

2019年2月19日

# 環境・生体データからの 勾配・制約を考慮した粒子群最適化による 行動パターン解析

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

山本 聖也

富山県立大学 情報基盤工学講座

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

# 1. はじめに

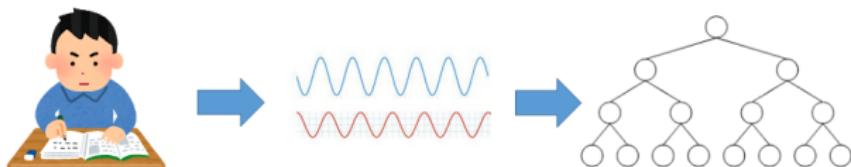
## 本研究の目的

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

行動パターンの分析のためのN進木の分類表現と、粒子群最適化  
**(Particle Swarm Optimization : PSO)** による決定木のパラメータ  
推定アルゴリズムの提案。ならびに勾配・制約を考慮した **PSO** の  
探索能力の向上。

## 本研究の概要

- 環境・生体データ収集システムの開発
- N進木の分類表現による行動パターン解析
- 勾配・制約を考慮した **PSO** によるクラスタリングの提案



## 2. ライフログと各種センサ

### 環境・生体データ収集機器

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

マイコン（ArduinoとRaspberry Pi 3.0）とセンサ類を組み合わせて独自のライフログの測定機器を開発する。

#### 収集データ一覧

- 環境センサ「GPS（緯度、経度、海拔）、温度、湿度、気圧、照度、人感、加速度（3軸）、角速度（3軸）、磁気コンパス（3軸）」
- 生体センサ「体温、心拍、GSR」

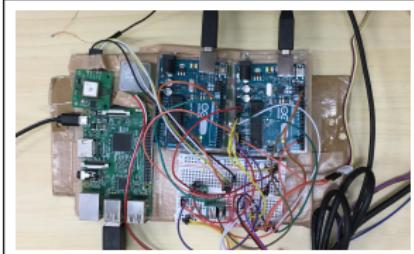


Figure 1: データ収集機器

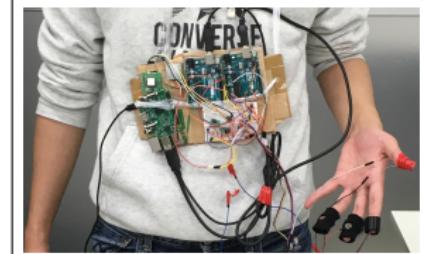


Figure 2: 装着時

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

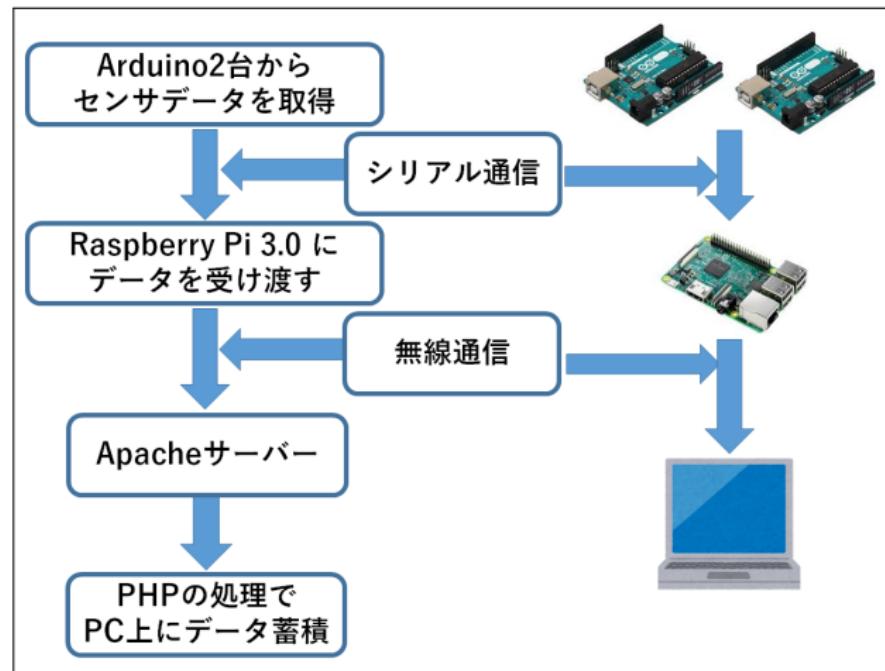


Figure 3: 環境・生体データ収集機器の詳細

### 3. センサデータからの行動識別

#### KH Coder による従来手法

テキストから指定した抽出後に対する多変量解析

- 階層的クラスター分析
- 多次元尺度構成法

#### 実験環境ならびに収集されたデータ例

時間帯:ある平日の 13 時から 18 時

場所:研究室, 廊下, 階段, トイレ, 学外, 自宅

行動・状態:静止, 水平移動, 昇降移動

Table 1: ラベル付けしたデータ

LON36.70638	LAT137.095490	HEI-91.9	T20.07	HUM34.92	PRE1019.04	rig646	zinkan0
LON36.70627	LAT137.095470	HEI-97.3	T20.02	HUM34.96	PRE1019.01	rig477	zinkan0
LON36.70620	LAT137.095630	HEI-102.1	T19.98	HUM35.10	PRE1019.00	rig668	zinkan0
LON36.70619	LAT137.095600	HEI-106.4	T19.91	HUM35.19	PRE1019.07	rig514	zinkan0

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

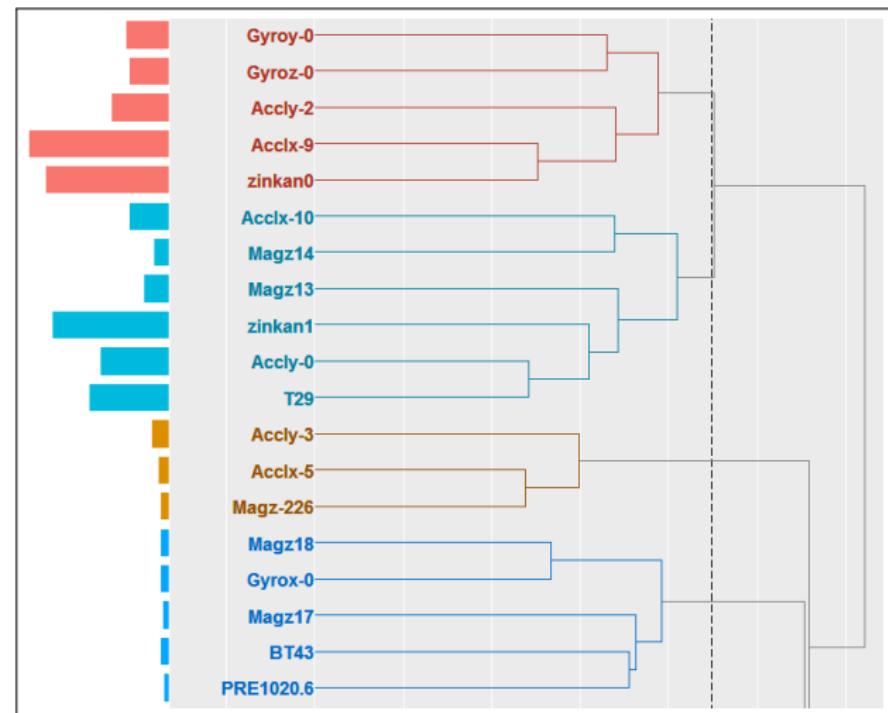
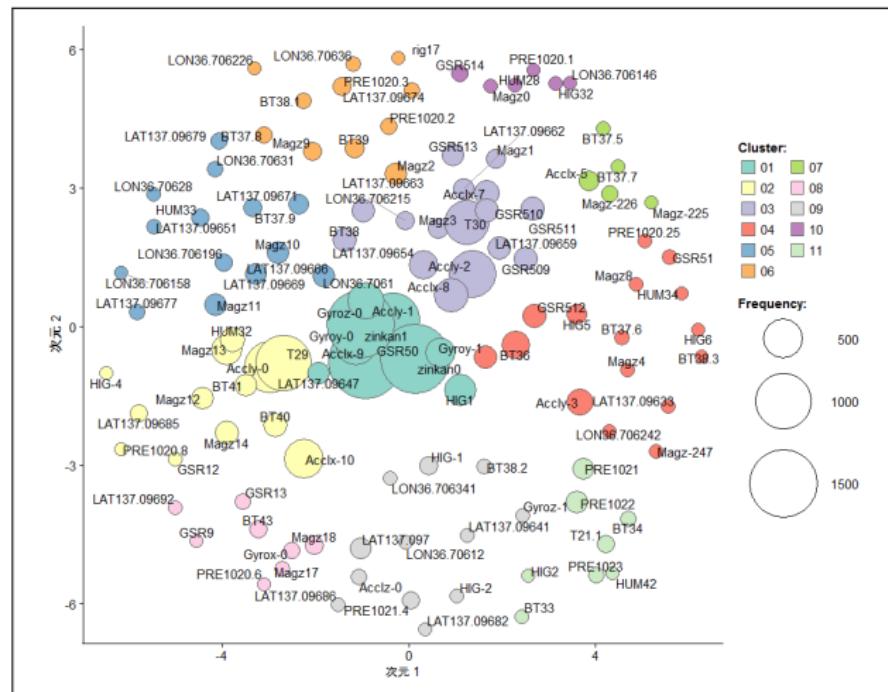


Figure 4: 環境・生体データの階層的クラスター分析

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに



- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

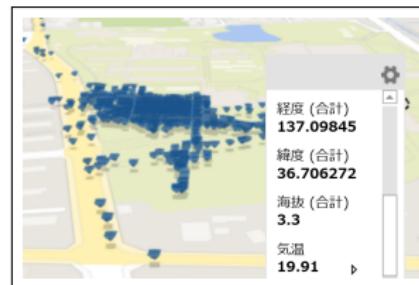


Figure 6: センサデータのマッピング

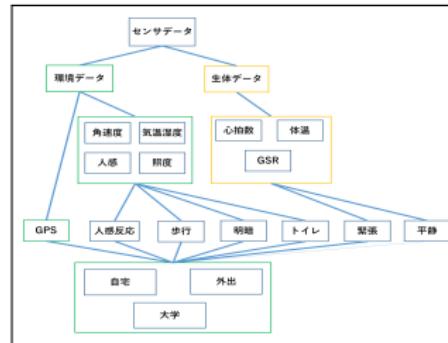


Figure 7: N進木の分類表現

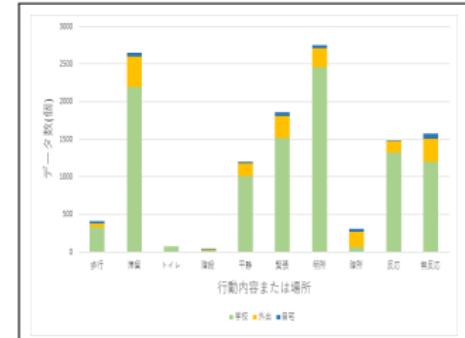


Figure 8: 分類結果

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

## 粒子群最適化 (PSO)

**PSO** によるクラスタリングアルゴリズムを提案する前段階として,  
**PSO** に勾配と制約を考慮したハイブリッドなモデルを示す.

### 連続時間 PSO + 勾配情報

$$\begin{aligned}\frac{dx^p(t)}{dt} &= c \int_0^t e^{-a(t-\tau)} [F^p(x^p(\tau), \tau) + C(x^p(\tau), \tau) \\ &\quad - \nabla E(x^p(\tau), \tau)] \tau \\ \frac{d^2x^p(t)}{dt^2} + a \frac{dx^p(t)}{dt} &= c [F^p(x^p(t), t) + C(x^p(t), t) \\ &\quad - \nabla E(x^p(t), t)]\end{aligned}$$

個体: $p$ , パラメータ: $c, a$ , 関数: $F, C$ , 勾配関数:  $\nabla E$ , ステップ数: $\tau, t$

## 連続時間 PSO + 勾配情報 + 制約

- はじめに
- ライログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

$$\begin{aligned} & \min \quad E \quad (x) \\ \text{subj.to} \quad & p_i \leq x_i \leq q_i, i = 1, \dots, n \end{aligned}$$

を解くために、非線形変数変換モデルを作成する。

$$x_i = f_i(y_i) = \frac{q_i + p_i \exp(-y_i)}{1 + \exp(-y_i)}$$

制約条件付問題に代入し、 $x$  を消去すると

$$\min E(f(y))$$

を得ることができる。よって、

$$\begin{aligned} \frac{d^2 y^p(t)}{dt^2} + a \frac{dy^p(t)}{dt} = & c[F^p(y^p(t), t) + C(y^p(t), t) \\ & - \nabla E(y^p(t), t)] \end{aligned}$$

## 従来手法との比較

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

### Griewank :多峰性を持つ関数 :

$$f(x_1, \dots, x_n) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i}), \quad f_{\min}(0, \dots, 0) = 0$$

### Booth :单峰性を持つ関数 :

$$f(x_1, x_2) = (x_1 + 2x_2 + -7)^2 + (2x_1 + x_2 - 5)^2, \quad f_{\min}(1, -3) = 0$$

- 多峰性と单峰性の違いによる影響の比較
- 粒子の数による影響の比較
- 制約条件を考慮した場合

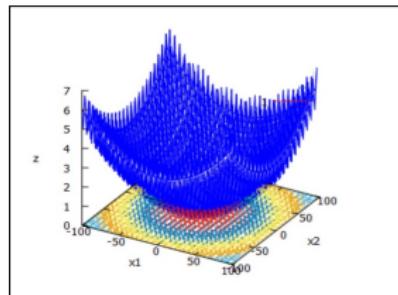


Figure 9: **Griewank**

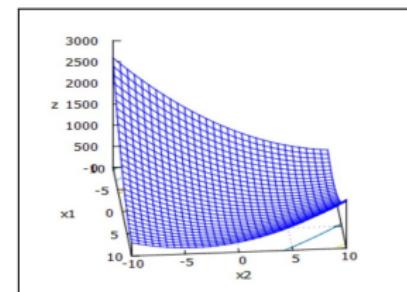


Figure 10: **Booth function**

## 1. 多峰性と单峰性の違いによる影響の比較

各パラメータ :  $c_1 \cdot c_2 = 1.4$ ,  $c_3 = 0.1$ ,  $a = 1.0$ ,  $\Delta T = 0.9$ ,  $N = 10$

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

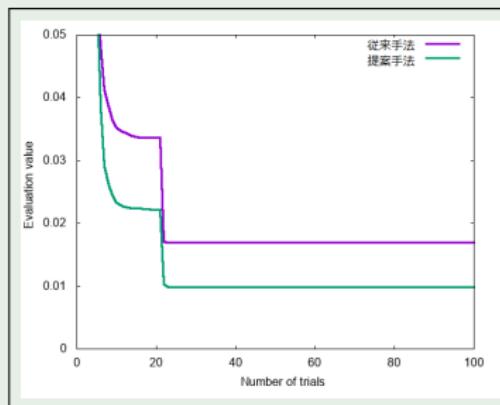


Figure 11: Griewank 実行結果

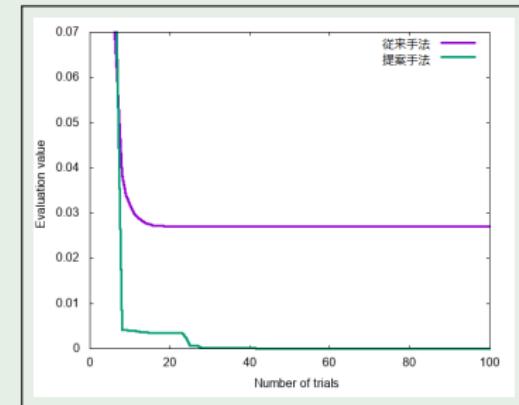


Figure 12: Booth 実行結果

## 2. 粒子の数による影響の比較

- はじめに
- ライフログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

### 評価関数:Booth

各パラメータ :  $c_1 \cdot c_2 = 1.4$ ,  $c_3 = 0.1$ ,  $a = 1.0$ ,  $\Delta T = 0.9$

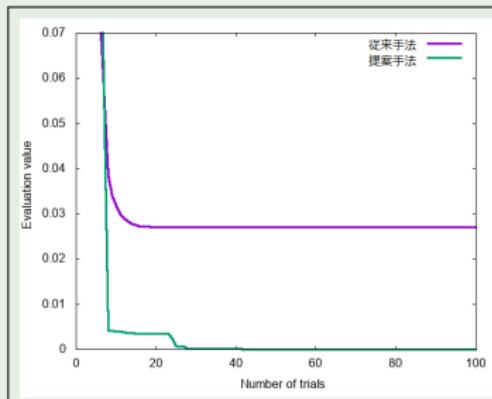


Figure 13:  $N=10$  の場合

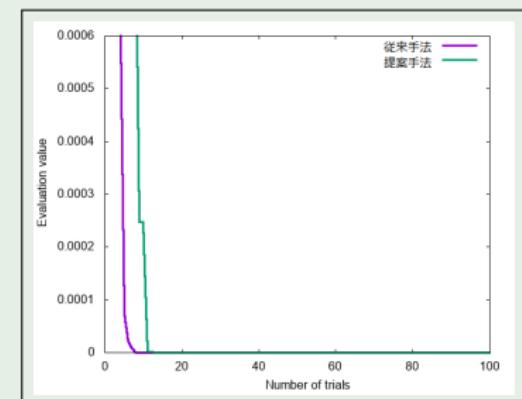


Figure 14:  $N=100$  の場合

### 3. 制約条件を考慮した場合

- はじめに
- ライログと各種センサ
- センサデータからの行動識別
- 提案手法
- おわりに

#### 評価関数:Booth

制約  $-10 < x_1 < -5, -10 < x_2 < -5, f_{min}(-5, -5) = 884$

各パラメータ :  $c_1 \cdot c_2 = 1.4, c_3 = 0.1, a = 1.0, \Delta T = 0.9, N = 10$

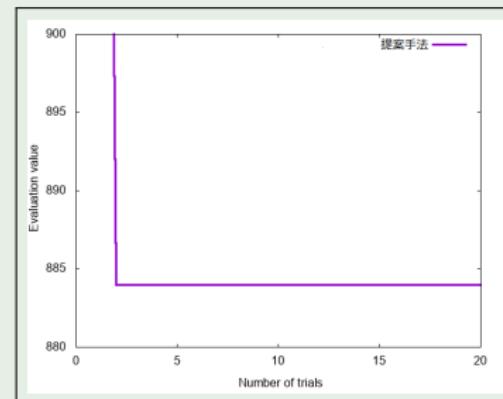


Figure 15: 制約条件を考慮した場合

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

## PSO によるクラスタリング

PSO でクラスタリングを行う際には、適合度関数  $f$  によって、全てのパターン  $X_p$  に対してユークリッド距離を計算し、最も近い重心を持つクラスターに  $X_p$  を割り当てる。

$$E(x) = f(x_i, M_i) = w_1 \bar{d}_{\max} + w_2 (R_{\max} - d_{\min}(x_i)) + w_3 J_e$$

粒子の番号 :  $i$ , クラスターの番号 :  $p$ , クラスター重心ベクトル :  $V$ ,  
クラスター重心の可能なセット数 :  $x$ ,  
データセット内の最大の特徴量 :  $R_{\max}$ ,  
粒子のクラスターへのパターンの割り当てを表す行列 :  $M$ ,  
任意のクラスター間のユークリッド距離 :  $d$

---

<sup>1</sup>Oded Maimon, Lior Rokach, "Soft Computing for Knowledge Discovery and Data Mining", Springer, Israel, 2005.

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

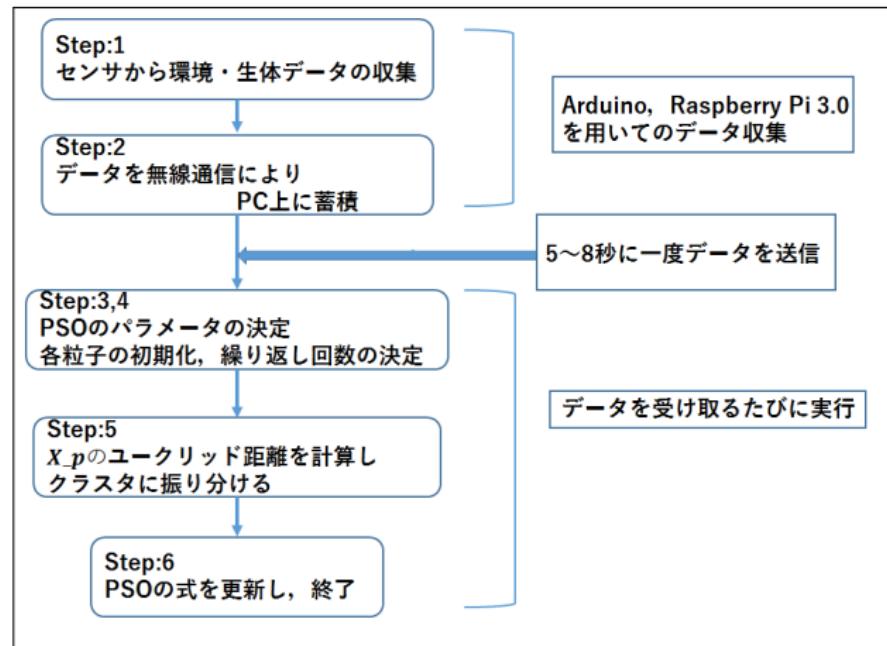


Figure 16: 提案手法の全体のフロー

# まとめと今後の課題

17/17

1. はじめに
2. ライフログと各種センサ
3. センサデータからの行動識別
4. 提案手法
5. おわりに

## まとめ

- 環境・生体データの収集機器を開発
- 従来手法によるクラスタリング
- 勾配・制約を考慮した **PSO** の有効性の確認
- **PSO** によるクラスタリング・アルゴリズムの提案

## 今後の課題

提案したアルゴリズムを用いたクラスタリングを行い、有効性の比較、検証を行う必要がある。