

睡眠時無呼吸症候群患者に対する Random Forest を用いた WAKE 判定精度向上

○中理怡恒 田島友祐 高野諒 佐藤寛之 高玉圭樹 (電気通信大学)

WAKE detection method based on multiple features of biological vibration data using Random Forest for Sleep Apnea Syndrome

*I. Nakari and Y. Tajima and R. Takano and H. Sato and K. Takadama
(The University of Electro-Communications)

Abstract— This paper proposes the new WAKE (shallow sleep) detection method based on multiple features designed from biological vibration data using Random Forest, in order to detect WAKE with small body movements that often found in Sleep Apnea Syndrome (SAS) patients. To investigate the effectiveness of the proposed method, the subject experiment was conducted on 9 SAS patients and 9 healthy subjects. From the result, the following implications have been revealed: (1) the proposed method increases the F-measure of WAKE by 23%; (2) an integration of the SAS patient data with the healthy subject data is needed to correctly detect WAKE of SAS patients.

Key Words: Sleep Stage Estimation, Sleep Apnea Syndrome, Non-contact method, Random Forest

1 序論

厚生労働省の国民調査では、日本の一般成人の約20%が「睡眠で休養が十分にとれていない」と回答しており、この割合は年々増加している⁷⁾。さらに、質の悪い睡眠は生活習慣病の発症リスクを高める傾向があり、生活習慣病患者において、睡眠時無呼吸症候群 (Sleep Apnea Syndrome: SAS) や不眠症を患っている人が多いことが知られている。特に、SAS の患者数は300万人以上と推計されており、生活習慣病の発症のリスクの他に、日中に突然襲われる睡魔によって交通事故のリスクも高めるため、早急な治療が求められている。現在の SAS 診断方法は、専門病院へ検査入院し、脳波計等の被験者への接触を伴う専門機器を用いた終夜睡眠ポリグラフ検査 (Polysomnography: PSG) と専門医師による診断・問診が必要となる。しかし、この PSG は、専門器具と医師による分析が必要なことに加え、高額となるだけでなく、頭部や身体に複数の電極を装着する必要があり、身体・精神的負担が大きく、通常通りの睡眠ができない問題もあり、簡易的な方法が求められている。

この問題に対し、近年、無拘束型睡眠段階推定法の研究が進んでいる。特に、このような無拘束型睡眠段階推定法としてマットレスセンサを利用した研究がなされている。これはマットレス型の生体センサをベッドの下に設置し取得したセンサ値を自動で分析することで睡眠段階を推定する。このようにマットレスセンサのみで PSG のように身体への電極の装着を必要とせず、また、専門の医師による分析を必要としない睡眠段階を推定する手法は、SAS の診断方法にも活用が期待できる。この一つとして渡辺らは、マットレスセンサを用いた睡眠段階推定法を提案し、心拍変動と睡眠段階の相関性を示した⁵⁾。また、それらの相関性に基づき、睡眠段階をリアルタイムで推定する Real-time Sleep Stage Estimation (RSSE) が原田らにより提案され、渡辺手法と比較して高い精度での推定が可能になっている³⁾。しかし、RSSE は国際基準となってい

る Rechtschaffen & Kales 法 (R&K 法)⁴⁾ と比較すると未だ推定精度の信頼性が低いという問題がある。特に、RSSE は健常者のための睡眠段階推定法であり、SAS 患者ではその信頼性は十分ではない。SAS 患者特有の睡眠中の中途覚醒の推定に着目すると、RSSE では寝返りなどの覚醒状態の判定を生体センサから得られる体動の値の大小に関する指標によって推定をしている。しかし、この推定法では、呼吸が止まることによって生じる体動の小さい中途覚醒などを推定できず、このような中途覚醒が多くなる SAS 患者における推定は困難である。このため RSSE を AS 患者の睡眠段階推定に用いるのは不十分である。

そこで、本論文では、RSSE の中途覚醒判定部分を改善し、SAS 患者にも適用可能にすることを目指す。具体的には、機械学習の1つである解釈性に優れた Random Forest (RF)¹⁾ を用いた複数の特徴量学習による、中途覚醒補正を RSSE に加える。RF を用いる理由としては、人の解釈が難しい特徴をルールとして抽出することが容易で、生理学的理由を考察することが可能になると考えたからである。

以下、第2章では、睡眠と SAS について述べ、第3章では、睡眠段階推定に関する従来研究をまとめる。第4章では、本論文での提案する WAKE 判定法をまとめ、第5章では、提案する WAKE 判定法の有効性を検証し、第6章で考察する。そして、第6章にて本論文をまとめる。

2 睡眠

2.1 睡眠段階とその測定法

2.1.1 睡眠段階

睡眠段階とは睡眠深度を客観的に表す指標であり、R&K 法によって浅い睡眠から深い睡眠まで順に WAKE, REM (Rapid eye movement), Non-REM (NREM) 1~4 の6段階に分類される。また、睡眠段階は、NREM1 と NREM2 を浅い睡眠、NREM3 と NREM4 を深い睡眠として、WAKE, REM, 浅い

睡眠、深い睡眠の4段階に分類することもある。Fig.1に(a)SAS患者、(b)健常者の睡眠段階の例を示す。縦軸が睡眠段階であり、横軸は、入眠からの経過時間を表している。Fig.1(a)の囲った円のように、SAS患者はWAKEとなる頻度が健常者よりも高くなっている。これはSAS患者が就寝中に呼吸が止まることにより突発的にWAKEになるためである。一方で健常者のWAKEの大半は寝返りなどの身体の大きな動きが要因となる。このようにSAS患者の頻出するWAKEは健常者のWAKEとは別の原因であり、従来の睡眠段階推定法では正確な判別は難しい。

2.1.2 Rechtschaffen & Kales 法

睡眠段階を推定する上での国際基準法である Rechtschaffen & Kales 法 (R&K 法)⁴⁾ は、終夜睡眠ポリグラフ検査 (PSG) によって得られた生体変化を基に睡眠状態を定義しており、脳波 (electroencephalogram: EEG)、眼球運動図 (electrooculogram: EOG)、筋電図 (electromyogram: EMG) の3情報、計7chを同時に記録する必要がある⁹⁾。これらの情報を取得するには頭部に複数の電極を装着することが必須であるため、被験者への負担が大きい。そのため、睡眠構造や睡眠指標の解析を目的とした場合、第一夜ではなく、第二夜、第三夜以降の記録を採用した方が良いという見解がある。また、PSG検査には医師の知識と経験に基づいた分析が必要のため多大な時間を必要とするため、簡易的な睡眠段階推定法が求められている。

2.2 睡眠時無呼吸症候群

睡眠時無呼吸症候群 (Sleep Apnea Syndrome: SAS) は睡眠時に呼吸が止まる病気のことを言う。しかし、健康な人にも睡眠中に呼吸が止まる現象が見られるため、一般的には、一夜の睡眠中に10秒間以上の呼吸停止を無呼吸とし、無呼吸が1時間に5回以上観測されると軽症、15回以上で中症、30回以上で重症のSASと診断される。SASは、睡眠時に呼吸が止まり血液中の酸素濃度が低下することにより、2.1.1節、Fig.1で記述したような高頻度のWAKEが発生し、深い睡眠の時間が減り睡眠の質に悪影響を与える。これにより、日中に突発的な眠気に襲われることがあり、作業や運転時の事故の原因となる。実際に起こった有名な事件として、2003年2月26日にJR西日本の山陽新幹線が急停車する事故があり、その時の運転士はSASによる睡眠の質の低下が原因であった¹⁰⁾。現在の日本のSAS患者数は、300万人以上と推定され、現代病の1つとして問題視されているが、診断の敷居の高さや睡眠時の無呼吸に自ら気づくことができないため、治療者数は40万人程度という問題を抱えている。

3 従来研究

3.1 無拘束型睡眠段階推定法

R&K法の問題点を解決するために、渡辺らは、人の1日の生活リズムの指標であるサーカディアンリズムが心拍変動を通じて睡眠深度との相関性があることに着目し、睡眠時の振動を計測するマットセンサを用いた無拘束型睡眠段階推定法を提案している⁵⁾。渡辺らは、マットセンサから得た心拍に対して、心拍変動の中周波成分を抽出し、これが睡眠段階と相関性をもつ

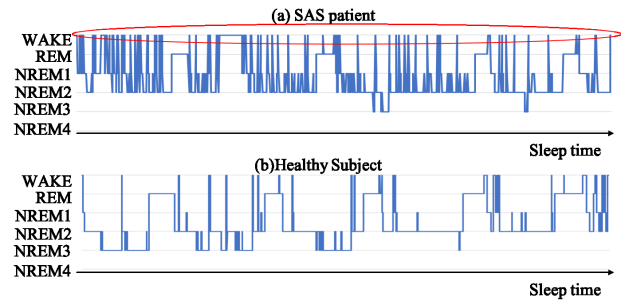


Fig. 1: A Sample of sleep stage.

ことを示し、心拍変動の中周波成分から睡眠段階を推定している。

しかし、この睡眠段階推定では、一夜の睡眠全体のデータを必要とするため睡眠中と同時に睡眠段階を推定することは困難である。

3.2 リアルタイム睡眠段階推定法

渡辺らの無拘束型睡眠段階推定法の問題を解決するために、原田らは渡辺らの手法を基に、リアルタイム睡眠段階推定法 (Real-Time Sleep Stage Estimation: RSSE) を提案した³⁾。RSSEでは、ベッドの下に圧力を計測するマットレス型生体センサ (以下、生体センサ) を敷くことによって、心拍・体動などの生体データを毎秒取得している。睡眠段階推定の流れは以下のようになっている。

1. 生体センサより生体データ取得。
2. 三角関数近似により心拍中周波を算出
3. 離散化 (睡眠段階)
4. WAKE/REM 補正

以下、手順2以降を詳しく説明する。

3.2.1 三角関数近似による心拍中周波の抽出

心拍の中周波を2つの三角関数 (正弦波・余弦波) の合成派として、式1を用いて近似する。

$$h(t, \phi) = c + \sum_{n=1}^N (a_n \cos(\frac{2\pi t}{L/n}) + b_n \sin(\frac{2\pi t}{L/n})) \quad (1)$$

ここで、 N は合成する三角関数の数、 L は近似する最大データ数を表し (本論文では $N = 13, L = 2^{14}$ と設定)、近似心拍係数 ϕ は L/n を1周期とする三角関数パラメータ集合 $\{a_1, b_2, \dots, a_n, b_n\}$ 、 a_n と b_n はそれぞれ、余弦波と正弦波の振幅を表している。 c は、近似する心拍波形の平均値を示す。ここで、心拍近似係数 ϕ は、取得された心拍 $HR(t)$ と式2によって計算される近似心拍中周波 $h(t, \phi)$ との誤差が最小となるように導出される。

$$\min J(\phi) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (HR(t) - h(t, \phi))^2 + \frac{\lambda}{N} \sum_{n=1}^N (a_n^2 + b_n^2) \quad (2)$$

以上の2つの式1, 2から導出された心拍の中周波 $h(t, \phi)$ は、深い眠りの時に小さくなり、浅い眠りの時に大きくなるため、睡眠段階推定に利用する。

3.2.2 離散化

浅い眠りの時に心拍数が高くなり、深い眠りの時には心拍数が低くなることを利用し、三角関数近似により算出された心拍中周波を以下の式に基づいて離散化することで睡眠の深さの推移を推定する。 $s(t)$ は時間 t における睡眠段階を示し、離散化時に 0 以下の値となる場合は 0、5 以上の値となる場合は 5 とすることで、0 から 5 をそれぞれ、WAKE, REM, NREM1~4 と対応させ、6 段階の睡眠段階を推定している。ここで、 $s(t)$ の小数点以下は切り上げて離散化する。

$$s(t) = \begin{cases} 5 & \left[\frac{f(t) - ave.}{stdev} + 2 \right] > 5 \\ 0 & \left[\frac{f(t) - ave.}{stdev} + 2 \right] < 0 \\ \left[\frac{f(t) - ave.}{stdev} + 2 \right] & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

$$ave. = \frac{1}{\max(T, L)} \sum_{t=1} \max(T, L) h(t, \phi) \quad (4)$$

$$stdev. = \sqrt{\frac{1}{\max(T, L) - 1} \sum_{t=1} \max(T, L) (ave. - h(t, \phi))^2} \quad (5)$$

式に 3 より、ある時間 t の $f(t)$ が $ave.$ と等しい時、 $[x]$ 内は 0 となり、 $s(t)=2$ (NREN2) となる。また、 $f(t)$ の値が $ave.$ から標準偏差の 1、2 と離れることで離散値が加算され異なる睡眠段階を示す。式 4 は時間 t における $h(t, \Phi)$ の平均値、式 5 は標準偏差をそれぞれ算出する

3.2.3 WAKE 補正

WAKE 判定時には、睡眠時の大きな体動に着目し、次のように WAKE 補正をする。直近 1 分間における体動の標準偏差 BM_{stv} と入眠から現在までの体動の平均値 BM_{ave} を計算し、平均より標準偏差が大きい場合、直近 1 分間の睡眠段階を WAKE へと補正する。

$$\frac{BM_{stv}}{BM_{ave}} > 1.0 \quad (6)$$

これにより、式 3 では推定できない大きな体動による突発的な WAKE を推定できるようになる。

3.2.4 REM 補正

REM 睡眠時は、0.5 秒以上続く体動や、呼吸数、心拍が急激に変動し心臓交感神経が亢進する傾向にある⁸⁾。RSSE はそれらの傾向に基づき、急激な心拍変動に着目した REM 判定を行っている。この点に着目した REM 補正のための判定式は次式のようになる。

$$\frac{HR_{med}^{recent} - HR_{med}^{prev}}{HR_{med}^{prev}} > 0.04 \quad (7)$$

上式により、直前 5 分間の心拍の中央値 HR_{med}^{recent} と 5 ~ 10 分前の心拍中央値 HR_{med}^{prev} の変化率が 0.04 以上増加している時間から、変化率が 0 以下になり増加し始めた時間を REM 判定としている。さらに、誤判定防止のため、直前 10 分間に 100 以上の体動があった場合、REM 判定を無効としている。

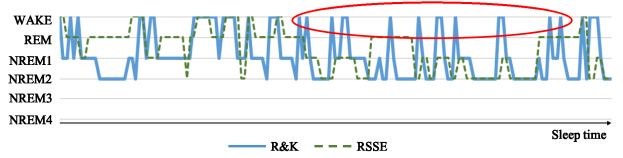


Fig. 2: The part of sleep stage estimated by R&K and RSSE.

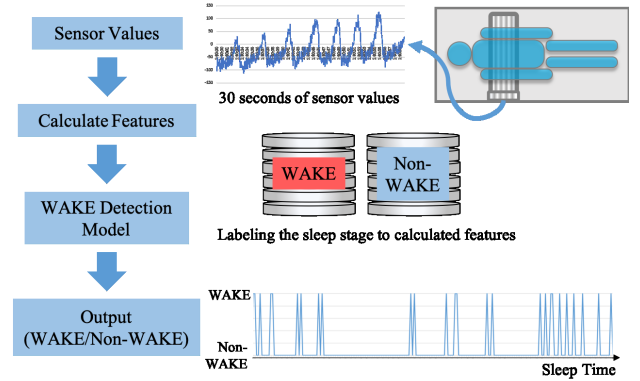


Fig. 3: WAKE detection flow.

3.3 RSSE における問題点

Fig. 2 に、R&K 法と RSSE によって推定された SAS 患者の睡眠段階の一部 (約 1 時間分) を示す。縦軸が睡眠段階を、横軸は時間を表しており、青の実線は R&K 法、緑の破線は RSSE によって推定された睡眠段階である。赤い丸で囲まれた部分は、R&K 法では WAKE と数回判定されているが、RSSE では 1 度も WAKE 判定をできていない。これは、RSSE が体動の大小のみに着目し、WAKE 補正をしているため、SAS 患者の無呼吸によって生じる体動の小さい WAKE は判定できないからである。

4 提案手法: 生体振動データの特徴量に基づく WAKE 判定

RSSE の WAKE 補正の問題を解決するために機械学習の 1 つである Random Forest (RF)¹⁾ に着目する。マットレスセンサから得られる生体振動データから複数の特徴量を設計、それを RF への入力とし WAKE を判別する。このように RF を分類器として WAKE 判定に利用することで、その判定精度を向上させる。なお、R&K 法では 30 秒間ごとに睡眠段階を導出するため、提案する WAKE 判定でも 30 秒ごとに WAKE 判定をする。WAKE 判定の流れを Fig. 3 に示す。提案する WAKE 判定法では、タニタ社が開発した生体センサ、スリープスキャン (SL-511) を用いる。Fig. 3 の右上の人体の模式図に示すように胸が縞模様の長方形で示す生体センサの真上にくるような状態で使用する。SL-511 は、胸部の振動を主に取得し、毎秒 16 個のセンサ値を出力する。この振動には、呼吸時の振動、心拍、体動、が含まれている。

4.1 WAKE 判定モデル

生体振動データから算出される複数の特徴量を基に WAKE 判定をするために、機械学習の 1 つである解釈性に優れた Random Forest (RF)¹⁾ を用いる。具体的には、30 秒間ごとの生体振動データから算出される特徴量に WAKE/Non-WAKE (WAKE 以外) をラベルづけ

し、RF へ入力する。

RF は、アンサンブル学習による機械学習手法の1つであり、弱分類器として決定木を用いて、複数の決定木の分類結果の多数決が最終的な分類結果となる。RF の学習時のアルゴリズムは、以下の3つの手順にまとめることができる。

1. 学習データ集合 S からブートストラップサンプリング (重複を許し、ランダムに抽出) し、学習データ集合 S_j を作成。
2. 元のデータ全体の約3分の1は OOB(Out-Of-Bag) と呼ばれ、生成した決定木のテスト用に使われ、残りのデータは決定木の構築に使われる⁶⁾。各ノードでは以下の処理が行われる。
 - (a) 重複を許さずに m_{try} 個の特徴量をランダムに抽出する。
 - (b) ジニ不純度を最小化する特徴量を用いてノードを分割する。
3. 手順1~2を N_{tree} 回繰り返す。

ここで、 N_{tree} は生成する決定木の本数を表す。また、各決定木のノードの分割の際に使用する変数の個数 m_{try} は、分類問題において、全特徴量の個数の平方根を用いることが推奨されている。²⁾

RF は、解釈性の高い決定木を用いていることから、構築された決定木を分析することで、生理学的知見を得ることを目指す。

5 実験

SAS 患者に対して、提案する生体振動データの特徴量に基づく WAKE 判定が有効であるかどうかを検証するために、提案手法で得られる WAKE 判定、RSSE で得られた睡眠段階と R&K 法で得られた睡眠段階と比較する。

5.1 実験設定

SAS の被験者 9 名と健常者 9 名 (20 代~60 代) に対し、1 日分の睡眠データを取得した。Table 1 に SAS の被験者の睡眠データの詳細を示す。“Severity” に SAS の症状の重さ (中症:moderate, 継承:mild)，“Num of epoch” に一晩の睡眠のエポック数 (1 エポック 30 秒)，“WAKE” に一晩の睡眠における WAKE のエポック数を表している。被験者から取得したデータは、(1) 脳波、筋電図、眼球運動、(2) 超高感度感圧センサである Emfit (フィンランドの国立技術開発センターにより開発された生体センサ) から心拍・体動・呼吸数、(3) 高精度体動センサであるスリープスキャン (タニタ社が開発した生体センサ) から生体振動データの3種類である。(1) は、専門医師に依頼し、R&K 法に基づいて睡眠段階を導出するために使われ、(2) は RSSE、(3) は提案手法の睡眠段階推定のために用いる。提案手法における RF のパラメータ設定は、生成する木の集団サイズ: $n_{tree} = 300$ 、木の生成に用いる特徴量の数: $m_{try} = 3$ 、木の深さ: $max_{depth} = 5$ を設定する。学習データと検証データは次の2通りで実験する。(i) 学習データを SAS の被験者 8 名の睡眠データ、検証データを残りのみ学習の被験者の睡眠データとする; (ii) 学習データを

SAS の被験者 8 名、健常者 9 名の睡眠データとし、検証データを残りの未学習の被験者の睡眠データとする。例えば、(ii) において SAS の被験者 A の睡眠段階を推定するときは、SAS の被験者 B から I の 8 名、健常者 9 名の計 17 名の睡眠データを用いて RF モデルを構築し、この構築されたモデルを被験者 A に適用する。

ここで、RSSE による睡眠段階推定では、1 秒間毎に睡眠段階を導出するが、30 秒を 1 エポックとして用いている R&K 法の睡眠段階との比較のため、30 秒間の睡眠段階の結果から最も多い睡眠段階をその区間の睡眠段階としている。

Table 1: Details of SAS subjects.

Subject	Severity	Num of epoch	WAKE
A	moderate	977	146
B	moderate	865	174
C	moderate	953	66
D	mild	825	66
E	mild	952	60
F	moderate	912	51
G	mild	1031	140
H	moderate	934	191
I	mild	954	48

5.2 評価基準

R&K 法に基づいて導出された睡眠段階を正しいものとした、RSSE と RSSE に提案手法の WAKE 補正を加えた時の WAKE に対する Accuracy, Precision, Recall, F-measure を評価する。

5.3 結果

Fig. 4 に RSSE、提案手法 (SAS と健常者で学習)、RSSE と提案手法による、WAKE の Recall を示す。縦軸がパーセンテージ、横軸が各被験者を示し、塗りつぶされた棒が RSSE、編みかけの棒が提案手法、斜線が RSSE と提案手法を示している。全ての被験者において、RSSE よりも提案手法を用いた方が Recall が高くなっている。また、被験者 E 以外において、提案手法のみ、RSSE と提案手法の組み合わせの2つを比較すると、後者の組み合わせの方が Recall が高くなっている。

Fig. 5 と Fig. 6 と Fig. 7 それぞれに、各被験者に対する、Fig. 5 は RSSE の WAKE 判定のみの結果、Fig. 6 は RSSE と SAS 患者のデータのみを学習した提案手法の組み合わせの結果、Fig. 7 は RSSE と SAS 患者、健

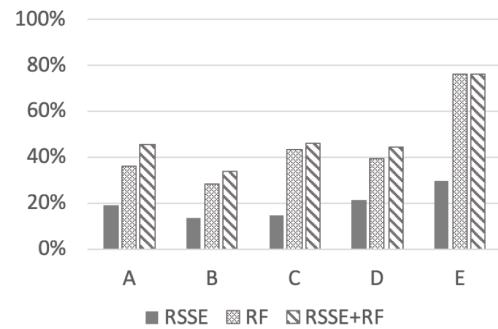


Fig. 4: The Recall of each result.

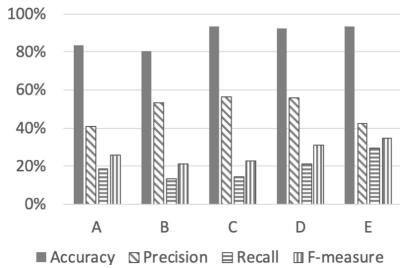


Fig. 5: Results of RSSE WAKE detection.

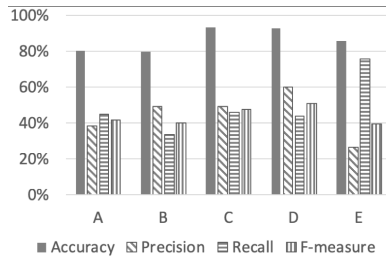


Fig. 6: Results of RSSE+RF (only SAS subjects)

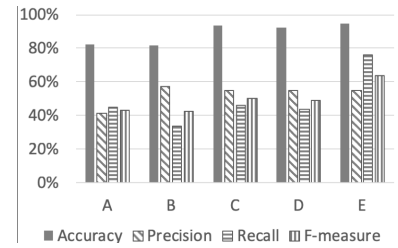
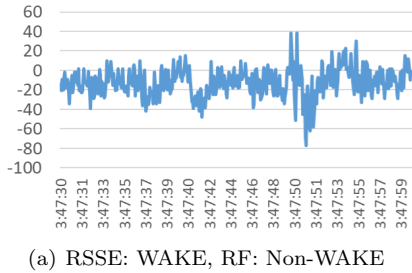
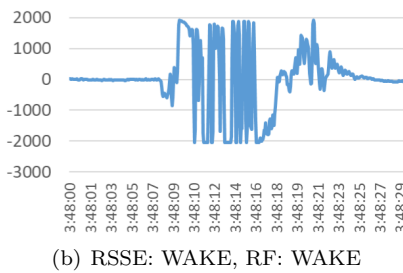


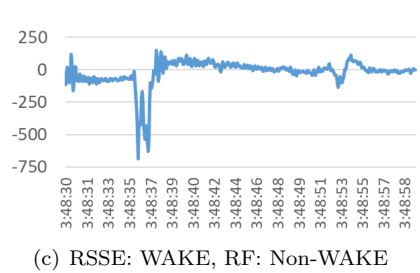
Fig. 7: Results of RSSE+RF (SAS and healthy subjects)



(a) RSSE: WAKE, RF: Non-WAKE



(b) RSSE: WAKE, RF: WAKE



(c) RSSE: WAKE, RF: Non-WAKE

Fig. 8: 30 seconds of sensor values (subject A)

常者のデータを学習した提案手法の組み合わせの結果をそれぞれ示す。各図において、縦軸は、パーセンテージを示し、横軸は各被験者のIDを示している。塗りつぶされた棒は Accuracy を、斜線の棒は Precision を、横線の棒は Recall を、そして、縦線の棒は F-measure を示している。まず、RSSE と提案手法の WAKE 判定について比較する。Fig. 5 の RSSE の結果と比べて、Fig. 6 と 7 に示した提案手法の 2 つの結果は両方とも、Recall の値が高くなっている。%このことから提案手法による WAKE 判定精度が RSSE よりもすべて被験者において上回っていることがわかる。しかし、RSSE と提案手法の組み合わせの Precision に着目すると、全体的に RSSE のみの場合と比べると下がっているが、これは、RSSE の WAKE 補正では体動が大きさのみで判定しており、WAKE でないところを誤判定しにくいからである。Recall と Precision の 2 つを考慮した F-measure を見ると、Fig. 5 の RSSE の WAKE 判定のみでは平均 27%，Fig. 6 の SAS 患者のみで学習した RF では平均 44%，Fig. 7 の SAS 患者と健常者で学習した RF では平均 50% となった。また、Fig. 6 と Fig. 7 の被験者 E の Precision に着目すると、SAS 患者のみで学習した RF と SAS 患者と健常者の両方を学習した RF とでは、後者の方が Precision が高くなっていることがわかる。

5.4 考察

Fig. 8 に、SAS の被験者 A のタニタの生体センサから得られた WAKE である 30 秒間の生体振動データの波形を 3 つ示す。これら 3 つの波形は連続している。また、縦軸が振動値の大きさ、横軸が時間を表し、Fig. 8(a)(b)(c) のそれぞれにおいて、縦軸のスケールが異なっているが、これは波形の変化を見やすくするためである。Fig. 8(b) は RSSE と提案手法の両方が正しく WAKE と判定できているが、Fig. 8(a)(c) では、RSSE のみ正しく WAKE と判定できている。このような部分があるため、5.3 章の結果にある Fig. 4 のように、RSSE と提案手法の組み合わせの方が、Recall が高く

なっている。また、RSSE が Fig. 8(a)(c) を WAKE と判定できているのは、RSSE は 3.2.3 章の WAKE 補正で説明しているように、1 分間のデータを用いて評価しており、Fig. 8(a) のデータを処理する時に、Fig. 8(b) のデータも含まれるためである。これに対し、RF では 30 秒間のデータを見ているため、Fig. 8(a)(c) のようなデータを WAKE と判定することができないことがわかった。しかし、Fig. 8(a)(c) の 2 つの波形を見ると、Fig. 8(a) では後半部分の 3 時 47 分 50 秒頃から波形の乱れが確認でき、Fig. 8(c) では 3 時 48 分 35 秒頃から明らかな波形の乱れが確認できる。このような波形の WAKE は、30 秒間の生体振動データの分散を求め、波形の振幅が分散よりどれくらいずれているか、という特徴量を設計することで、WAKE と判定することができると思われる。

Fig. 9 に、SAS 患者のみで学習した RF と SAS 患者と健常者の両方で学習した RF での結果で Precision が大きく異なった被験者 E の R&K 法による睡眠段階 (4 段階) と各手法による睡眠段階とその時の生体センサ値の標準偏差を示す。また、Fig. 10 に学習データを SAS 患者 4 名、健常者 4 名とした場合の R&K 法による睡眠段階と RSSE と提案手法の組み合わせによる睡眠段階とその時の生体センサの標準偏差を示す。Fig. 9(a) は R&K 法による睡眠段階 (黒色実線)、RSSE と提案手法 (SAS 患者データのみ) の組み合わせによる睡眠段階 (灰色実線)、生体振動データの 30 秒ごとの標準偏差 (灰色破線) を示し、Fig. 9(b) と Fig. 10 は R&K 法による睡眠段階 (黒色実線)、RSSE と提案手法 (SAS 患者と健常者のデータ) の組み合わせによる睡眠段階 (灰色実線)、生体振動データの 30 秒ごとの標準偏差 (灰色破線) を示す。横軸は睡眠時間を示しており、図全体は約 2 時間分のデータである。Fig. 6 の被験者 E の Precision が低くなっていたのは、Fig. 9(a) の楕円で囲った部分のように、生体振動データの 30 秒ごとの標準偏差の値が常に少し高くなっていたのが原因で、バツ印部分を WAKE と誤判定してしまっていたのが原因である。しかし、Fig. 9(b) のように、SAS 患者だけでなく、健

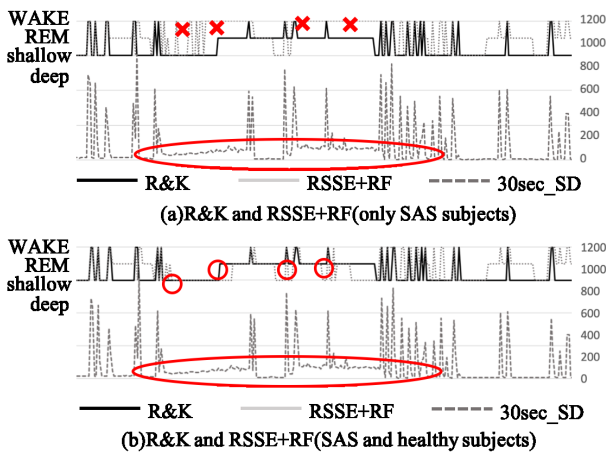


Fig. 9: The result of subject E.

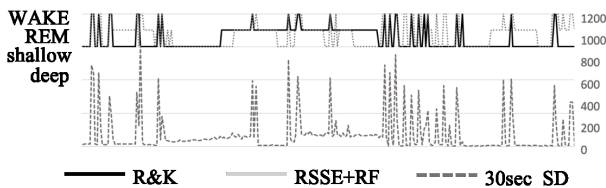


Fig. 10: The result of subject E (In case of 4 SAS subjects and 4 healthy subjects).

常者のデータも学習した RF と RSSE との組み合わせでは、睡眠段階部分の丸印のように、WAKE 出ない部分を WAKE と誤判定しないようになっている。また、Fig. 9(a) の SAS 患者 8 名という学習データ数に揃えるために、Fig. 10 のように学習データを SAS 患者 4 名、健常者 4 名の合計 8 名とした場合でも、誤判定している箇所が改善され、Accuracy が 96%、Precision が 65%、Recall が 79%、F-measure が 71% となり、Fig. 6 の被験者 E の患者 8 名で推定した時と比較して、Precision と F-measure が高くなっている。このことから、Fig. 9 の楕円で囲った区間は、健常者にみられる睡眠の状態であることが言える。よって、RF による WAKE 判定モデルには、SAS 患者データだけでなく、健常者のデータも加えることで、小さい体動が生じる WAKE でない部分を正しく判定することができると言える。

6 結論

本論文では、マットレス型生体センサにより得られた生体振動データの特徴量学習による睡眠時無呼吸症候群の WAKE 判定法を提案した。具体的には、生体振動データから複数の特徴量を設計し、機械学習の 1 つである RF で分類した。提案する WAKE 判定法の有効性を確認するために、SAS 患者 9 名と健常者 9 名の合計 18 名の被験者実験をし、次の知見が得られた：(1) 提案する WAKE 判定法を RSSE の WAKE 補正として加えることで、WAKE に対する Recall の値が大きくなるに伴い、F-measure の 23 % 向上に貢献した；(2) 小さい体動を伴う WAKE でない睡眠を、SAS 患者のデータに加えて健常者のデータも学習させることで、正しく判定することができた。

今後の課題としては、WAKE の特徴が現れやすい特徴量の調査が挙げられ、そのためには、センサから得

られる生体振動データの周波数解析などが必要となる。また、WAKE と判定できていない箇所を抽出し、それらを分析することで、新たな特徴量の設計をすることも挙げられる。

参考文献

- 1) L. Breiman. Random Forests. *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- 2) R. Díaz-Uriarte and S. Alvarez de Andrés. Gene selection and classification of microarray data using random forest. *BMC Bioinformatics*, Vol. 7, No. 1, pp. 1–13, 2006.
- 3) T. Harada and K. Takadama. Real-Time Sleep Stage Estimation from Biological Data with Trigonometric Function Regression Model. AAAI Spring Symposium, 2016.
- 4) A. Rechtschaffen and A. Kales. *A manual of Standardized terminology, Techniques and scoring system for sleep stages of human subjects*. US Department of Health, Education and Welfare Public Health Service NIH/NIND, 1968.
- 5) T. Watanabe and K. Watanabe. Estimation of the Sleep Stages by the Non-Restrictive Air Mattress Sensor. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 37, No. 9, pp. 821–828, 2001.
- 6) 金明哲, 村上征勝. “ランダムフォレスト法による文章の書き手の同定”. *統計数理*, Vol. 55, No. 2, pp. 255–268, 2007.
- 7) 厚生労働省. 国民健康・栄養調査. <http://www.mhlw.go.jp/file/04-Houdouhappyou-10904750-Kenkoukyoku-Gantaisakukenkouzhoushinka/0000106403.pdf>, 2013.
- 8) 日本睡眠学会. “睡眠学”. 朝倉書店, pp. 28–29, 2009.
- 9) 野田明子, 古池保雄. 終夜睡眠ポリグラフィ. *生体医工学*, Vol. 46, No. 2, pp. 134–143, 2008.
- 10) 鷺崎誠, 島忍. 鉄道機関における睡眠時無呼吸症候群対策. *国際交通安全学会誌*, Vol. 35, No. 1, pp. 26–32, 2010.