

# 乳幼児の腸音量を用いた AdaBoost 型機械学習による体動量予測と睡眠度合判定

Physical activity prediction and sleep level judgment using AdaBoost type machine learning using intestinal volume of infants

† 谷口 虎太郎

Kotaro TANIGUCHI

† 望主 将基

Shoki MOCHINUSHI

† 藤部 虎大

Kota FUJIBE

† 田邊 造

Nari TANABE

公立諏訪東京理科大学 † Suwa University of Science

E-mail: † {t119091@ed, t118158@ed, gh21520@ed, nari@rs}.sus.ac.jp,

## 1 はじめに

本論文は、乳幼児の睡眠時における腸音を特徴量とした AdaBoost 型機械学習による体動量予測の提案と睡眠度合について文献的に考察している。提案手法は、(Step 1) 腸音を時間周波数解析を用いて可視化し、特徴的な 6 つの音を判定した後に腸音量を定める。(Step 2) 腸音量とその変化量の特徴量とした AdaBoost を用いて、乳幼児の (Step 3-1) 体動量予測と (Step 3-2) その結果に基づいた睡眠の度合いについて考察している。提案手法の特徴は腸音のみから (i) 体動量を予測して、(ii) 睡眠度合について文献的に議論していることである。

## 2 提案手法

### Step 1 腸音の判定

#### Step 1-1 雑音の処理

提案手法は、特徴的な腸音を抽出するために、観測腸音を時間周波数解析した結果を図 1-1 に示す。図 1-1 は雑音が含まれているため、低周波数域に雑音が多く含まれる特性と腸音の特性を用いて雑音を除去する。

#### Step 1-2 腸音の抽出

Step 1-1 の処理が原因で腸音スペクトルが途切れてしまう場合がある。従って、時刻  $t$  でかつ周波数  $f$  のパワースペクトル  $P_{t,f}$  および途切れ時間を  $\tau$  としたとき、 $P_{t,f} = P_{t-\tau,f}$  となるように図 1-1 を補填した結果を図 1-2 に示す。

腸音の長さ、周波数帯域の幅に加え最大周波数から独自に決定した 6 つの腸音に分類して腸音を抽出する。

### Step 2 変化量と腸音量を用いた AdaBoost

睡眠中の腸音量の変化量と腸音量を  $c_n$  と  $s_n$  とおき、特徴量を  $x_n = \{c_n, s_n\}$  としたとき、損失関数  $E_m$  は

$$E_m = \frac{\sum_{n=1}^m \omega_n^m I(y_m(x_n), t_n)}{\sum_{n=1}^m \omega_n^m} \quad (1)$$

とすることで、 $E_m$  が最小となる弱識別器を生成する。ここで、重み  $\omega_n^m$  の初期値は  $1/N$ 、弱識別関数  $y_m(x_n)$  は  $x_n$  の体動量が多い少ないを  $-1$  と  $+1$  で与えられる関数、ラベルは  $t_n = \{+1, -1\}$  としている。また、 $I(y_m(x_n), t_n)$  は、 $(y_m(x_n) \neq t_n)$  のときに 1、 $(y_m(x_n) = t_n)$  のときに 0 を出力する指示関数である。弱識別器を生成した後に、識別成功の期待値である信頼値  $a_m$  は

$$a_m = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - E_m}{E_m} \right) \quad (2)$$

となる。従って、重み  $\omega_n^m$  を次式で更新する。

$$\omega_{n+1}^m = \omega_n^m \exp\{a_m I(y_m, t_n)\} \quad (3)$$

以上より、新たな重み  $\omega_n^m$  を用いて式 (1)~式 (3) を繰り返すことで、新しい弱識別器を生成する。

信頼値  $a_m$  と弱識別器からなる強識別器を用いて、識別結果  $Y_n$  は次式となる。

$$Y_n = \text{sign} \left( \sum_{m=1}^M a_m y_m \right) \quad (4)$$

ここで、 $\text{sign}(a)$  は符号関数である。式 (4) の結果を用いれば、図 2 が求められる。

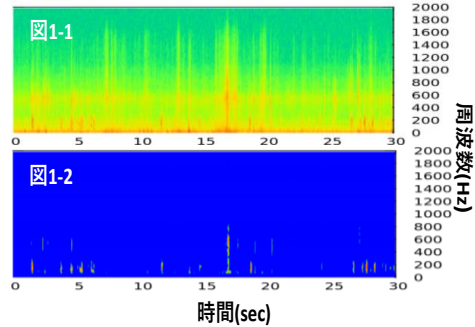


図 1 3D スペクトログラム

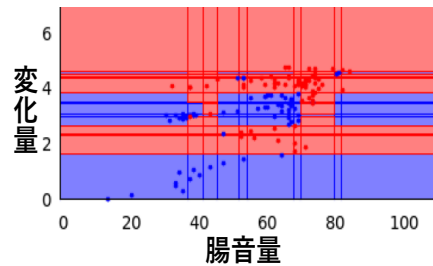


図 2 AdaBoost による判定結果

## 3 計算機シミュレーション

### Step 3-1 体動量予測

腸音から得られた特徴量データを用いて、AdaBoost による体動量を予測した結果を表 1 に示す。提案手法は睡眠時のみラベルなしデータで識別を行ったところ、80%以上の結果が得られた。それゆえ、腸音のみで体動量が判定可能といえる。

表 1 シミュレーション結果

	被検体 a	被検体 b	被検体 c	被検体 d	被検体 e	平均
体動が多い	83.8%	84.8%	85.4%	82.1%	87.8%	84.8%
体動が少ない	93.4%	84.0%	84.6%	81.4%	84.4%	85.6%

### Step 3-2 睡眠度合いの考察

体動が多い睡眠の場合は睡眠の度合いを良い状態へ移行させているということが知られていることから、体動が少ない睡眠の場合は、睡眠の度合いが良いと考えられる。

## 4 まとめ

本論文は、AdaBoost を用いた腸音の学習を行い、睡眠時の腸音から体動量予測とその結果に基づいた睡眠度合を提案した。提案手法は平均 80%以上の精度で判定し、腸音から体動量予測がある程度可能であるといえる。また、睡眠度合についても腸音と体動と睡眠の関係についても言及した。

### 参考文献

- [1] 平井有三 ' はじめてのパターン認識' 森北出版株式会社 2017 年 11 月
- [2] 宮崎海 田邊造 古川利博'AdaBoost を用いた音検査における正誤識別学習' 電子情報通信学会 信越支部大会 2020 年 9 月 (CD-ROM)