

本日の講演内容

日本技術十会 非陸本部

富山県支部 第37回講演会

スマートセンサで何ができるのか?

etc 国家構想者都市田園都市論者

□セシング技術

口事例紹介1：歩行時の自覚的疲労度推定における

クラスタ分析を用いた特徴量の調査

口事例紹介2：生体情報を用いた機械学習による屋

内清掃作業の動作分類

富山大学 都市デザイン学部

副掌部長教授堀田裕弘

デジタル田園都市構想

地域の「暮らしあんしや社会」、「教育や研究開発」、「産業や経済」をデジタル基盤の力により変革し、「大都市の利便性」と「地域の豊かさ」を融合した「デジタル田園都市」を構築。「心ゆたかな暮らし」(Well-being)と「持続可能な環境・社会・経済」(Sustainability)を実現。

地方の魅力をそのままに、都市に負けない利便性と可能性を

知識の変革	<ul style="list-style-type: none"> ・ やる気のある地域大学・高専を中心とした地域の強みを生かした見慣れた好循環 ・ 地域における官民学人材の好循環
産業の変革	<ul style="list-style-type: none"> ・ 次世代オフィス環境の実現 ・スマート農業 医療・防災等を実装 ・地域の知と大都市を繋ぐ創業環境

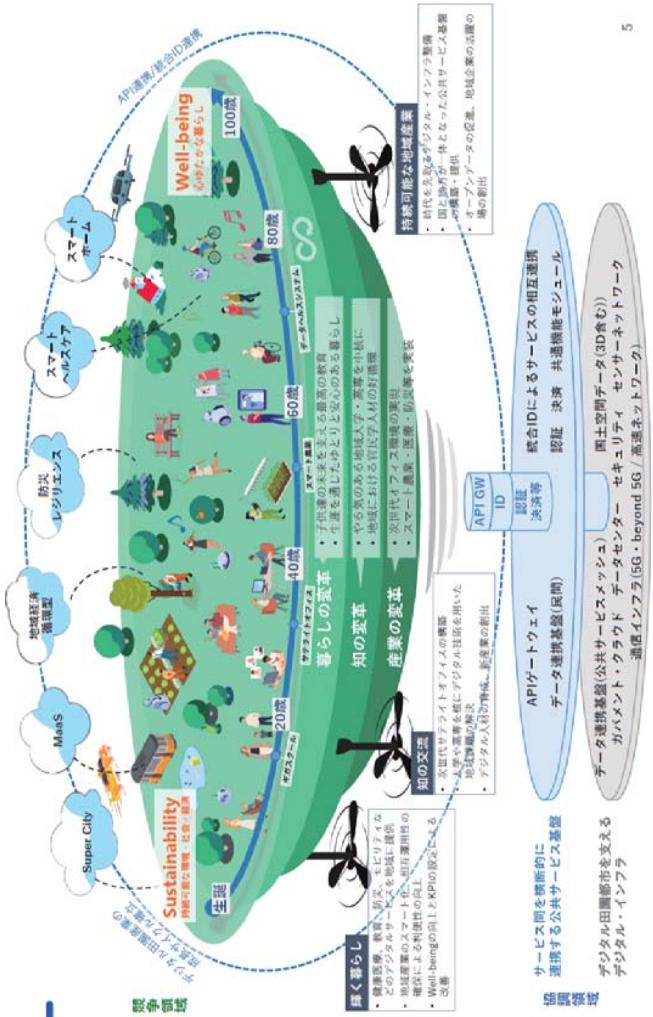
Sustainability: 持続可能な環境・社会・経済
Well-being: 心ゆたかな暮らし

国・地方一体となつた包括的公設計

- Super City
- MaaS
- 地域連携
循環型
- 防災
レジリエンス
- スマート
ヘルスケア
- スマート
ホーム

デジタルデータ基盤	APIゲートウェイと連携IDによるサービスの相互連携	データ連携基盤	デジタルデータ資料
・サービス基盤	認証・決済・共通機能	データ連携基盤	ガバメント・クラウド データセンター 公共サービス・システム 通信インフラ(5G・beyond 5G / 高速ネットワーク) セキュリティ
・タル・インフラ			

デジタル田園都市構想



2

SDGsにおける17の国際目標

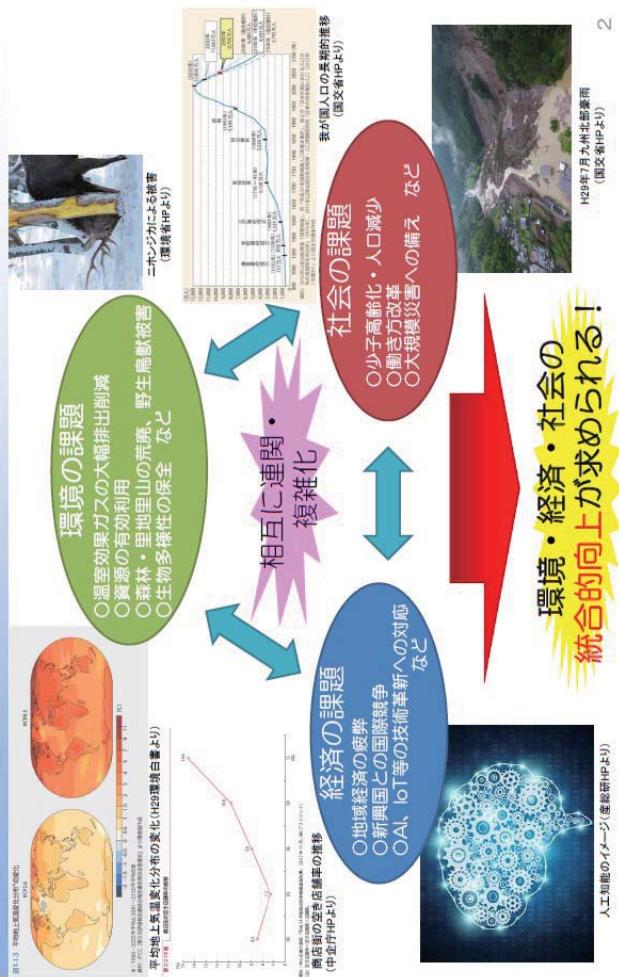
SUSTAINABLE DEVELOPMENT GOALS

世界を変えるための17の目標



5

持続可能な環境・社会・経済の課題



6

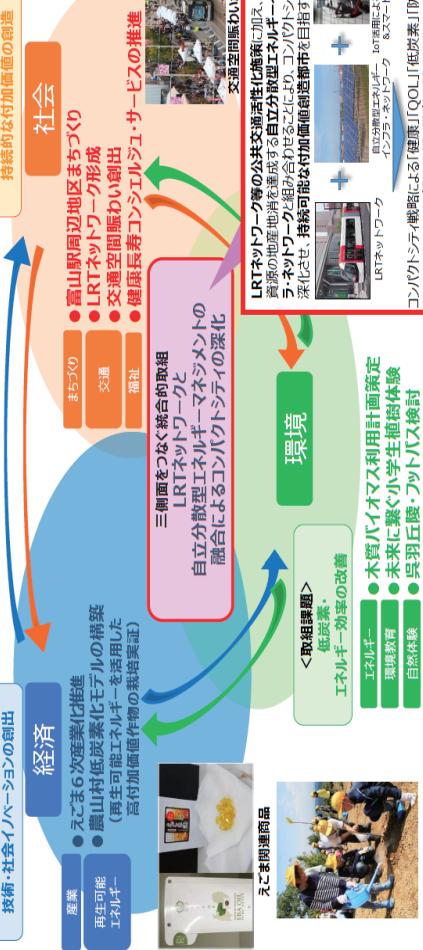
2

SDGs未来都市（富山市）

LRTネットワークと自立分散型エネルギー・マネジメントの融合によるシバクトシティの深化

富山市は地域公共交通網の形成や、自立分散型エネルギー・マネジメントの融合を図ることにより、都市エネルギーを強化し、コバクトシティの深化へと向かっています。さらに、コンバクトシティ戦略の推進による成果として拡大する高齢者等の外出・交流機会を活用し、IoT技術を利用して歩行補助車の整備や、地域包括ケアシステムの構築等により、すべての世代の健康・安心な生活の実現を図る、ヘルシー＆スマートシティの形成に取り組む。

<取組課題>



6

Well-being（ウェルビーイング）

Well-being（ウェルビーイング）とは、**身体的**、**精神的**、**社会的**に**良好な状態**にあることを意味する概念で、日本語では「幸福」と翻訳されます。しかし、happiness とは明確に区別されており、Well-being（ウェルビーイング）は持続的な状態を意味する言葉。

ギャラップ社によるウェルビーイングの「5つの構成要素」

Career well-being（キャリア ウエルビーイング）
仕事でのキャリアから、私生活で継続していることまでを含めた総合的なキャリアの幸福度。仕事の満足度や実績、後輩のほか家事、育児、ボランティア活動、趣味なども要素として含まれています。

Social well-being（ソーシャル ウエルビーイング）
人間関係に関する幸福度。家族、友人、職場の同僚、上司など自分を取り巻く人々と、信頼関係や愛情のある深い関係を結んでいるか、広い交友関係があるかないかなどが指標となります。

Financial well-being（フィナンシャル ウエルビーイング）
経済的な幸福度。安定した収入を得ているか、資産を確保しているかなどの要素が含まれます。

Physical well-being（フィジカル ウエルビーイング）
心身に関する幸福度。身体は健康か、仕事にやりがいはあるか、前向きな気持ちで日々を過ごしているかなどが指標となります。

Community well-being（コミュニティ ウエルビーイング）
地域社会での幸福度。家族、友人、学校、会社、部署など自分が属しているコミュニティとの幸せが測られます。



<https://wellbeing-education.org/>

8

Society5.0を実現するデータ連携



データ連携・活用のイメージ



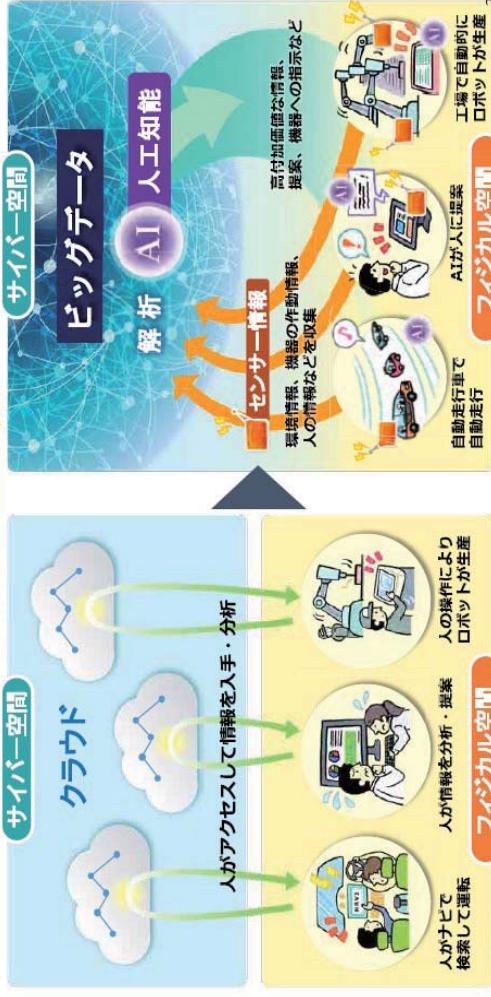
経済発展と社会的課題の解決の両立

イノベーションで創出される新たな価値により、格差なくニーズに対応したモノやサービスを提供することで、経済発展と社会的課題を解決を両立



サイバー空間とフィジカル空間の融合

これまでの情報社会(4.0) ↑ Society 5.0



センシング技術とは？

センシング技術で用いられるセンサー

センシング技術とは、センサーと呼ばれる感知器などを使用して様々な情報を計測して数値化する技術の総称で、計測して数値化できる情報には、温度・音量・明るさ・耐久性などの要素があり多くの場所で活用が可能である。センシング技術は、最近「リモートセンシング」「スマートセンシング」という2つに分けられている。

- ・スマートセンシング：センシング技術と同義で使われることが多く、人間の脈拍や体温など健康管理技術や建築・交通・農業への利用に期待される。
- ・リモートセンシング：離れた場所にある物を遠隔操作やデータ計測するセンシング技術として使われる場合が多く、宇宙・航空といった人間との位置関係が遠い分野での利用

13

ヒューマンセンシング

人間を計測する方法は、古くから医療や認知心理学、人間工学等で研究が行われており、主な計測方法として、主観評価、行動計測、生理計測、生化学計測等があります。スマートウォッチ等のウェアラブルデバイスの登場により、行動や生理計測に用いられる加速度や心拍等の計測が簡単にできるようになりました。

計測方法	概要
行動	行動観察、運動量など
生理	自律神経、感性など
生化学	血液、唾液等のバイオマーカー

表：人間の計測方法

<https://www.nttdatasoft.com/jp/ja/data-insight/2015/121702/>

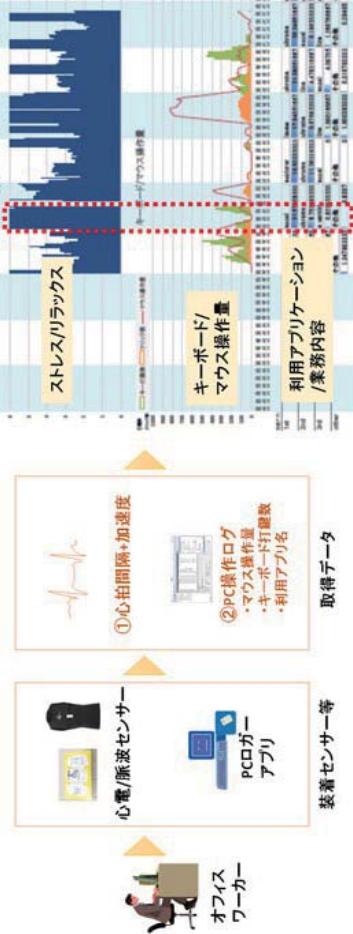
温度センサ	超音波センサ	画像センサ	電流センサ
温度センサ	電波センサ	赤外線カメラ	電力センサ
気象センサ	赤外線センサ	マイクロレイ	感圧センサ
加速度センサ	レーザー-センサ	ガスセンサ	血糖センサ
ジャイロセンサ	GPS/GNSS	MEMSセンサ	脈拍センサ

14

センシングデータの活用例

オフィスワーカーに、心拍/脈波センサーとPCロガー（業務ログ）を用いて、計測することで、ストレスを軸に被験者のオフィスワーカーにとつて、苦手な業務や負荷の高い業務が何か分析することができる。また、労働時間数、シフト情報等と合わせて、分析することで、精神面を含めた負荷の高い者、負荷が低い者を把握することができる、改善、最適化等の検討につなげることができる。

心拍/脈波データから自律神経の活動を推定でき、セルフマネジメントやヘルスサービスへの活用が期待される。



<https://www.nttdatasoft.com/jp/ja/data-insight/2015/121702/>

ヒューマンセンシングの注意点①

- ・何のために、どんなことを計測するか？
- ・漠然と心拍だけを計測した場合、計測期間中の自律神経の活動、ストレス状態等を見える化できますが、そのストレスが**何の要因でもたらされたか、そのストレスによりどんな影響が出ているのか**は分析することは難しい
- ・PCのログ取得など、被験者が**どのような行動をしていたのか、どのような環境だったのか、センシングする必要がある**

ヒューマンセンシングの注意点②

- ・センサー装着ミスや通信断等によるデータの欠落を考慮し、計測に用いるセンサー、ウェアラブルデバイスの仕様を把握する必要がある
- ・センサーの適切な装着方法や同時最大接続・利用数を把握するとともに、計測を行う場所の特性を調査し、計測実験の規模や設計を行う

✓ ウェアラブルデバイスは、スマートフォンとBluetooth LEを用いて接続し、使うものが多い。Bluetooth LEは、40ch(うち3chがAdvertisement)あり、同一空間で同時通信できるのは規格上37台くなっている。そのため、被験者1人が3つのセンサーで常時計測を行うものと仮定すると、同一空間で計測可能な最大人数は12人となる。

✓ 近年、スマートフォンやヘッドフォン等のBluetooth機器が普及しており、不特定多数の人が出入りする環境では、一時的にBluetoothの混信が発生し、センサーデータが欠落することがある。センサーにメモリー機能や通信エラー時の再送機能等があれば活用を考える。

✓ センサー装着の方法や計測時の手順を整備し、接触不良による欠落が起らないようにする。それでもデータが欠落することがあるので、欠落した際の対象方法比分析方法を検討しておく。

17

<https://www.nttdatasoft.jp/ja/data-insight/2015/121702/><https://www.nttdatasoft.jp/ja/data-insight/2015/121702/>

ヒューマンセンシングの注意点③

- ・生理計測は、体調、飲食、コミュニケーションや環境等の多くの影響を受ける。そのため、**学術研究では、計測環境、条件を統制し、変動要素を減らします**。しかしながら、**ビジネス、実環境での計測の場合、すべての変動要素を排除することはできない**。
- ・被験者負担とならない程度に、飲食や運動などの条件を統制するとともに、日々、計測開始前に、被験者の体調や睡眠時間等を確認し、風邪等の体調が悪い被験者のデータは活用しない等の対応も必要である。
- ・体調などの変動要素を考慮し、計測結果を評価するためには、2週間程度データを蓄積し、正規化するなどの対応が必要である。

スマートフォン連携の健康管理/活動記録

・調査期間：2015年11月19日～11月21日
・有効回答：565人

- 約3割がスマートフォンでの健康記録経験あり、うち35.6%が毎日「運動時間」を記録している
- スマートフォン連携の健康管理、活動記録できるグッズの認知度は64.6%、利用者は16.3%、2014年と比較すると利用者は6.2ポイント増
- 利用しているスマートフォン連携グッズでは、「時計型ウェアラブル」が29.7%、「リストバンド」が28.9%
- スマートフォン連携グッズ非利用者の43.3%が「興味がある」と回答

19

<https://www.nttdatasoft.jp/ja/data-insight/2015/121702/>

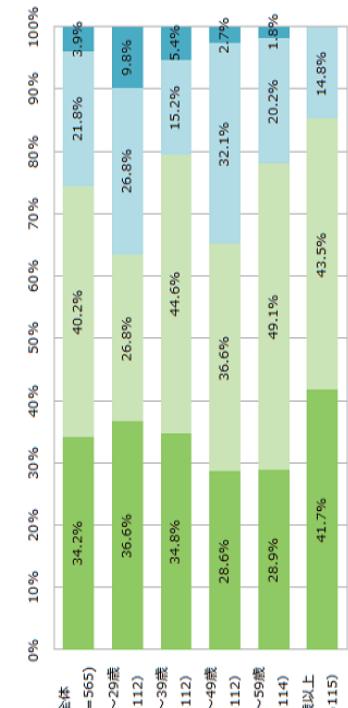
20

https://www.mmlabojp/investigation/detail_1510.html

スマートフォン連携の健康管理/活動記録

スマートフォン所有する20歳以上の男女(N=565)を対象に、健康への気遣いについて聞いたところ、「普段から気遣っている」が34.2%、「気遣っている」が40.2%と合わせて74.4%の人が健康に気遣っていることがわかった。年代別に見ると、「普段から気遣っている」と「気遣っている」を合わせると最も多かったのは60歳以上の85.2%、続いて30代の79.4%が健康に対して気遣っていることがわかった。

- 健康への気遣い (N=565)



https://mmdlabo.jp/investigation/detail_1510.html

21

https://mmdlabo.jp/investigation/detial_1510.html ● 毎日記録している ■ たまに記録している ■ 記録していない MMD研究所調べ 2

スマートフォン連携の健康管理/活動記録

スマートフォンで健康記録を付けたことをあると回答した人(N=188)を対象に、記録している項目について聞いたところ、「運動した時間」が47.9%と最も多く、次いで「身長や体重」が35.6%、「BMI」が21.3%の人人が毎日記録している結果となった。 ● スマートフォンで記録したことのある健康に関する項目 (N=188)



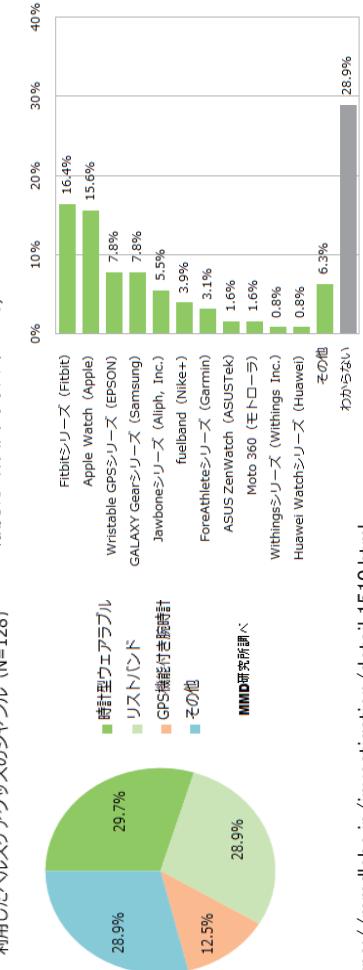
https://mmdlabo.jp/investigation/detial_1510.html ● 毎日記録している ■ たまに記録している ■ 記録していない MMD研究所調べ 2

スマートフォン連携の健康管理/活動記録

スマートフォン連携の健康管理、活動記録できるグッズ利用経験者(N=128)を対象に、利用している(したことがある)グッズを聞いたところ、「時計型ウェアブル」が29.7%と最も多く次いで「リストバンド」が28.9%、「GPS機能付き腕時計」が12.5%となった。

利用している端末を聞いたところ、「Fitbitシリーズ(Fitbit)」が16.4%と最も多く、次いで「Apple Watch (Apple)」が15.6%、「Wristable GPSシリーズ(EPSON)」「GALAXY Gearシリーズ(Samsung)」が7.8%となつた。

- 利用したヘルスケアグッズのジャンル (N=128)



https://mmdlabo.jp/investigation/detail_1510.html

21

24

歩行時の自覚的疲労度推定における ケラスカタ分析を用いた特徴量の調査

電子情報通信学会 イメージ・メディア・クリエイティブ研究会 (IMQ)・
ヒューマン情報処理研究会 (HIP) 合同研究会,
技術報告, vol.122, no.100, IMQ2022-6, pp. 11-14, 2022年7月

背景①

生体情報や加速度情報から運動量、ストレス、活動量を精度よく推定することで清掃活動による健康増進効果の検証ができるとされている

近年、デバイスの小型化・軽量化が進み、利用者の装着時の負担や違和感を軽減するウェアラブルデバイスが注目されている



25

目的

先行研究

被験者の自覚的疲労度をクラスタリングし、各クラスターで回帰モデルを構築することで推定精度が高くなることが分かった

研究目的

人の歩行時における心拍変動と身体的加速度をウェアラブルデバイスにより取得し、自覚的疲労度の推定を回帰分析を用いて回帰モデルに有意な特徴量の調査

27

実験方法

実験方法

富山大学電子情報実験研究棟（5階建て）の階段と5階の廊下で実施し、階段昇降、主観評価アンケート、直線歩行の順に5回行う

被験者

21名（成人男性20名、成人女性1名）



1回目は負荷なしのため実施しない

背景②

疲労を自覚できないまま日常生活を過ごし、深刻な影響や事故が起きてから過度な疲労状態と気づき、診断される人が増えている



簡便な方法で自覚的疲労度が精度よく推定できれば、日常生活で感じる疲労によるリスクに対応できると考えられる
中高年齢世代においては日常的に軽微な運動が健康増進効果に繋がることへの実証研究も可能になると考えられている

26

28

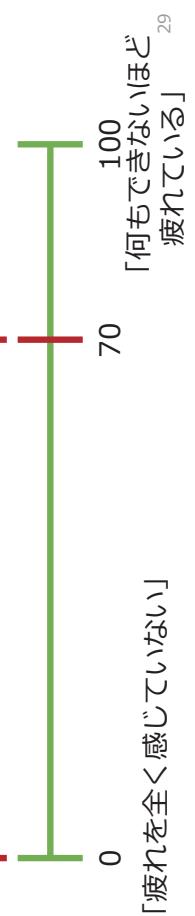
主観評価アンケート

**VAS (Visual Analogue Scale) を用いて
自覚的疲労度を回答してもらいう数値化する**

VAS

左端を「0:疲れを全く感じていない」、右端を「100:
何もできないほど疲れている」とし、現在の自覚的疲労度
の程度を表している箇所に印を付けてもらう

VASスコア : 70



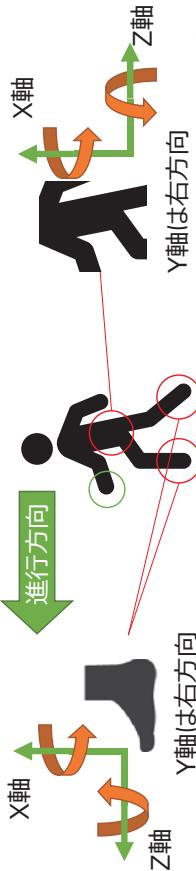
使用機器 -センサーについて-

	加速度センサー	心拍センサー
企業名	ATR-Promotions社	Fitbit社
製品名	AMWS020	Fitbit sense
装着位置	両足首、腰	左手首
取得データ	加速度、角速度	心拍数
サンプリング周波数	100 [Hz]	1 [Hz]

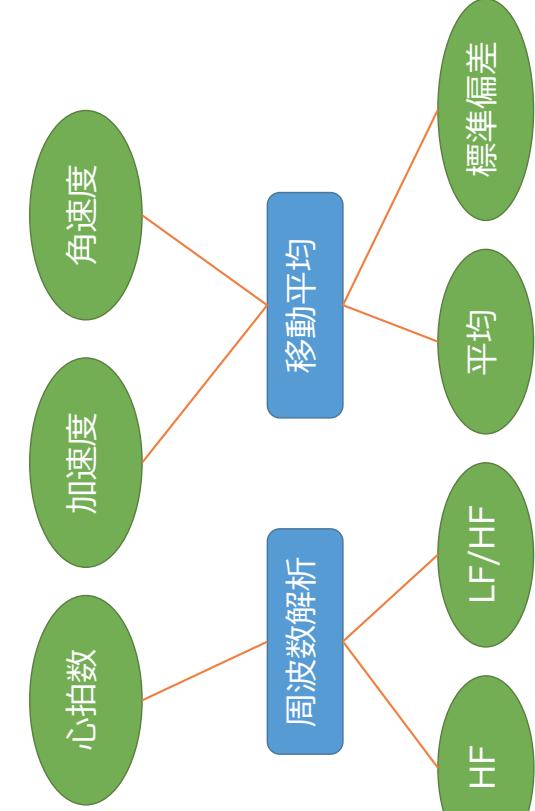
30

使用機器 -センサーの軸-

	加速度センサー
製品名	AMWS020
装着位置	両足首、腰
取得データ	加速度、角速度



解析方法 -特徴量算出-



31

32

解析方法 -特徴量算出-

周波数解析

心拍間隔(=高速フリエ変換を行い)、低周波成分 (**LF** : Low Frequency) と高周波成分 (**HF** : High Frequency) の積分値を算出し、**LF/HF**を求める。

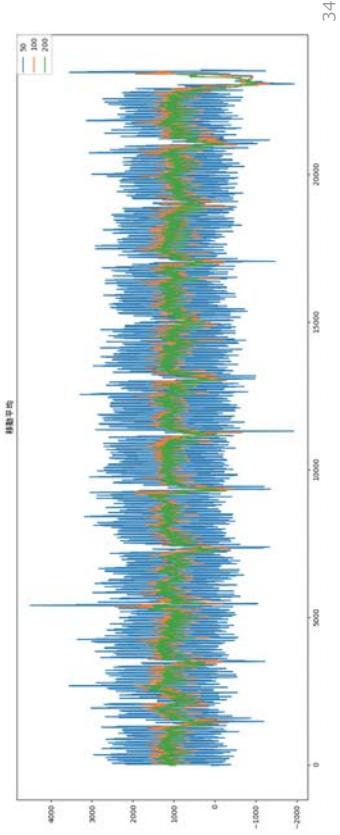


33

解析方法 -特徴量算出-

加速度、角速度の特徴量算出

加速度、角速度(=移動平均を用いて(区間数200で平均値を算出)ノイズ除去を行い、両足首、腰の各軸の加速度、角速度の平均と標準偏差を算出する



34

解析方法 -クラスタリング-

VASスコア(=被験者ごとに5個得られ、被験者によって階段昇降タスクの疲労の感じ方に個人差があると想定される



個人差の傾向を大まかに把握するためにVASスコアを
ワード法によりクラスタリングを行う

※ワード法：それぞれのデータの平方和(それぞれのデータと平均値の差を二乗した値の和)を求め、平方和が小さなものからクラスタを作っていく手法

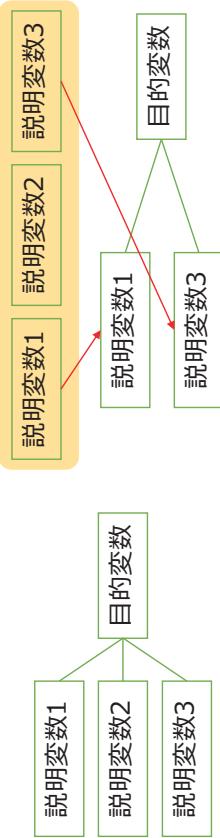
解析方法 -回帰分析-

回帰分析

被験者全体と各クラスタで回帰モデルを構築する
重回帰分析(ステップワイズ法)

複数の説明変数を用いて目的変数を表す回帰式を算出、**ステップワイズ法**により変数を選択する

※ステップワイズ法：変数増減法とも呼び、説明変数を取捨選択しながら有意な回帰モデルを作成する方法



35

36

解析方法 -回帰分析-

回帰分析

被験者全体と各クラスで回帰モデルを構築する
部分的最小二乗回帰

説明変数 X の主成分 t と目的変数 y との共分散 $(t^T y)$ が最大になるように主成分を抽出、説明変数の数がサンプル数よりも多くても計算可能



37

解析方法 -回帰分析-

目的変数：VASスコア

説明変数：HF、LF/HF、両足首、腰の各軸の加速度と角速度の平均と標準偏差

▷ モデル1：全ての説明変数（38個）

▷ モデル2：HF、LF/HF、**左足首**の各軸の加速度、角速度の平均と標準偏差（14個）

▷ モデル3：HF、LF/HF、**右足首**の各軸の加速度、角速度の平均と標準偏差（14個）

▷ モデル4：HF、LF/HF、**腰**の各軸の加速度、角速度の平均と標準偏差（14個）

※データセット2では階段昇降を行った回数、データセット3では1つ前のVASスコアを説明変数として加える

解析方法 -評価指標-

決定係数
説明変数が目的変数をどれくらい説明できるかを表す値

1に近いほど回帰式が実際のデータに当てはまっている

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

n : データ数
 y : データ実測値
 \hat{y} : データ推定値
 \bar{y} : データ実測値全体の平均

解析方法 -回帰分析-

回帰分析に使用するデータセット

▷ データセット1：VASスコア、HF、LF/HF、両足首、腰の各軸の加速度と角速度の平均と標準偏差

▷ データセット2：データセット1、階段昇降を行った回数

▷ データセット3：データセット1、1つ前のVASスコア

※階段昇降を行った回数(0-4回)の数値を用い、
データセット3では1回目の歩行データ(は使用しない)

38

39

40

解析方法 - 評価指標 -

平均平方二乗誤差 (RMSE)

予測誤差が大きい程、値が大きな傾向がある
値が低いほど精度が良い

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

平均絶対誤差 (MAE)

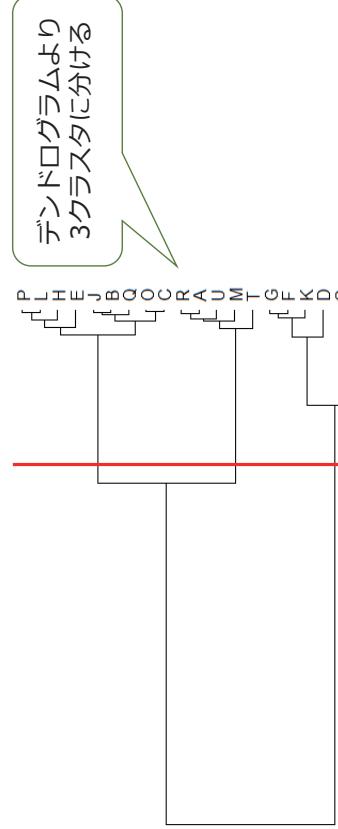
予測誤差が大きい程、値が大きな傾向がある
値が低いほど精度が良い

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

41

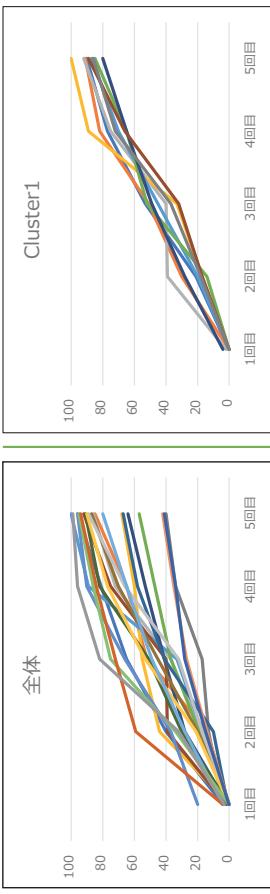
実験結果 - クラスタリング -

デンドログラム (樹形図)



42

実験結果 - クラスタリング -

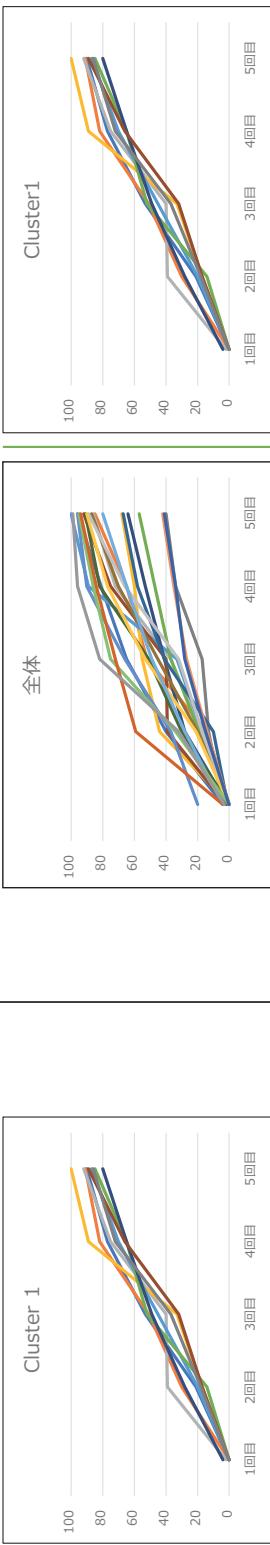


被験者 : 9名

付近で始まり、80を上回つ
てから終わる被験者が多い
回数を重ねるごとに自覚的
労度が一定に増加する

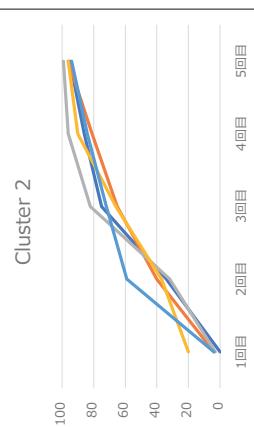
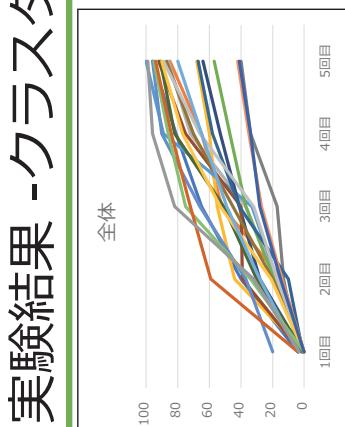
43

実験結果 - クラスタリング -



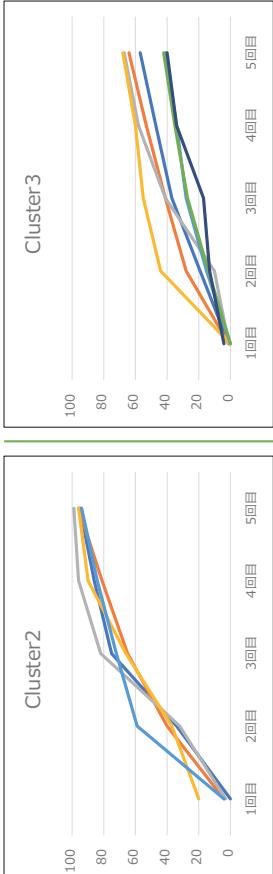
被験者 : 21名

VASスコアの回答が被験者で
バラバラなため推定することは困難だと考えられる



44

実験結果 -クラスタリング-



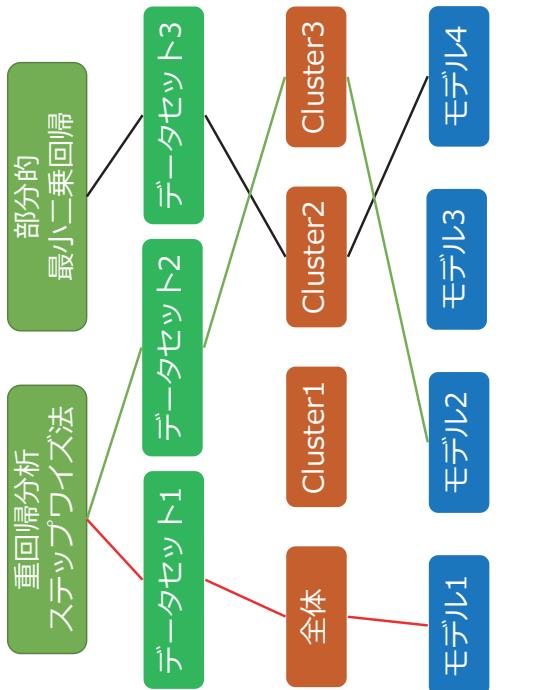
被験者：5名

0付近で始まり、80を上回つてから終わる被験者が多い
1回目から3回目までに自覚的疲労度が急激に上昇し、その後緩やかになる

被験者：7名
0付近で始まり、80を上回らずに終わる被験者が全員
回数を重ねてもあまり疲労度が増加しない

45

実験結果 -回帰分析-



46

実験結果 -重回帰分析-

ステップワイズ法

データセット	回帰モデル	決定係数	RMSE	MAE
データセット1	Cluster2_モデル4	0.60	0.62	0.45
データセット2	Cluster2_モデル4	0.99	0.11	0.08
データセット3	Cluster2_モデル4	0.95	0.21	0.16

データセット1よりもデータセット2、3の方が回帰モデルの推定精度が高いことが分かる

実験結果 -部分的最小二乗回帰-

部分的最小二乗回帰

データセット	回帰モデル	決定係数	RMSE	MAE
データセット2	Cluster2_モデル4	0.98	5.19	4.50
データセット3	Cluster3_モデル4	0.96	3.69	3.02
データセット3	Cluster1_モデル4	0.70	10.43	9.62

データセット1で構築した回帰モデルの決定係数はどのモデルも負の値を示した

全体よりも各クラスタの方が精度が高く、モデル4の回帰モデルが高い精度が見られることがから腰のデータの方が両足首のデータよりVASスコアを説明できていると考えられる

モデル4が他のモデルよりも高い精度になつていていることから部分的最小二乗回帰も両足首のデータよりも腰のデータの方がVASスコアを説明できていると考えられる

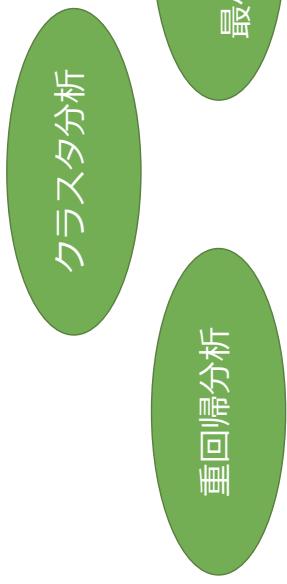
47

48

まとめ

研究目的

人の歩行時における心拍変動と身体的加速度をウエアラブルデバイスにより取り得し、自覚的疲労度の推定を回帰分析を用いて回帰モデルに有意な特徴量の調査



49

まとめ

回帰分析

重回帰分析のステップワイズ法、部分的最小二乗回帰ともに、**腰の加速度**、**角速度データ**を用いたモデルが高い精度であり、全体より各クラスタで回帰モデルを構築することで精度が高くなつた

重回帰分析	データセット	回帰モデル	決定係数	RMSE	MAE
重回帰分析	データセット1	Cluster2_ モデル4	0.60	0.62	0.45
重回帰分析	データセット2	Cluster2_ モデル4	0.99	0.11	0.08
重回帰分析	データセット3	Cluster2_ モデル4	0.95	0.21	0.16
部分的最小二乗回帰	データセット2	Cluster2_ モデル4	0.98	5.19	4.50
部分的最小二乗回帰	データセット2	Cluster3_ モデル4	0.96	3.69	3.02
部分的最小二乗回帰	データセット3	Cluster1_ モデル4	0.70	10.43	9.62

51

まとめ

クラスタ分析

3つのクラスタに分けることができ、Cluster1(は回数を重ねるごとに自覚的疲労度が一定に増加、Cluster2(は1回目から3回目までに自覚的疲労度が急激に増加し、その後緩やか)に、Cluster3(は回数を重ねても疲労度が増加しない特徴が見られた)



50

まとめ

データセット1よりもデータセット2、3の方が高精度だが、**階段昇降を行った回数を説明変数に用いるのは非現実的**



今後の課題

腰の加速度、角速度データを取得し、データセット3(1つ前のVASスコア)を用いて適切な特徴量を選定し、回帰分析の手法の再考

52

目次

生体情報を用いた機械学習による 屋内清掃作業の動作分類

- ・背景と研究目的
- ・使用機器
- ・実験方法
- ・データ分析
 - ・結果
 - ・考察
- ・まとめ

情報処理学会 第197回ヒューマンコンピュータインタラクション研究発表会,
研究報告, vol. HCI-197, Vol.2022-HCI-197, No.56.1-5, 2022年3月

53

背景と研究目的

清掃作業で実際に健康の増進がみられることが検証
を行いたい



清掃作業動作には様々な動きの複合で行う動作が
存在するため検証は難しいと考えられる



清掃作業での健康増進の検証の前段階として
生体情報を用いた清掃作業の分類を行う

54

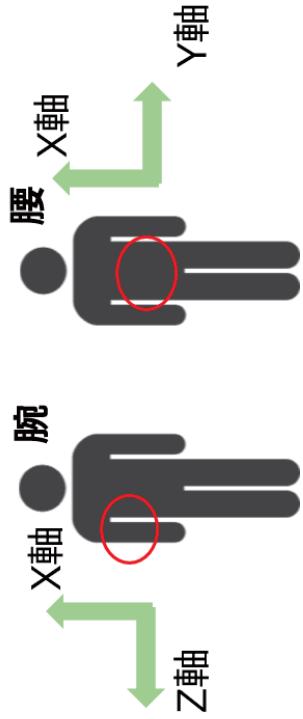
使用機器

製品名	AMWS020	Fitbit sense	HJA-750C Active Style Pro
心拍センサ	加速度センサ	心拍センサ	活動量計
AMWS020			
腰, 利き手の腕	腰, 利き手の腕	利き手ではない手首	腰
取得データ	加速度, 角速度	心拍数, 步数	Mets
サンプリング周波数	100[Hz]	心拍数: 1/[Hz] 歩数: 1/60[Hz]	1/10[Hz]

55

56

加速度センサの軸方向のイメージ図



腕 : Y軸は進行方向が正

腰 : Z軸は後ろ方向が正

57

実験方法

6種類のタスクを加速度センサ、心拍センサ、活動量計を装着して計測する。被験者は15名。

タスク	内容
安静状態	着席して3分計測
直線歩行	廊下の端から端まで3往復(約120m)
階段昇降	5階から3階までを1往復
掃除機清掃	廊下を5分間清掃
階段清掃	(ほうき)で階段を5分間清掃
拭き清掃	雑巾で机と棚を5分間清掃

58

分析に用いる特徴量

加速度、角速度

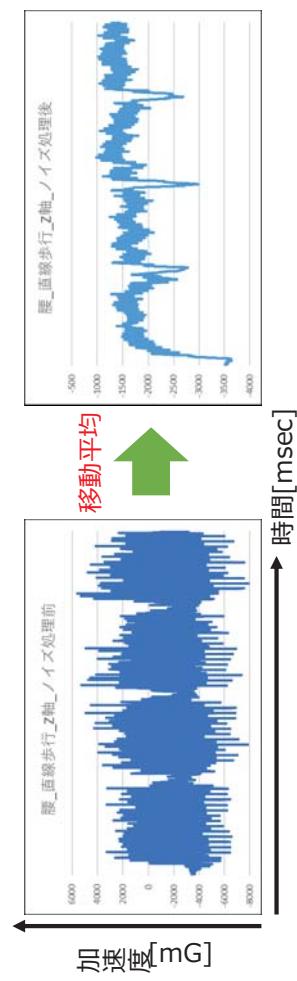
各軸の腕と腰の平均値、標準偏差

心拍数、Mets

最大値、最小値、平均値、標準偏差、中央値、範囲

歩数
合計値

加速度、角速度データに対して移動平均(100ステップ)でノイズ処理を行う



※直線歩行の一部のデータ

59

60

データ分析（一元配置分散分析）

一元配置分散分析

3群以上からなるデータの平均値を比較し、少なくとも一つの組み合わせに有意差があるかを調べる検定法。
青い箇所が優位水準0.05を満たしている特徴量

説明変数	p値	説明変数	p値	説明変数	p値
加速度_腕_X_平均	0.000	角速度_腕_X_平均	0.085	心拍数_最大値	0.195
加速度_腕_Y_平均	0.148	角速度_腕_Y_平均	0.000	心拍数_最小値	0.031
加速度_腕_Z_平均	0.001	角速度_腕_Z_平均	0.037	心拍数_平均	0.041
加速度_腕_X_標準偏差	0.000	角速度_腕_X_標準偏差	0.000	心拍数_標準偏差	0.323
加速度_腕_Y_標準偏差	0.000	角速度_腕_Y_標準偏差	0.000	心拍数_標準偏差	0.028
加速度_腕_Z_標準偏差	0.000	角速度_腕_Z_標準偏差	0.000	心拍数_中央値	0.441
加速度_腰_X_平均	0.000	角速度_腰_X_平均	0.351	Mets_最大値	0.527
加速度_腰_Y_平均	0.177	角速度_腰_Y_平均	0.000	Mets_最小値	0.072
加速度_腰_Z_平均	0.000	角速度_腰_Z_平均	0.000	Mets_平均	0.000
加速度_腰_X_標準偏差	0.000	角速度_腰_X_標準偏差	0.000	Mets_標準偏差	0.000
加速度_腰_Y_標準偏差	0.000	角速度_腰_Y_標準偏差	0.000	Mets_中央値	0.000
加速度_腰_Z_標準偏差	0.000	角速度_腰_Z_標準偏差	0.000	Mets_範囲	0.204
				步数	0.000

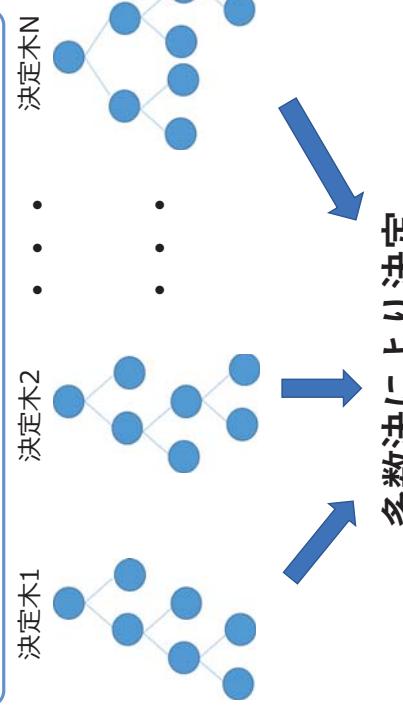
61

62

データ分析（ランダムフォレスト）

ランダムフォレスト

複数の決定木でアンサンブル学習を行う方法。

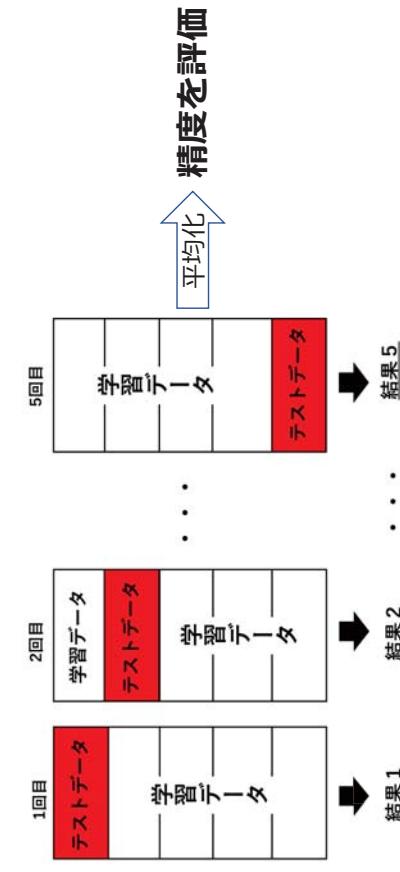


データ分析（交差検証）

交差検証

全体のデータを学習用データとテストデータに分け、テストデータを順番に入れ替えて精度を評価する方法

今回は学習用データを80%、テスト用データを20%として行う。



評価指標

評価指標として正解率とF値を用いる。

		予測値	
		True	False
真値	True	TP: True Positive	FN: False Negative
	False	FP: False Positive	TN: True Negative

$$\text{正解率(Accuracy)} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}}$$

$$\text{適合率(Precision)} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{再現率(Recall)} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

$$\text{F値(F-score)} = \frac{2\text{Precision} + \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

63

64

モデル構成

結果 (① : 心拍のみのモデル)

- ① : 心拍のみ
- ② : 加速度のみ
- ③ : 角速度のみ
- ④ : Metsのみ
- ⑤ : 複合モデル（心拍 + 加速度 + 角速度）
- ⑥ : 全特徴量モデル
(心拍 + 加速度 + 角速度 + Mets)

65

	予測値					
	階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	
真値	階段清掃	2	4	2	3	3
	安静状態	2	10	0	0	3
	階段昇降	1	2	7	2	2
	直線歩行	3	2	5	1	2
	掃除機清掃	2	6	2	1	2
	拭き清掃	0	5	1	0	1

↑ 正解率 : 0.33
F値 : 0.29

全てが「安静状態」と分類してしまうことが多い

66

結果 (② : 加速度のみのモデル)

	予測値				
	階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃
真値	階段清掃	13	0	0	1
	安静状態	1	12	1	0
	階段昇降	0	1	14	0
	直線歩行	1	1	1	0
	掃除機清掃	3	0	0	12
	拭き清掃	0	0	0	0

↑ 正解率 : 0.87
F値 : 0.86

「安静状態」「直線歩行」「掃除機清掃」がうまく分類できていない

結果 (③ : 角速度のみのモデル)

	予測値				
	階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃
真値	階段清掃	13	0	0	0
	安静状態	1	11	0	3
	階段昇降	0	0	14	1
	直線歩行	0	0	3	12
	掃除機清掃	2	0	0	0
	拭き清掃	0	0	0	0

↑ 正解率 : 0.87
F値 : 0.86

「安静状態」「直線歩行」「掃除機清掃」が比べて安静状態の分類精度が悪い

67

68

結果（④：Metsのみのモデル）

結果（①+②+③：複合モデル）

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	1	0	2	2	5	5
	安静状態	0	15	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	10	2	1	2
	直線歩行	0	2	2	9	2	0
	掃除機清掃	2	0	2	0	10	1
	拭き清掃	0	0	4	1	3	7

↑ 正解率：0.58
F値：0.53

安静状態の分類精度はよかつたが、
それ以外のタスク（作業）は分類精度が悪い

69

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	13	0	0	0	1	1
	安静状態	1	14	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	14	1	0	0
	直線歩行	0	0	1	14	0	0
	掃除機清掃	3	0	0	0	12	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

↑ 正解率：0.91
F値：0.91

「掃除機清掃」のみ精度の向上がみられなかつた

70

結果（全特徴量を用いたモデル）

心拍のみを用いたモデルの分類精度が特に悪い

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	11	0	0	0	2	2
	安静状態	1	14	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	14	1	0	0
	直線歩行	0	0	3	12	0	0
	掃除機清掃	3	1	0	0	11	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

↑ 正解率：0.86
F値：0.87

Metsも加え、変数を多く用いたが分類精度の向上は
みられなかつた

- ・計測機器のサンプリング周波数が低く、十分なデータ量が取れなかつた

- ・心拍は加速度や角速度と比べ環境の変化を受け取りやすいため、タスク前後やタスク中の些細な環境の変化で、心拍にばらつきがでた可能性

71

72

考察

複合モデルでは「安静状態」の精度が、加速度や角速度のみのモデルときよりも高い
モードルを複合化する際に心拍の特徴量を探査すること
は有用であると考えられる

複合モデルが最も良い精度を出したものの、「掃除機清掃」を「階段清掃」と誤分類することが多かった
→ 特徴量を再検討する必要がある

スマートセンサを用いたSociety5.0



まとめ

研究

心拍、加速度、角速度などのデータから、機械学習を用いて清掃作業の動作分類を行った

結果

心拍・加速度・角速度から得られる特徴量で構成した複合モデルでは推定精度が**0.91**と高い結果が得られた

今後の課題

- 「掃除機清掃」と「階段清掃」の分類がうまくできていなかつたため、両タスクの分類精度の向上
- 実際の作業現場での清掃作業でも分類できるのかの検証

73

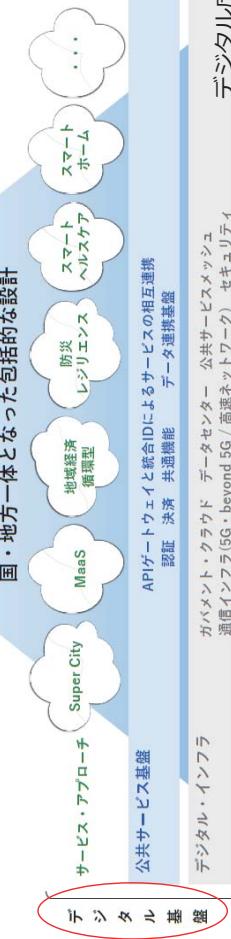
スマートセンサが成就の力ギ・・・

- 地域の「暮らしや社会」、「教育や研究開発」、「産業や経済」をデジタル基盤の力により変革し、
・「大都市の利便性」と「地域の豊かさ」を融合した「デジタル田園都市」を構築。
- 「心ゆたかな暮らし」(Well-being)と「持続可能な環境・社会・経済」(Sustainability)を実現。

地方の魅力をそのままに、都市に負けない利便性と可能性を

- | | |
|---|---|
| 暮らしの変革 | 知の変革 |
| ・子供達の未来を支える最高の教育
・ヒトを惹きつける魅力的な仕事
・生活を通じたゆとりと安心のある暮らしを実現 | ・やる気のある地域大学・高専を核に
・地域の強みを生かした知見の集積
・地域における公民学・村の好循環 |

Well-being: 心ゆたかな暮らし
Sustainability: 持続可能な環境・社会・経済



より便利で安全・安心な生活

経済発展と社会的課題の解決を両立

デジタルリテラシー資料;

煩わしい作業から解放され、時間を有効活用

13