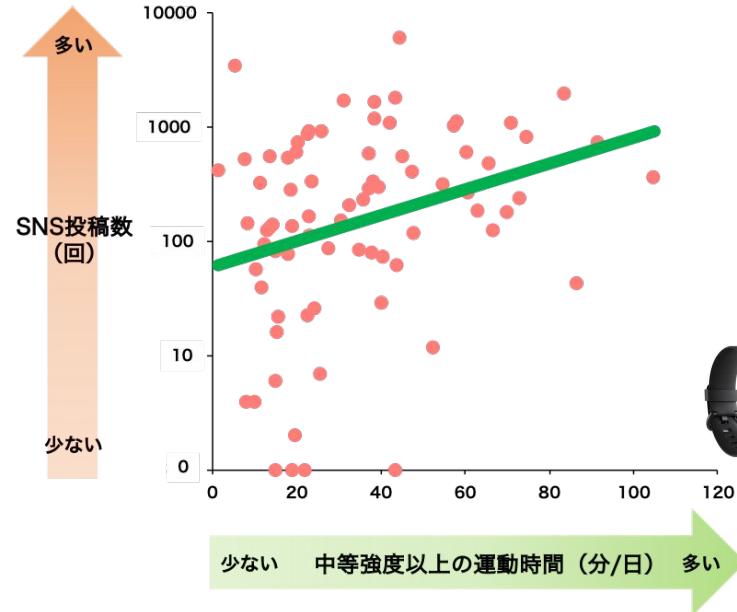
サバ子ちゃんプロジェクト詳細: <https://humanome.jp/female-specific-cancer-report/>

## 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

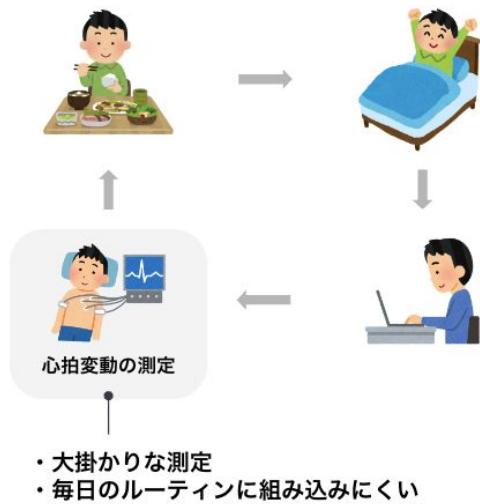
ひとりの人生に置き換えると  
約25年分

心拍：1200万点

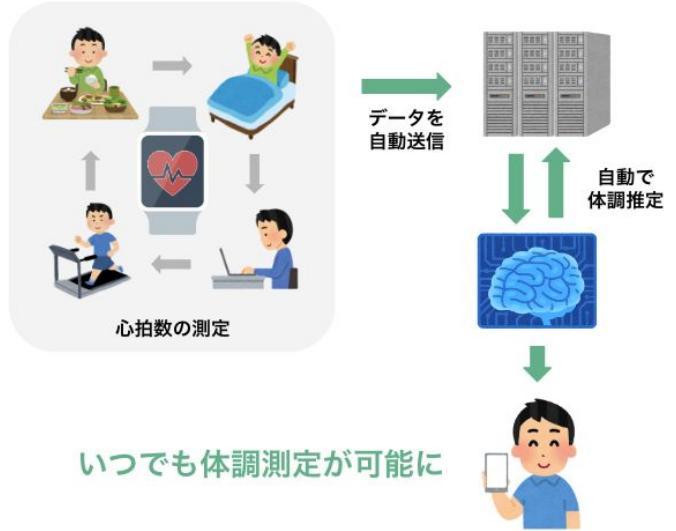
# 2500万点のビッグデータの解析結果から、 従来大掛かりで複雑だった体調の推定を簡便にする可能性を示唆

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, Makito Sato, Jun Sese

**Abstract**— We propose an estimation method of subjects' physical/mental health condition from their heart rate (HR) and evaluate it on the newly collected data including 25 million points over 97 participants. The accurate health condition estimation is important for the prevention of mental health care and an objective understanding of our condition. For the estimation, we used the heart rate (HR) data given by smartwatches. Although the HR data is often used for the estimation, but there are some technical difficulties with measuring the HR. In this paper, we propose a new method for a long period of time. Here, we predict the subjects' physical/mental health condition from the HR data given by smartwatches. We first measured more than 25 million points of HR and step data from 97 participants over 3 months using the Fitbit Inspire HR. We then collected the data of the subjects' physical/mental health conditions each day. We then predict their condition by focusing on the HR data given by smartwatches. The proposed machine learning machine to the preprocessed data. The best learned accuracy of our method is about 80% and the standard deviation of the state-of-the-art method with HRV is about 6.5%.

**From the above, developing a novel method estimating physical/mental conditions without the HRV is necessary for daily health care. A possible method to estimate the physical/mental health condition is to use the heart rate (HR) data given by smartwatches. In fact, a rotating HR (RHG) can be accurately taken even by using the devices such as smartwatches. The RHG data is often used as an important role in estimating our stress [8], [9]. The above fact suggests a possibility to construct a stress estimation method using the RHG.**

**Within recent days, wearable devices are drastically developed to infer to monitor human health conditions. There are several categories for these devices based on where you put the devices, e.g., smart watches, smart shirts, chest strap sensors, and so on, and these devices are now able to easily track our consecutive health conditions.**

**A typical solution/outline from the devices after tracking data is to estimate the physical/mental health condition. The level of stress based on heart rate variability (HRV) has been widely used for estimating these conditions [1]. As sufficient data are collected, we can know long-term stress for health concerns, we know now long-term exposure to stress can cause adverse outcomes both on mental and physical health. Therefore, we can take preventive actions against stress continuously, we may take preventive action against mental health problems, e.g., depression, effectively and efficiently. However, the HRV is a well-known method to estimate stress, it is an important tool for our future healthcare, but at the same time, we face some technical difficulties behind measuring HRV.**

**The HRV is measured by using the following two methods: Electrocardiograms (ECG) [2] and photoplethysmogram (PPG) [3], [4]. Even though data from the ECG give a better time resolution, the ECG is not suitable for a long time measurement. ECG is usually employed in medical-grade equipment, which leads to an unpleasant reaction.**

to electrodes attached to our skin, especially when we need 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 and the Fitbit due to its ease of integration and low cost. The main 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 used for the estimation of the HRV.**

**From the above, developing a novel method estimating physical/mental conditions without the HRV is necessary for daily health care. A possible method to estimate the physical/mental health condition is to use the heart rate (HR) data given by smartwatches. In fact, a rotating HR (RHG) can be accurately taken even by using the devices such as smartwatches. The RHG data is often used as an important role in estimating our stress [8], [9]. The above fact suggests a possibility to construct a stress estimation method using the RHG.**

**In this paper, we propose an estimation method of the subjects' physical/mental health condition only based on the HR data given by smartwatches. We conducted research using the newly collected data. We conducted research collecting the HR, step, and 7 subjective data from 97 participants to estimate the physical/mental health condition. The smartwatches can measure the data every minute, we successfully collected over 25 million points<sup>1</sup> in this collecting research. The HR data are wirelessly transmitted from the smartwatches, which are written as "inactive HR" in this paper, and then the subjects are classified into two classes, positive correlation and negative correlation between inactive HR and subjective data. The support vector machine (SVM) [10] is applied to the data of the above each class in this paper. The SVM is a well-known machine learning method. 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 only by using smartwatches.**

**We summarize the contributions of our work as follows:**

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

<sup>1</sup>This calculation is  $(96000 \times 24000) \times 6000000 \times 70$  (participants)  $\times 2500$  (steps)  $\times 90 \times 25,141$  (HR).

## 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

2022年度 TaNeDS事業採択

がんサバイバーが主体的につくる研究基盤構築

Peer Ring × Humanome Lab ヒューマーネームラボ

TaNeDS Take A New Challenge for Drug Discovery

あなたのタイプ クマ

あなたのタイプ クマ 目指すゴールはココをタップ

毎週のフィードバック

NEW  
12/8 ご自身の睡眠と体調の関係を探っていきましょう  
12/1 まずは体温管理を優先して、少しづつ運動量を増やして減量につなげましょう  
11/24 体調がすぐれない日は無理せず休みましょう  
11/17 この調子で少しだけ散歩をプラスしてみましょう  
11/10 安定した睡眠のためにルーティン化を！  
11/6 クマタイプのあなたへのアドバイス

11/17 この調子で少しだけ散歩をプラスしてみましょう

クマグループさんの10月までの平均歩数が約7400歩。  
特に10月以降は毎週平均値を伸ばしているので、今はもっとすごい数字をたたき出しているかもしれません。  
40代、50代女性の平均歩数が約6,800歩と言われています。その数値は超えています。

ESAS-r-J (数値が低いほど良い状態)

全体的な調子 ねむけ だるさ 痛み

日次アンケートグラフ

アンケート回答データ (直近2週間分)

12/11 12/10 12/9



# Methods – Data Analysis

## Data Process

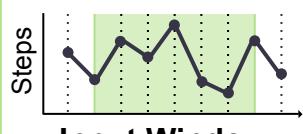
Start  
100 participants

Excluded data  
(>50% missing)

97 participants  
remained

## Feature extract

Fitbit data  
19 features / day



Input Window  
(D-7 ~ D-1)

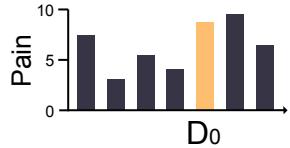
### Summary Statistics

mean  
std  
median  
max  
min  
kurt  
skew

D-7~1 133 features n = 8156

## Labeling

ESAS-r Scores  
11 items / day



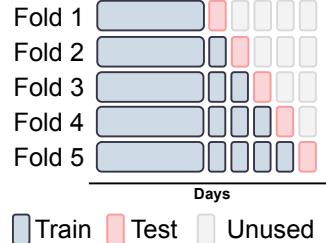
### Day 0 classification

Low = 0 - 5  
High = 6 - 10

D0 Low or High

## Machine Learning

Time-series  
cross-validation

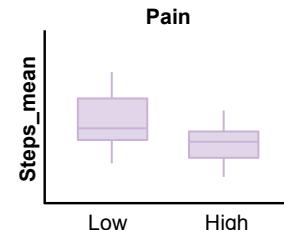


The first 3 months  
were used for  
initialization; the rest  
was split into 5 folds  
for cross-validation.

## Interpretation

Feature importance  
(from machine learning)

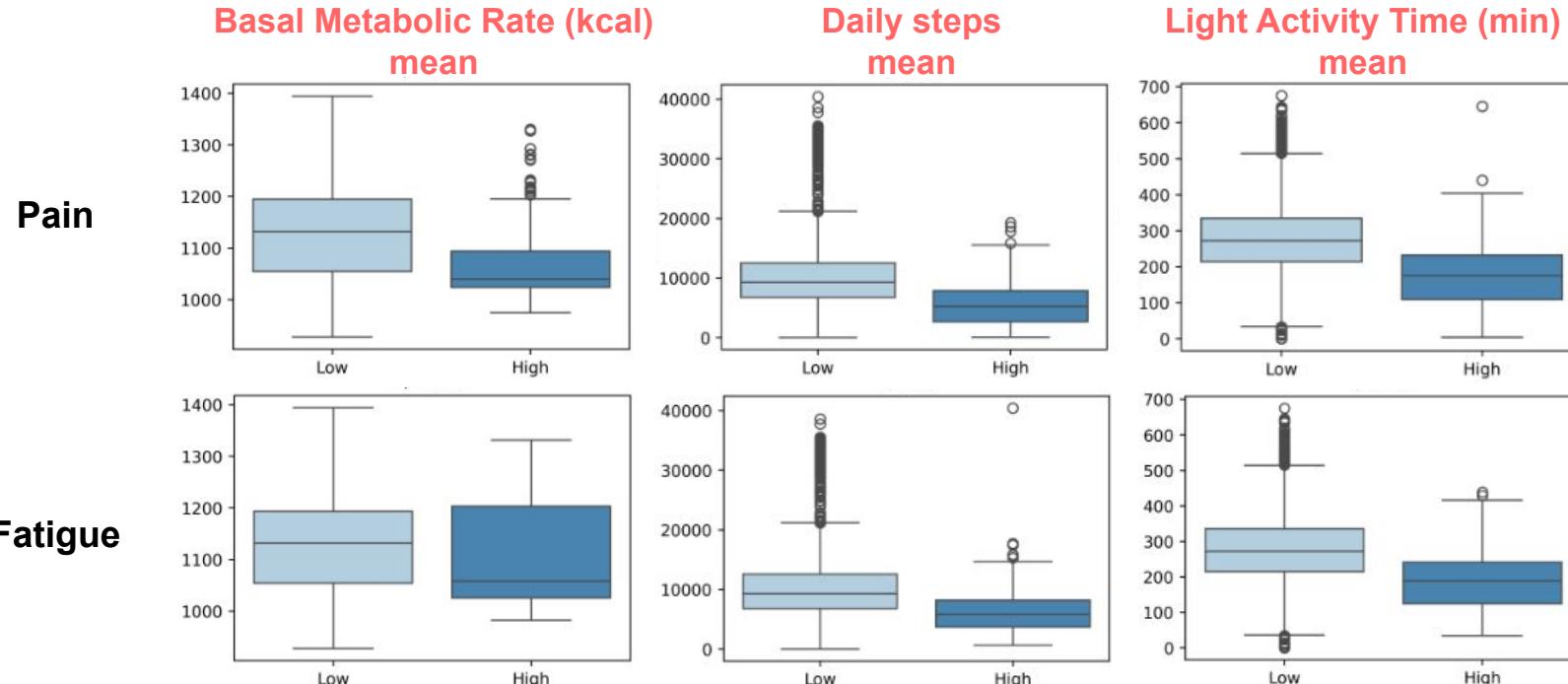
## Statistical analysis



Identify biometric  
factors associated  
with ESAS-r scores



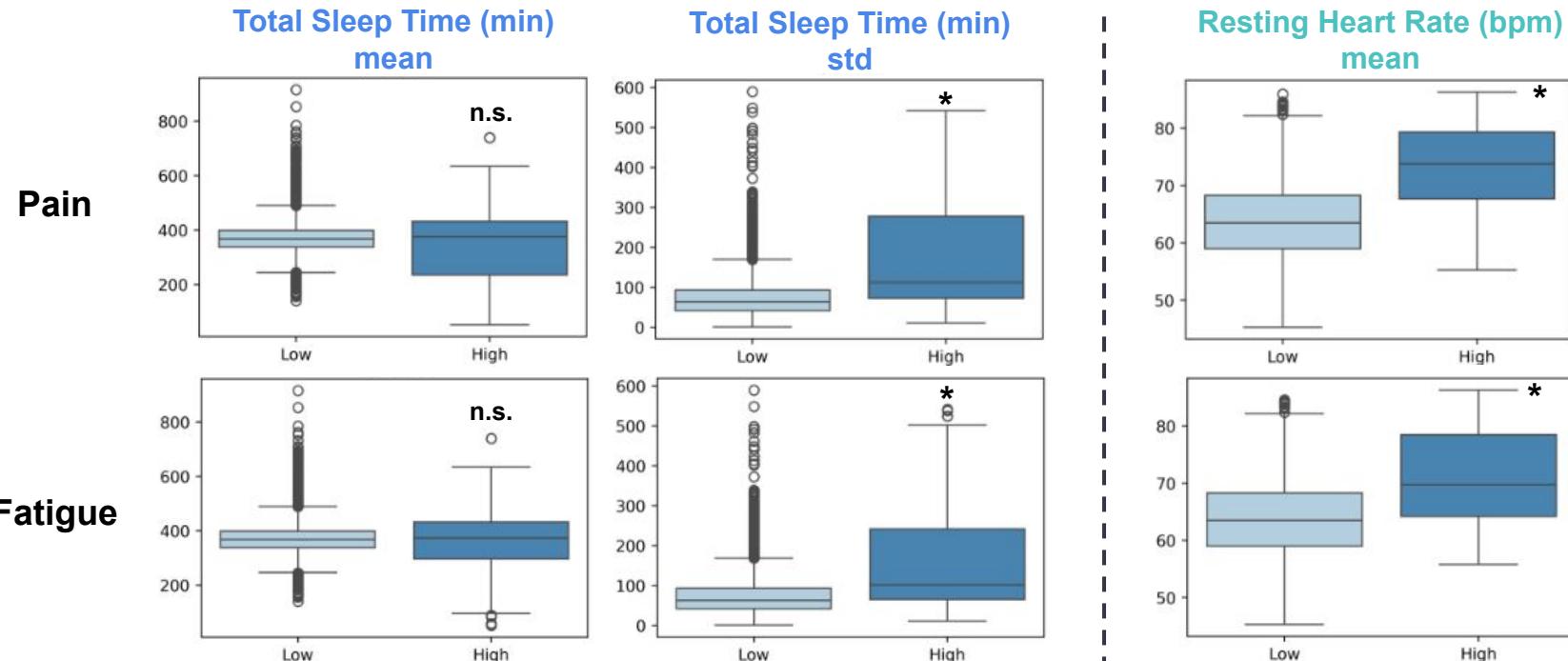
# Activity-related features and symptom severity



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

# ウェルビーイングループ：AIとデータで築く未来の自分

これから健康管理は「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。

