

## Real-time stress detection using Yuragi learning by multimodal integration of living-body information

大阪大学 大学院情報科学研究科 情報ネットワーク学専攻 村田研究室  
博士前期課程 2年  
吉田 理沙

情報ネットワーク学専攻修士論文発表会  
2023年2月9日

1

## 研究背景と既存研究の課題

- 研究背景**
  - 労働環境や精神的負荷に基づく心理的疲労が問題
  - ストレス状態では交感神経が優位となり生体反応が発生
  - 生体情報とストレスの関係に着目した研究が盛ん
    - ストレス検知に有意な生体情報の研究<sup>[1]</sup>
    - ウェアラブルデバイスから取得できる生体情報に着目
      - リアルタイムに生体情報を取得可能
      - 複数の生体情報を統合することで精度向上を実現<sup>[2]</sup>
- 既存研究の課題**
  - ウェアラブルデバイスで得たデータにはノイズが含まれる
  - ストレスが生体情報に与える影響には個人差が存在
  - 判別に有用な生体情報は状況により異なる



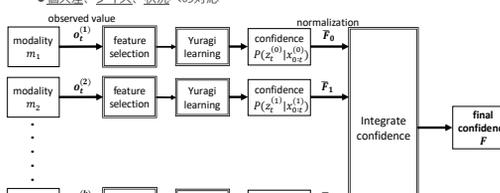
リストバンドデバイス

[1] C. Setz, B. Avrith, J. Schumm, R. La Marca, G. Tröster, and U. Ehlert, "Discriminating stress from cognitive load using a wearable EDA device," IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol. 14, no. 2, pp. 412-417, 2009.  
[2] P. Schmidt, A. Reiss, R. Baurichen, C. Marburger, and K. Van Laerehoven, "Stress-detecting using a multimodal dataset for wearable stress and affect detection," in Proceedings of the 2020 ACM International Conference on Multimodal Interaction, 2020, pp. 600-608.

2

## 研究目的とアプローチ

- 研究目的**
  - リアルタイムなストレス検知システムの構築
- アプローチ**
  - 特徴量選択手法、ゆらぎ学習、マルチモーダル統合処理の組み合わせ
    - 個人差、ノイズ、状況への対応

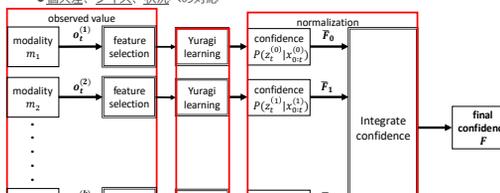


提案手法概要図

3

## 研究目的とアプローチ

- 研究目的**
  - リアルタイムなストレス検知システムの構築
- アプローチ**
  - 特徴量選択手法、ゆらぎ学習、マルチモーダル統合処理の組み合わせ
    - 個人差、ノイズ、状況への対応



提案手法概要図

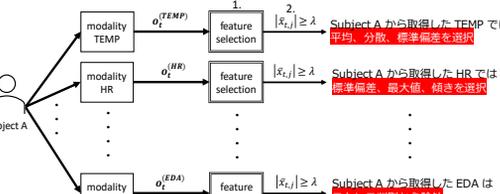
4

## 特徴量選択手法の仕組み

$\bullet o_t^{(TEMP)}$ : TEMPの観測情報  
 $\bullet x_{t,j}$ : j番目の特徴量

- 個人に合わせてモダリティごとに特徴量を選択**

- 各モダリティの観測情報  $o_t^{(k)}$  から特徴量  $x_{t,j}$  を抽出
  - モダリティ: 体温 (TEMP)、心拍数 (HR)、皮膚電気活動 (EDA)、脈波、鼓動間隔など
  - 特徴量: 平均、分散、標準偏差、最小値、最大値、範囲、傾き など
- 閾値  $\lambda$  を設定し、特徴量を選択
  - 全特徴量が閾値以下であれば、そのモダリティ自体を判別から除外



特徴量選択手法の例

5

## ゆらぎ学習<sup>[1]</sup>による判別の仕組み

- 脳の認知過程をモデル化した BAM<sub>[2]</sub> に基づいた認知手法**

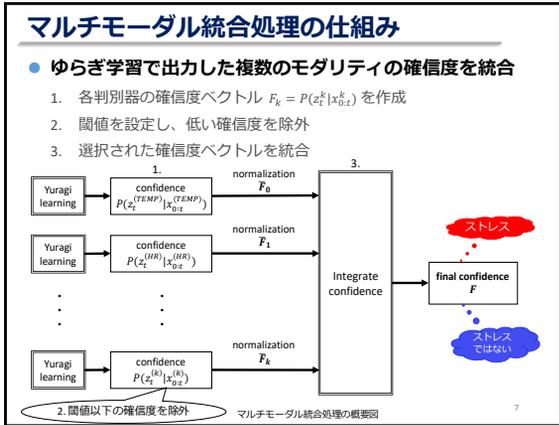
- BAM: Bayesian Attractor Model**
  - ノイズが含まれる観測情報から意思決定を行うことが可能
  - $x_t$  を入力とし、内部状態  $z_t$  をベイズ推定により更新
  - $z_t$  が  $\phi_i$  のいずれかに到達すると意思決定を実行
    - $z_t$  が  $i$  番目の選択肢である確率を確信度  $P(z_t = \phi_i | x_{0:t})$  で出力
    - 確信度が閾値  $\lambda$  を超えた選択肢を採用



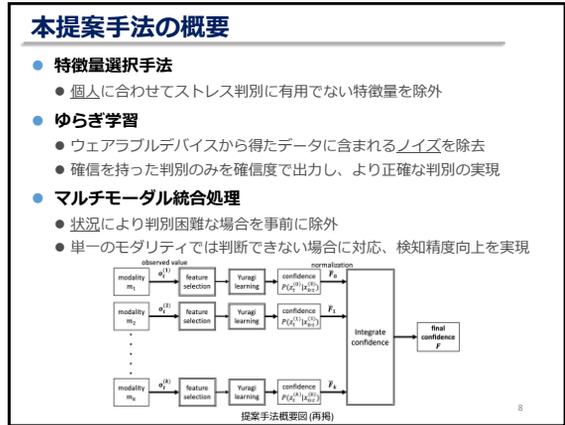
BAM 概要図

$\bullet x_t$ : 時刻 t における観測値  
 $\bullet z_t$ : 時刻 t における認知状態  
 $\bullet \phi_i$ : 各選択肢に該当する典型的な観測値

6



7



8

### 評価結果: データセットと評価方法

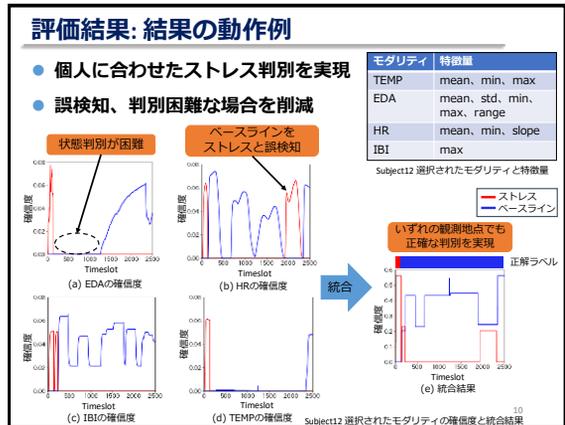
- 様々な温度環境で快適度を回答したデータ [3] を取得
  - ウェアラブルデバイスから取得したモダリティ 8 種
  - 特徴量選択で特徴量を選択した 22 名を対象
  - ストレス状態とストレスではない(ベースライン) 状態の判別
- 評価指標を元に累積分布で比較評価
  - 偽陰性率:  $False\ negative\ rate = \frac{FN}{TP+FN+X}$ 
    - ストレスのラベルのうち、誤検知した割合
  - 偽陽性率:  $False\ positive\ rate = \frac{FP}{TP+FP}$ 
    - ストレスと判別したうち、誤検知した割合
  - 判別不可率:  $Unavailable\ rate = \frac{X}{TP+FN+X}$ 
    - ストレスのラベルのうち、確信度 0 を出力した割合

真の値	予測値			確信度 0
	ストレス	ベースライン	ベースライン	
ストレス	TP	FN	X	X
ベースライン	FP	TN	Y	Y

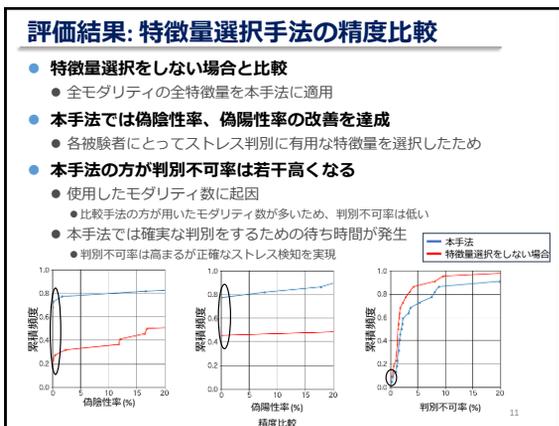
モダリティ	特徴量
TEMP (体温)	mean, min, max
EDA (皮膚電気活動)	mean, std, min, max, range
phasicEDA (phasic筋)	
SNMAphasicEDA (下体重神経活動)	
tonicEDA (tonic筋)	
BVP (脈波)	
IBI (鼓動間隔)	
HR (心拍数)	

評価に用いたモダリティ

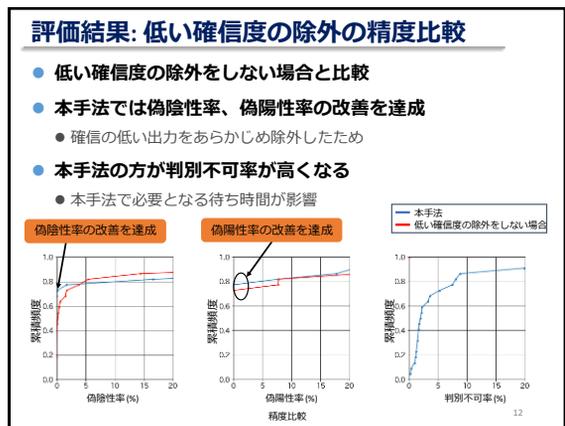
9



10



11



12

## まとめと今後の課題

### ● まとめ

- 既存手法の課題に対応したストレス検知手法を提案
  - 特徴量選択手法、ゆらぎ学習、マルチモーダル統合処理
- 偽陰性率、偽陽性率の改善を達成
  - より正確な判別を実現

### ● 今後の課題

- 一部の被験者のストレスを判別できなかった
  - 既存手法との組み合わせによって特徴量数を増やし、選択肢の幅を広げる
  - 特徴量の選択やパラメータの更新による精度向上
- 異なる種類のストレスデータセットでの実証

13