

修士論文要旨 (2021 年度)

ウェアラブルセンサによる簡易睡眠深度推定のための分析手法の評価及び推定法に関する研究

Study on evaluation of analysis method, and simple estimation for sleep depth level by wearable sensor

電気電子情報通信工学専攻 高草木 拓真

1. はじめに

人は一般に昼間に活動し、夜間は睡眠をとる。この睡眠は人生の3分の1を占めるとも言われているが、人間の生命活動維持には欠かせない生理現象となっている。

これまでに睡眠に関する研究は数多く行われてきた。その多くは睡眠深度をより少ないパラメータで推定するといったものがほとんどである。これは睡眠深度を正確に測定するために睡眠ポリグラフ (PSG) が用いられるが、1日の入院が必要であったり、脳波や心拍数を測定する様々な機器を身体に接続する必要があるなど大がかりな準備が必要となるためである。

これらの睡眠深度を推定する研究は盛んにおこなわれているが、それらの多くは研究用に開発されたセンサによるものがほとんどであり、現状普及しているような簡易なセンサによるものではない。その理由は、普及しているセンサでは性能面において先行研究のようなセンシングが可能ではないためである。対して、普及しているセンサによる睡眠深度推定の手法は提案されていない。

本研究では、現状一般消費者に普及している腕時計型センサとカメラによる生体データの分析手法、及びそれによる睡眠深度の推定手法を検討する。

本研究では睡眠深度に関して手法を提案する。睡眠中に簡易的に取得でき、かつ健康器具として普及しているセンサの一つとして、腕時計型のセンサが考えられる。例えば、健康器具である Fitbit はフィットネスに適した器具として広く使用されており、運動時や日常生活にお

けるあらゆる活動を記録することが可能な機器である。また腕に装着した状態で睡眠を行うことによって、睡眠中の脈拍等から独自のアルゴリズムによって睡眠深度を起床後に推定している。このように、睡眠にも関わる健康器具だが、近年は IoT 技術の進歩によって、室内環境を可視化、家電操作を行うことができる HEMS の普及も進んでおり、自動で制御することができるような技術がある。それを利用し、睡眠の質を向上するための研究もおこなわれている。しかし、その多くは時間制御による家電制御であり、日々変化する被験者の状態をフィードバックしているものではない。これは、簡易的なセンシングによる睡眠深度推定の手法が提案されていないことや、現状の健康器具による睡眠深度推定が睡眠中の被験者に対してリアルタイムに睡眠を可視化するものではないことによることが原因となっていると考えられる。そこで本研究の目的として、睡眠の深さを推定するためのパラメータ選定及び推定アルゴリズムの手法の提案とする。

1.1 睡眠深度センサ

今回使用する睡眠深度センサは、上記にも述べた fitbit 社製スマートウォッチ Charge3 である。先述の機能に加え、デバイスを睡眠中に腕に装着することにより、起床後に専用アプリケーションから一夜の睡眠深度推移を確認することができる。

1.2 心拍センサ

今回使用するセンサは、Fig.1 に示す fitbit 社製スマートウォッチ Charge3 である。このセンサは脈拍を測定し、ディスプレイ上に瞬時心拍数を表示する。加えて、専用のスマートフォンアプリと連動することによって、GPS による歩数推定、最大酸素摂取量を示す VO2 max、皮

膚の発汗量の微小な変化から検出されるストレス反応、気分の記録、過去1か月間の呼吸数の推移、月経周期の記録も可能である。Table.??に本研究で用いるセンサの設定を示す。



図 1: Fitbit Charge3

1.3 体動計測のシステム

今回使用する体動検知システムは、Fig.??マイクロコンピュータである Raspberry Pi 3 Model B+ と Fig.??に示す Raspberry Pi PiNoir カメラモジュール V2.1、Fig.??に示す赤外線 LED である。

まず基本デバイスに Raspberry Pi 3 Model B+並びに Raspberry Pi PiNoir カメラモジュール V2.1 を用いた理由は、値段が安価なため広く普及しているためである。以下にそれぞれの性能表を示す。なお、画像データは情報を残すことや他人に見られることは避けるべきであり、このため逐次撮影する画像を数値データに変換し、研究に活用している。本システムでは主な開発言語は Python で、画像処理には専用のライブラリである OpenCV を用いた。また OS は Paspberry Pi では Paspbian を用いた。

1.4 不等間隔の生体信号におけるスペクトル解析

心拍変動解析に限らず、時系列データ解析において周期性を有するデータ分析を行うためにパワースペクトル密度は最もよく使われる手法の一つである。ここではロムスカーグル法 (Lomb-Scargle method) [Press et al., 1992;Hocke, 1998] を用いた。ロムスカーグル法の大きな特徴は、フーリエ解析と異なり、データ欠損が存在するようなデータセットに対しても、比較的問題なく周波数解析を行える点にある。観測データは観測機器の不調や天候の不具合などの理由により、データ欠損を伴うことが多い。周波数解析を行う際、データ欠損の処理には十分

な注意が必要である。ロムスカーグル法は観測データを周波数解析するのに適した方法の一つであり、近年、観測データの周波数解析法として広く用いられている。

ロムスカーグル法は、解析するデータセットに対して、そのデータウィンドウを等間隔に区切る時点にポイントを補完し、最小二乗法でフィッティングをかけることによりある周波数における振幅、位相の成分を求めている。具体的には、 $t_i (i = 1, \dots, n)$ におけるデータ y_i を、ある角周波数 ω に対して次のような正弦関数を用いてフィッティングする。

2. 簡易睡眠深度推定アルゴリズムのフロー

本節では睡眠深度を簡易的に推定するアルゴリズムのフローを示す。

本研究では、WAKE 睡眠が浅い睡眠かつ発生時間が短い事から、REM 睡眠と同等としてあつかう。ゆえに、本研究では3段階の睡眠深度推定をめざす。

このフローは、まず初めに睡眠深度の分類が行いやすい DEEP 睡眠を分類する。次に、浅い睡眠である REM 及び WAKE 睡眠と LIGHT 睡眠を分類する。この理由としては、LIGHT 睡眠は心拍の変動が大きくなりやすく、REM 睡眠と誤判別することが多いからである。ゆえに、まず DEEP から睡眠深度を推定し、残りを REM 及び WAKE もしくは LIGHT であると分類する。

3. 各段階に対する心拍を用いた推定アルゴリズムの実装

ここでは前章までの議論を踏まえ、睡眠深度を簡易推定するアルゴリズムの提案、実装評価をする。まずは以下に設計した睡眠深度を推定するアルゴリズムのフローチャートを Fig.5 に示す。

3.1 DEEP 睡眠における判別と評価

まず取得したセンシングデータに対し、DEEP であるか否かの判定を実施する。これは、第3章で分析した生体パラメータのうち、最も顕著に分類ができると考えられるからである。

前章で分析した心拍分散時系列データのうち、 n 番目にあたるデータを $H_v(n)$ とする。また、 $H_v(n)$ における

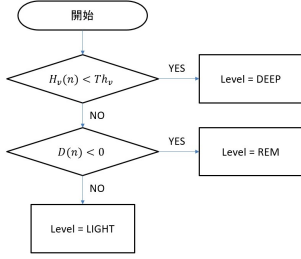


図 2: Sleep level estimation algorithm

DEEP 睡眠の中央値を $Hme_{vd}(n)$ 、LIGHT 睡眠の中央値を $Hme_{vl}(n)$ とする。 $H_v(n), Hme_{vd}(n), Hme_{vl}(n)$ の関係を概念図に示す。

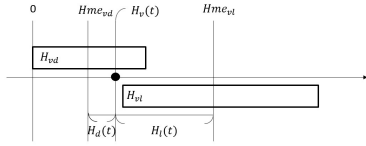


図 3: sleep distance

ここで、第 3 章より DEEP 睡眠と LIGHT 睡眠の中央値間には有意差があることが分かった。そこで、 $H_v(n)$ と $Hme_{vd}(n), H_v(n)$ と $Hme_{vl}(n)$ 間の距離をそれぞれ $H_d(n), H_l(n)$ とする。

$$H_d(n) = |H_v(n) - Hme_{vd}(n)| \quad (1)$$

$$H_l(n) = |H_v(n) - Hme_{vl}(n)| \quad (2)$$

また、睡眠深度を D_l とすると、

$$D_i = \begin{cases} notDEEP & | H_d(n) \geq H_l(n) \\ DEEP & | H_d(n) < H_l(n) \end{cases} \quad (3)$$

より、DEEP 睡眠であるか否かを判定する。

先に示したアルゴリズムにより、DEEP 睡眠の判定を行った。被験者は 20 代男性 1 名、30 代男性 2 名の計 3 名である。代表者として 1 人のグラフの解析を示す。

このグラフより、心拍の分散による睡眠深度の DEEP 推定を実行した。結果、DEEP では平均して 87% の推定結果が得られ、睡眠深度における DEEP 睡眠を実行す

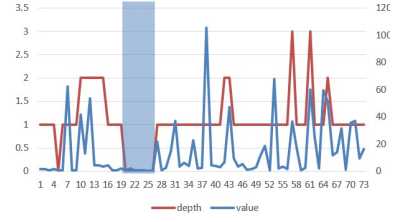


図 4: Estimating DEEP sleep at sleep depth by heart rate distribution

るに当たり適した手法であることが示された。

3.2 REM 睡眠における判別と評価

次に、LIGHT 睡眠と REM 睡眠の分類に移る。LIGHT と REM では以下の図に示すように、VLF と ULF の分布が重なる部分があり、そこが問題となる。それに対して、体動による時間間隔の情報を統合して睡眠深度を推定する。

まず ULF は VLF に比べて数値の変動が小さいため、変化が小さくなる。そこで、両者に正規標準化を行い、それをグラフにした。

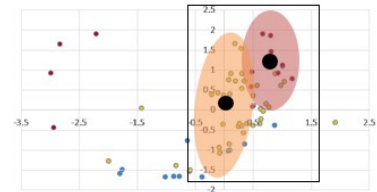


図 5: Distribution of VLF and ULF

グラフにおける赤の網掛けと橙の網掛けは、それぞれの REM および WAKE の深度帯の分布概要、また LIGHT の深度帯の分布概要となっている。各分布の中心にある黒丸は分布の重心の概要を示している。取得されたデータに対して、各分布の中心からの距離を算出し、距離が近い睡眠深度を分類結果としている。結果、ULF と VLF を用いた判定では平均して 55% の精度となった。

4. まとめ

4.1 生体信号の解析及び評価

本研究では、生体信号の解析及び評価を実施した。その結果、睡眠には心拍のパワースペクトル解析が有効であることが得られた。また、心拍の分散を用いた分析が睡眠深度の深い深度において有効であるとした。また、体動の評価では、体動の間隔を計測し評価することによって、体動間隔が睡眠深度の浅い睡眠を推定するに際し有効であると結論付けた。

4.2 解析した生体信号による睡眠深度の推定と評価

睡眠深度の推定を3段階で行うために、各段階において推定を実施した。その結果として、まず DEEP 睡眠では心拍の分散が有効であること、また心拍のパワースペクトル解析による低周波である VLF 成分が特に有効に働いたことを示した。次に、REM 睡眠と LIGHT 睡眠を分類した。この両者間においては、心拍のパワースペクトル解析によって計算された、VLF と ULF の低周波成分の信号を用いて分類を実施した。

4.3 統合した睡眠深度の推定と評価

睡眠深度の推定に際し、心拍の情報のみではなく、体動の間隔の情報を統合して分析をした。体動は浅い睡眠である REM 睡眠では発生回数が増える傾向から、体動間隔を用いて分析を行った。結果として体動間隔による情報統合を実施しなかった場合と比較して約 10% の分類精度の向上ができた。

参考文献

- [1] <https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieejjeiss/125/1/125143/article/-char/ja/>
- [2] <https://ci.nii.ac.jp/naid/110003289332/>
- [3] <https://www.jstage.jst.go.jp/article/jse1981/4/6/46649/article>
- [4] <https://ci.nii.ac.jp/naid/80007579179/>
- [5] https://www.jstage.jst.go.jp/article/jspfsm1949/3/1/3_1_5/_article/-char/ja/
- [6] <https://www.jstage.jst.go.jp/article/jsmbe/47/1/47/article/-char/ja/>
- [7] https://www.jstage.jst.go.jp/article/jspfsm1949/3/1/3_1_5/_article/-char/ja/