

生体データと加速度データ を用いた行動認識

1515050 山本聖也

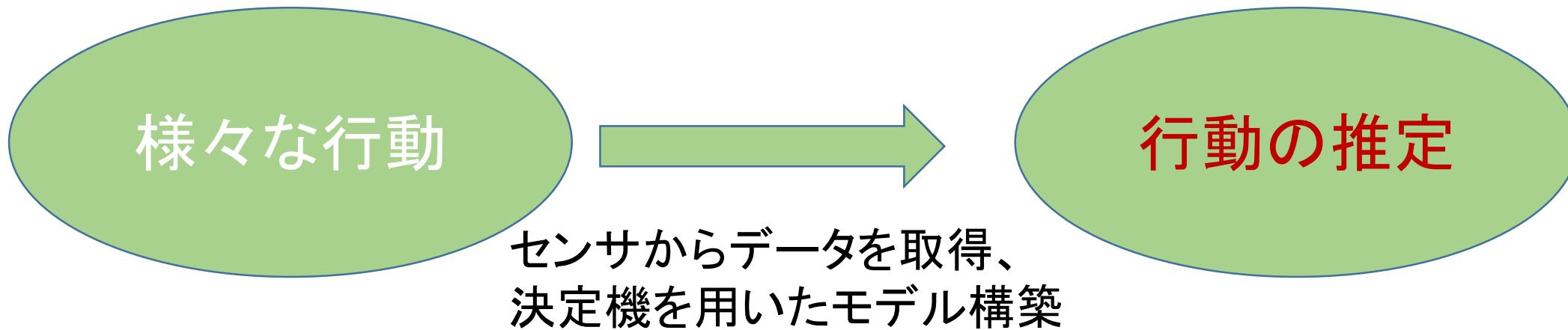
目次

1. はじめに
2. データ収集装置
3. 基本行動の認識
4. 食事行動の認識実験
5. おわりに

1. はじめに

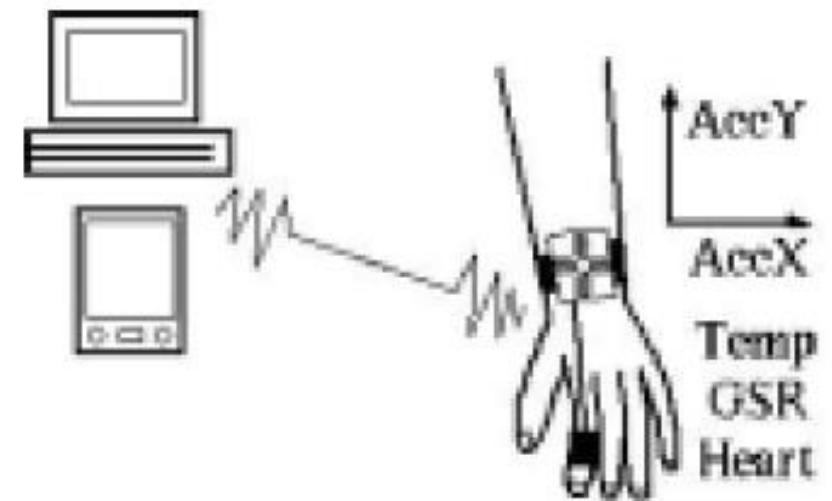
- ・計算機にさまざまなセンサを組み込む
→生体情報を長時間収集することが可能、また様々なサービスの実現が可能になる

- ・本研究



2. データ収集装置

- LifeMinderR
 - 手首および指に装着することで加速度, 脈波, GSR(皮膚電気反射)を取得することが可能
- データを一定間隔でPCに無線で送信
→長時間に及ぶデータ計測が可能



3. 基本行動の認識

3.1 多様な状況下での基本行動識別

- 20~40代の男女6人のデータを取得

大まかな行動(基本行動)を扱う

本節では「歩く」,「走る」,「立ち止まる」,「デスクワーク」

CART型の2進分類木で行動識別のモデルを構築

本節ではノイズが生じにくく, 複雑な処理を必要としない加速度データのみを採用する

「歩く」：平地，平地+装着側の手に(大きめの)鞄，平地+装着反対側の手に鞄，平地+装着側の手に(軽い)ファイル，平地+装着反対側の手にファイル，階段，階段+好きな側に鞄，階段+好きな側にファイル，の8種。

「走る」：平地，平地+装着側の手に鞄，平地+装着反対側の手に鞄，の3種。

「立ち止まる」：「走る」と同じ3種。

「デスクワーク」：PC作業，書類を読む，書類を書く，自由行動，という4種。

- ・時系列

$P = \{p(t), p(t-1), p(t-2), \dots\}$

- ・平均, 標準偏差

$\text{Ave}(p(t)), \text{StdDiv}(p(t))$

```
Ave(AccY(t)) > Th1 [D 45/1165]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) > Th2 [B 3/30]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) <= Th2 [D 18/1135]
Ave(AccY(t)) <= Th1 [A 661/1176]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) > Th3 [A 243/739]
|   | ** > Th4 [B 48/258]
|   | ** <= Th4 [A 32/481]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) <= Th3 [C 36/437]
```

A:歩く, B:走る, C:立ち止まる, D:デスクワーク

** : $\text{Ave}(\sqrt{((\text{AccX}(t)-\text{AccX}(t-1))^2 + (\text{AccY}(t)-\text{AccY}(t-1))^2}))$

図 2: 単純化した決定木

- ・デスクワークと他の行動は, AccYの水準によって区別
- ・AccYの変化の少ない立ち止まるは, 歩く・走ると区別
- ・階段を歩いている場合と鞄を装着側の手にもって走っている場合の
データは個人差が大きい
- ・個人差が強く出ているデータは5%以下
→決定木から取り除いても問題はない

3.2 連續行動識別

- 歩く(A), 走る(B), 立ち止まる(C)という行動を

$A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow A \rightarrow C \rightarrow A$

という順序でデータを収集

属性変数は

$\text{Ave}(\text{Acc}X(t))$

$\text{Ave}(|\text{Acc}X(t)) - \text{Acc}X(t-1)|)$

$\text{Ave}(\text{Acc}Y(t))$

$\text{Ave}(|\text{Acc}Y(t)) - \text{Acc}Y(t-1)|)$

- ・決定木の識別精度は97%であるため高精度で識別が可能

```

Ave(AccY(t)) > Th1 [B 316/651]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) > Th2 [B 4/306]
| Ave(|AccY(t)-AccY(t-1)|) <= Th2 [C 13/345]
Ave(AccY(t)) <= Th1 [A 16/397]
| Ave(|AccX(t)-AccX(t-1)|) > Th3 [B 1/8]
| Ave(|AccX(t)-AccX(t-1)|) <= Th3 [A 9/389]

```

A:歩く, B:走る, C:立ち止まる.

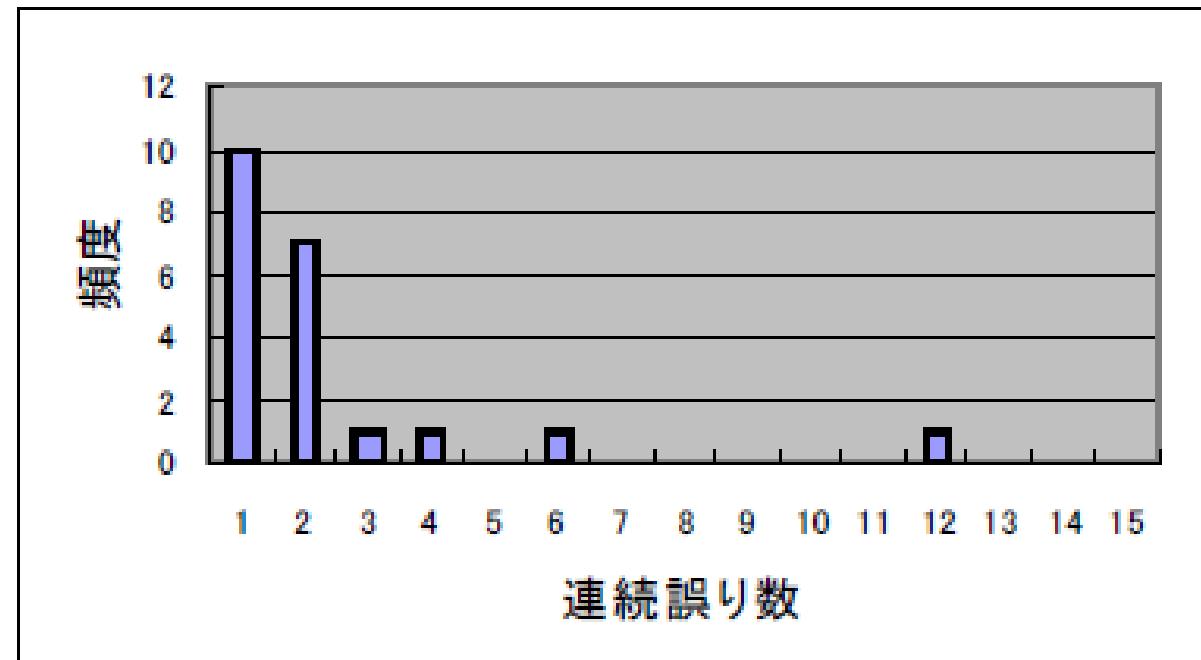
図 3 : 単純化した決定木

T: AAAAAAAAABBBBBBBBBBCCCCCCCC
 R: AAAACAA**C**BBBAABBBB**CCC**BB**CC**AC

図 4: 連続識別の例(太字が誤り)

連續誤り数

- 右図は決定木で識別した場合の連續誤り数の頻度
- 多くの誤りは2秒程度しか連續していないので単純なフィルタによって取り除くことができると思われる



4. 食事行動の認識実験

- ・健康管理, 投薬管理など「食事」の行動は重要
- ・生理学上の考察から脈波, GSR, 皮膚温度を加える
- ・データ収集では食事行動以外に11種類の食事外タスクを行った
- ・{食事, 食後, 食事外}の3クラス問題としてモデル構築を行う

Z軸加速度の推定

- 食事タスク実行中の被験者は手の甲に垂直な成分のうごきがおおいたため以下の計算式を用いてZ軸加速度の推定を行う

$$Z'(t) = 256^2 - (\text{Ave}(\text{AccX}(t), 80) - 512)^2 - (\text{Ave}(\text{AccY}(t), 80) - 512)^2,$$

If $Z'(t) > 0$ Then $Z(t) = \sqrt{Z'(t)}$
Else $Z(t) = 0.$

- $Z(t)$ からの属性変数

{ $\text{Ave}(Z(t), 100)$, $\text{StdDev}(Z(t), 100)$, $\text{Ave}(|Z(t) - Z(t-1)|, 99)$, $\text{StdDev}(|Z(t) - Z(t-1)|, 99)$ }

モデル化の際に用いた生体データの特徴量

- $\text{Ave}(\text{Temp}(t)), \text{StdDev}(\text{Temp}(t))$
 - $\text{Temp}(t) - \text{Temp}(t-L+1)$
 - $\text{StdDev}(\text{Heart}(t))$
 - $\text{Ave}(|\text{Heart}(t) - \text{Heart}(t-1)|)$
 - $\text{HeartRate}(\text{Heart}(t), \theta_1)$
 - $\text{GSRFrec}(\text{GSR}(t), \theta_2)$
- └ セグメント長, HeartRate 心拍数, GSRCfree GSR頻度

食事別決定木の精度

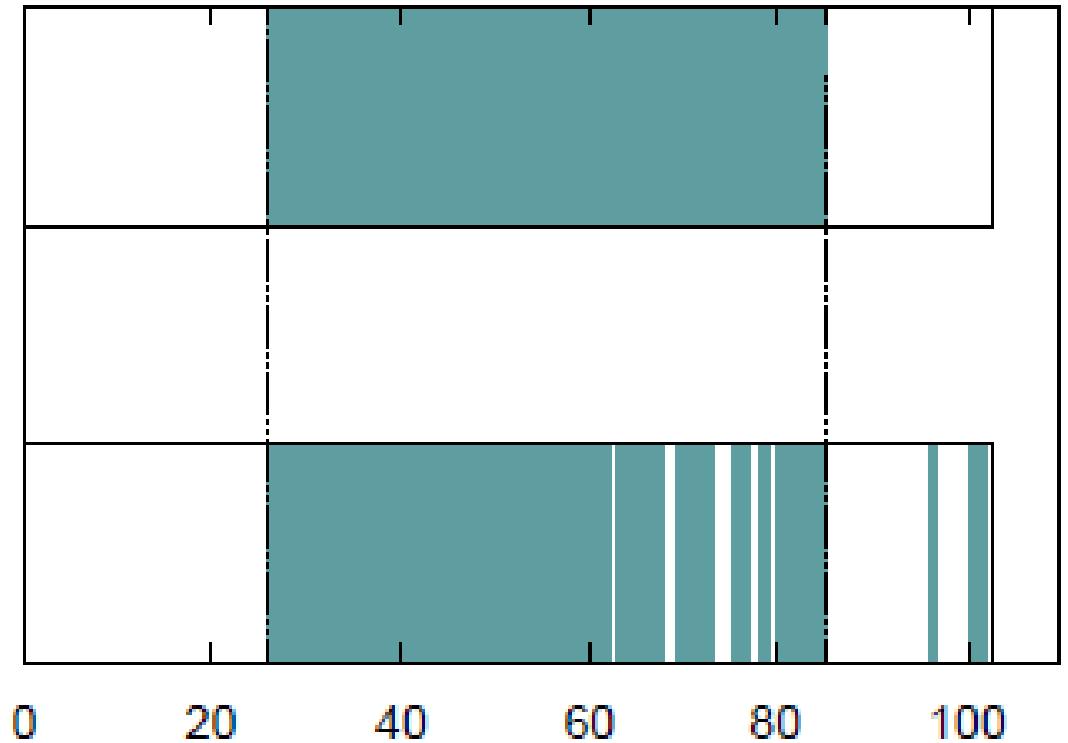
識別精度(%)		食事	食後	食事外	全体
加速度なし	訓練データ	88.5	72.6	95.0	93.7
	テストデータ	73.8	42.9	91.4	88.1
加速度あり	訓練データ	88.2	91.8	97.2	96.0
	テストデータ	79.1	74.0	95.0	92.3

実験結果から加速度を用いた場合の予測精度が優れていることが分かる

これは加速度は体温などに比べて即座に変化するためだと思われる

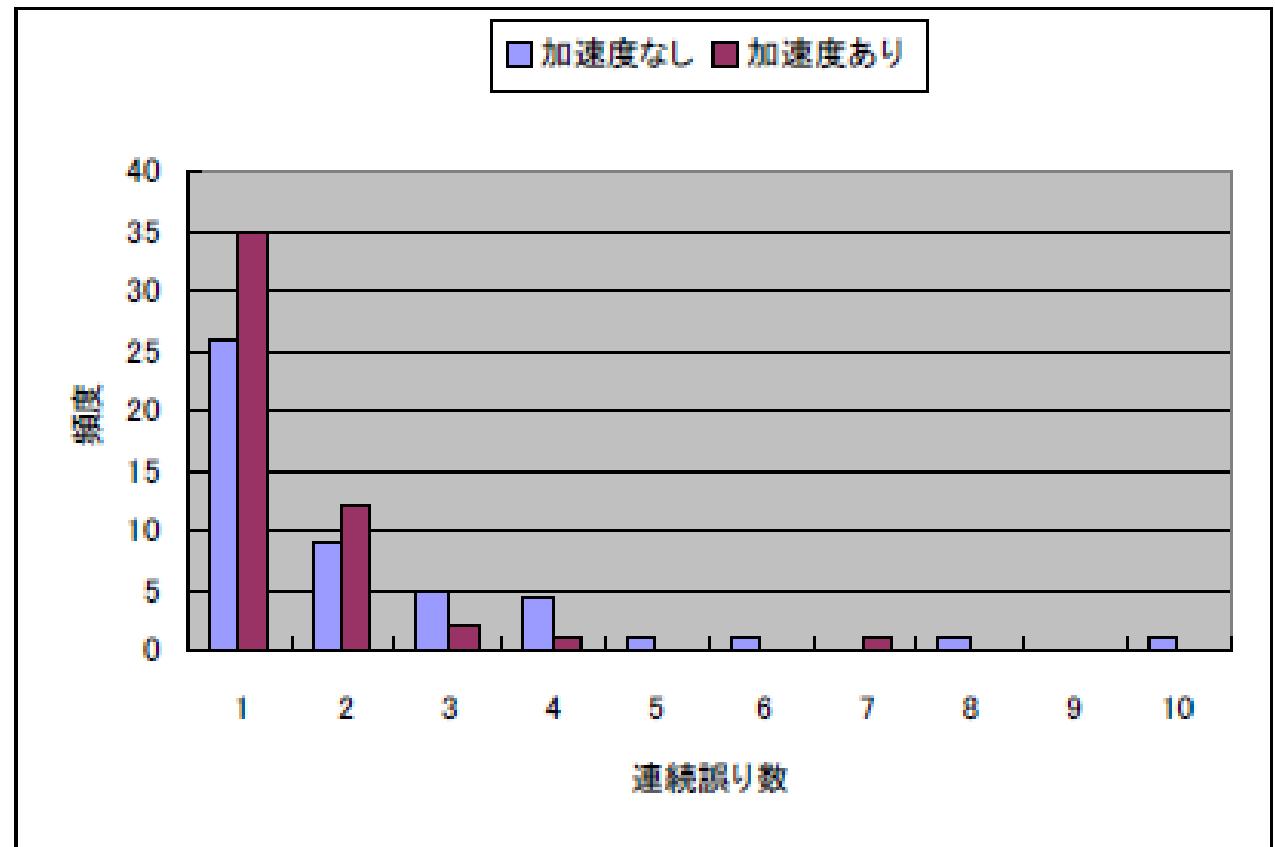
連續識別の典型例

- 右図は上が教師信号で下が識別結果となっている
- 塗りつぶされているところが食事中の行動となっている、識別誤りはあるものの良好な識別結果が得られている



連續誤り数の頻度

- ・ 加速度ありとなしの場合で
比べたところ、加速度ありの方
が誤りの連続性に関して
好ましい性質を示している



5. おわりに

- ・日常行動における基本行動, 食事行動の高精度の行動推定が可能であることを示した
- ・多くの被験者や状況からのデータを扱い, モデルの頑健性を示すことや, 突発的な行動を素早く検出できる認識モデルの構築が必要である