

圧電センサを用いた無拘束生体信号計測による

深層学習睡眠解析モデルの開発

Development of deep learning model for analyzing sleep architecture
using unconstrained measurements of vital data with piezoelectric sensors

鐘ヶ江正巳

KANEGAE Masatomo

薄膜シート型圧電センサにより睡眠中の心拍、呼吸、体動および心肺カップリング指標を無拘束モニタリングする手法を提案した。呼吸器科クリニックにおいて100名以上の被験者の協力を得て、終夜睡眠ポリソムノグラフィ検査と圧電センサの同時測定を行い、双方向 LSTM ネットワークを用いた深層学習による睡眠段階推定モデルを構築した。本モデルを用いて睡眠の質評価のための主要な睡眠指標を推定可能であるところからヘルスケア市場への睡眠解析サービスを開始した。

An unconstrained method for the monitoring of cardiorespiratory and body movement activities was proposed with the use of sheet-type piezoelectric sensor. By conducting simultaneous measurements with an overnight polysomnography in over 100 subjects, a deep learning model was built for predicting sleep stages using bidirectional-LSTM network. This model is capable of estimating key sleep parameters for evaluating sleep quality, and we have launched the sleep analysis service for healthcare market.

キーワード: 圧電センサ、生体情報、PSG 検査、睡眠段階、深層学習

1 はじめに

睡眠の質は身体の状態と幸福感に影響を与え¹⁾、睡眠の質の低下は、肥満、高血圧、糖尿病²⁾、脳機能障害³⁾など、様々な疾患の発症と関連していることが知られている。睡眠の質を評価し、睡眠関連疾患を診断するためには、睡眠段階を正確に測定する必要がある。現在、睡眠段階の評価は、終夜睡眠ポリグラフ (PSG) 検査で行われているが、脳波 (EEG)、眼電図 (EOG)、顎および脚の筋電図 (EMG)、呼吸活動などの生理学的信号を取得するために複数のセンサを体に装着する必要がある。そのため患者は複数のセンサを装着したまま眠ることに不快感を覚える場合があり、また、センサの配線により動きが制限され、通常の睡眠パターンが乱れる可能性がある。近年、睡眠の質向上への関心の高まりやウェアラブル技術の進歩を背景に、PSG 検査を受けずに睡眠状態を把握できる消費者向けの睡眠モニタリングデバイスが開発されている⁴⁾。自宅で EEG を計測できるポータブルデバイスや心拍呼吸信号から睡眠状態を推測するウェアラブルデバイスなどである。本稿では、シート型圧電センサを用い

て非接触で心拍数、呼吸数、心肺カップリング指標および体動の抽出を行い、PSG で得られた睡眠段階との関連をディープニューラルネットワークで学習させることで、無拘束で睡眠段階を推定できるシステムの開発について述べる。圧電センサは、心臓収縮によって生じる弾動力 (心弾動図:BCG) と胸郭変位を通して記録される呼吸運動、睡眠中の寝返りによる体動を検出する。単一センサから複数のパラメータを取得できることは、皮膚への電極装着の必要性がなく、肉体的および精神的負担を軽減できる。また、通常の睡眠パターンを妨げずに睡眠モニタリングが可能となる。本開発の目的は、圧電センサから得られた心拍、呼吸、体動情報を入力として PSG に相当する睡眠段階を推定する深層学習モデルを構築することである。

2 方法

2.1 実験参加者

埼玉県在住の、睡眠時無呼吸症の疑いがある成人106名 (男性89名、女性17名) を対象とした。平均年齢 49.8 ± 14.4 歳、体重 75.8 ± 17.2 kg、BMI は 26.6 ± 5.0 kg/m² である。参加者は呼吸

器科クリニックの睡眠検査室において、終夜 PSG 検査と圧電センサによる計測を同時に受けた。なお、参加者は同時計測に関する臨床専門家による説明を受け、同意書を提出した。

2.2. 睡眠ポリグラフ検査

終夜 PSG は、クリニック睡眠検査室において、フィリップス睡眠診断システムを用いて実施した。ECG、EOG、前脛骨筋の EMG、胸腹部プレシモグラフと鼻部温度センサで記録した呼吸信号、およびパルスオキシメトリーで酸素飽和度を測定した。PSG 記録後、臨床専門家が睡眠段階を判定した。

2.3. 圧電センサ

睡眠検査室において、ベッドマットレスの下胸部位置にポリフッ化ビニリデン (PVDF) 製のシート型圧電センサ (Suizine delta®; ヘルスセンシング株式会社) を設置し、生体振動信号を記録した。

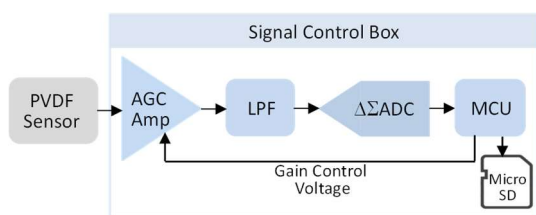


図1 PVDF 信号取得システムの概略図

2.4. 生体データの抽出

2.4.1. PVDF信号からの心拍数計測

PVDF センサから取得した BCG 波形には、ECG の QRS 波の直後に機械的な心収縮を表す IJK 波が現れるという特徴がある (図2)。BCG の IJK 波は、ECG の QRS 波のように急峻な波形を示さず、BCG 波形のわずかな歪みでも IJK 波の識別が困難になる場合がある。本開発では、心拍間隔を算出するため、深層学習を用いて BCG から ECG に相当する信号を生成する手法を独自開発した⁵⁾。図3a 上段に深層学習を用いて生成された ECG に相当する信号 (pECG) を示す。pECG の R-R 間隔 (pRRI) を求め (図3c 折れ線)、逆数から心拍数 (HR) を求めた。

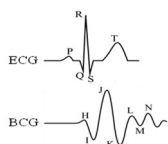


図2 1心拍分のECGとBCG波形

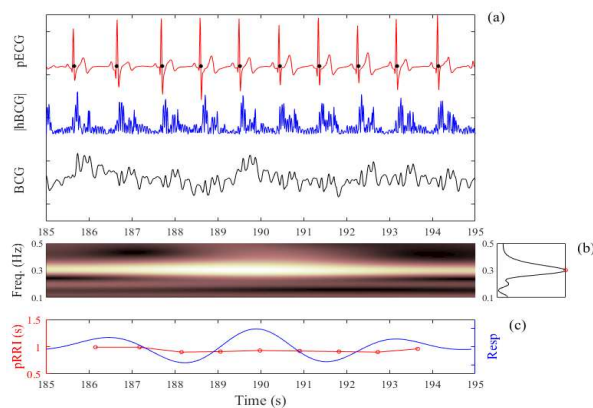


図3 PVDF信号から深層学習により生成された疑似心電図 (pECG) と抽出された呼吸波形 (Resp)

2.4.2. 呼吸信号計測

呼吸信号を得るために、0.05~0.5Hz 周波数帯のバンドパスフィルタを、10Hz で再サンプリングされた PVDF 信号に適用した。複素 Morlet ウェーブレット関数を用いた連続ウェーブレット変換を、20 秒窓の信号に適用し、平均パワースペクトルプロファイルを求めた。平均パワースペクトルプロファイルで最大パワーを示す周波数を呼吸周波数とした (図3b)。呼吸周波数を中心とするバンドパスフィルタにより呼吸波形を抽出し (図3c 青実線)、呼吸数 (RR) を求めた。

2.4.3. 心肺カップリング指標の算出

心肺カップリング指標 (λ) は、呼吸性洞性不整脈 (RSA) と呼吸波形間の位相コヒーレンスとして算出した。この指標は、心拍変動 (HRV) 周波数解析によって評価された心臓迷走神経活動と有意な正の相関を示し⁶⁾、また、睡眠中の徐波皮質活動の時間的ダイナミクスと相関していることが示されている⁷⁾。呼吸周波数帯域の HRV のパワースペクトル密度と RSA の振幅は呼吸数の変化に大きな影響を受けるが、心肺カップリング指標 (λ) は呼吸数の影響を受けにくいことが示されている⁶⁾。

2.4.4. 体動検出

体動は睡眠段階によって異なり、浅いノンレム睡眠中は、レム睡眠中と比較して体動量が多くなり、深いノンレム睡眠中には、体動はほとんど発生しない。覚醒中は体動が頻繁に発生する。10 秒枠内に PVDF 信号に過大な入力信号が加わった時に体動が生じたと判断し、5 秒毎にシフトしながら体動回数を

をカウントした。その後、睡眠段階のエポックに合わせて30秒間における平均体動回数を体動頻度 (BM)とした。

2.5 深層学習モデル

深層学習には双方向型 LSTM ネットワーク (biLSTM)を用いた。biLSTM は入力ベクトルシーケンスと睡眠段階スコア間の特徴量の順序関係を、過去から未来方向へと同時に学習することができる。biLSTM 層は3層構造とし、全結合層 (FC)は、浅いノンレム睡眠 (N1、N2)、深いノンレム睡眠 (N3)、レム睡眠 (REM)、覚醒 (WK)、離床 (LV)の6つのクラスに対応する6つのニューロンで構成される (図4)。学習モデルで推定される睡眠段階の精度は10分割交差検証法を用い、真陽性率と真陰性率の平均値を表す balanced accuracy、偶然に一致する割合を除去した一致度の信頼性尺度である Cohen's kappa、適合率と再現率の調和平均として計算される F1スコアで評価した。

3 結果

図5は、28 歳男性の終夜 PSG による睡眠段階スコア (SS)と学習モデルの入力に用いた各パラメータのプロファイルを示している。睡眠段階の違いにより、

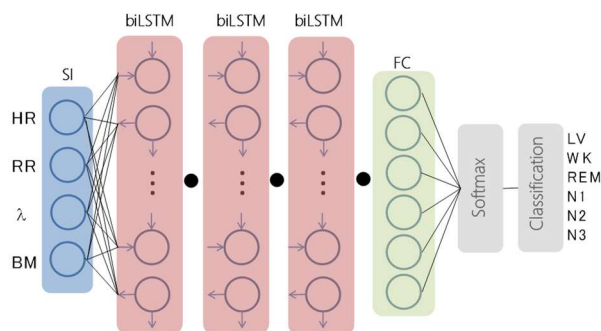


図4. biLSTM 深層学習モデルのアーキテクチャ

心拍数 (HR) と呼吸数 (RR) に特徴的な変化が見られる。N1からN3へ睡眠が徐々に深くなると、心拍数と呼吸数は安定して低下する。一方、レム睡眠または覚醒 (WK) では心拍数が変動し、呼吸数は増加する。心肺カップリング指標 λ は N2、N3 睡眠では1に近づき、レム睡眠および覚醒では変動が大きく減少する傾向が見られる。体動 (BM) は覚醒時に高く

なる傾向が見られた。

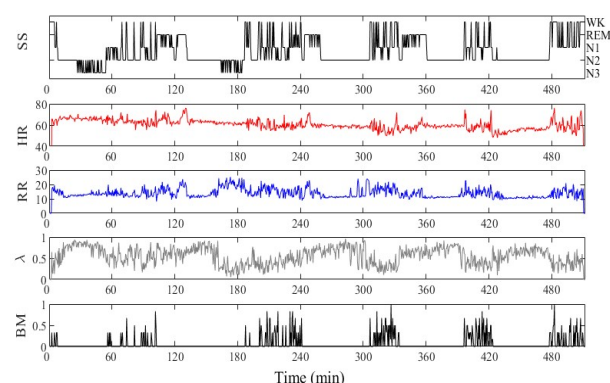


図5 PSG による睡眠段階スコア (SS) と PVDF センサによって計測された各パラメータプロファイル

図6は43歳男性被験者の、モデルにより推定された睡眠段階 (pSS) と PSG から実測された睡眠段階 (SS) の例を示している。各睡眠段階の推定精度 (図6f) から判断すると、REM と N2 が最も優れた分類性能を示した。円グラフ (図6c、d) および表 (図6g) に示すように、就寝時間に対する各睡眠段階の割合は、実際の値とほぼ一致した。Balanced-accuracy、Cohen's kappa、F1スコアはそれぞれ0.77、0.53、0.73であった。

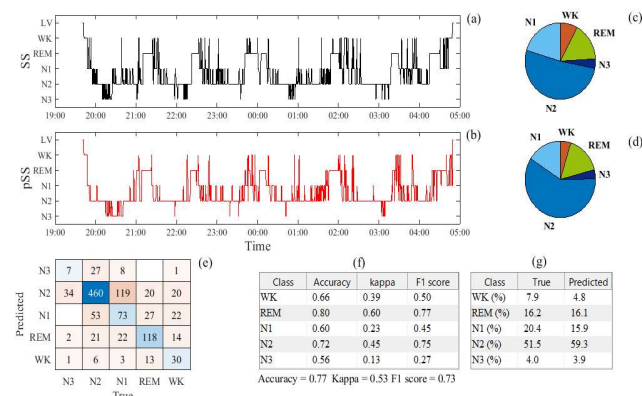


図6 モデルによる睡眠段階推定結果 (pSS) と PSG による睡眠段階 (SS) の一例

4 結論

本開発では、圧電センサから得られた心拍数、呼吸数、心肺カップリング指標および体動頻度の4パラメータを用いて、biLSTM ディープラーニングにより構築したモデルが睡眠5段階分類を妥当な精度で推定できることを示した。本稿で詳細は触れないが、睡眠潜時や中途覚醒などの主要な睡眠指標を算出

5 社会実装に向けて

なお、この睡眠解析手法ならびに関連する信号処理技術は論文化し、国際専門誌に受理され掲載された^{5),8),9)}。さらに、りそな中小企業振興財団及び日刊工業新聞共催の「第37回中小企業優秀新技術・新製品賞」において本技術を利用した「睡眠解析センサ」が優秀表を受賞することができた。本技術の開発・評価にご協力いただいた関係各位に、心より御礼申し上げます。

[illegible]

- 1) Schwartz, J. R. L. and Roth, T.: Neurophysiology of sleep and wakefulness: Basic science and clinical implications. *Curr. Neuropharmacol.* **6**, 367–378, 2008
- 2) Tasali, E., *et al.*: Slow-wave sleep and the risk of type 2 diabetes in humans. *PNAS* **105**, pp.1044–1049, 2008
- 3) Spira, A. P., *et al.*: Impact of sleep on the risk of cognitive decline and dementia. *Curr. Opin. Psychiatry* **27**, pp.478–483, 2014
- 4) Khosla, S., *et al.*: Consumer sleep technology: An American academy of sleep medicine position statement. *J. Clin. Sleep Med.* **14**, pp.877–880, 2018
- 5) Morokuma, S., *et al.*: Prediction of ECG signals from ballistocardiography using deep learning for the unconstrained measurement of heartbeat intervals. *Sci Rep* **15**, 999, 2025
- 6) Niizeki, K. and Saitoh, T.: Incoherent oscillations of respiratory sinus arrhythmia during acute mental stress in humans. *Am. J. Physiol.* **302**, pp. H359–H367, 2012
- 7) Niizeki, K. and Saitoh, T.: Association between phase coupling of respiratory sinus arrhythmia and slow wave brain activity during sleep. *Front. Physiol.* **9**, 1338, 2018
- 8) Morokuma, S., *et al.*: Deep learning-based sleep stage classification with cardiorespiratory and body movement activities in individuals with suspected sleep disorders. *Sci. Rep.* **13**, 17730, 2023
- 9) Morokuma, S., *et al.*: Unconstrained deep learning-based sleep stage classification using cardiorespiratory and body movement activities in adults with suspected sleep apnea. *PJAB (in press)*, 2025

鐘ヶ江 正巳(かねがえ まさと)
技術士(応用理学部門)(電気電子部門)
ヘルスセンシング株式会社 代表取締役
日本技術士会会員
技術士協同組合 理事
「センサとAI-データ解析による
インフラ・機械設備保全研究会」 代表幹事
Email: kanegae@health-sensing.co.jp

