

# 体動および呼吸変動を用いた静止車両における乗員の睡眠段階の推定

伊部 達朗†

日産自動車(株) モビリティサービス研究所†

## 1. はじめに

日中における習慣的な仮眠にはパフォーマンス向上 [1] 効果が報告されており、運転時における有用な休憩方法である。パフォーマンス向上のためには、10分から30分程度の仮眠が有効とされている。一方、長時間の仮眠によるパフォーマンス低下 [1] が指摘されている。この先行研究の結果から、睡眠段階を推定し、仮眠時間を制御する方法が有用だと考えられる。

米国睡眠医学界 (AASM) が策定した睡眠段階判定マニュアル [2] によると、睡眠段階は脳波、眼電図および顎筋電図により定められる。AASM のマニュアルでは、stage W (覚醒)、stage N1、stage N2、stage N3、stage R (REM) の分類が用いられている。推定には、心拍変動指標 [3] や、体の動きを表す体動指標 [4]、呼吸指標 [5] を用いたものが提案されている。これらの研究では、就寝時におけるデータを用いていることから覚醒段階のデータが少ないといったデータの偏りが存在する。脳波による睡眠段階推定を行った Orestis らの研究 [6] では、不均衡なデータへの対処方法として、各クラスを均衡にサンプリングするアンサンブル学習手法を提案している。しかし、Orestis らの方法では従来の研究と比べて元のデータ中における各クラスのデータ数に変化はない。

そこで、本研究では推定器に入力する以前の元のデータの各クラスのデータ数に着目した。データの偏りを抑制し、各段階を均等に考慮した推定器を作製するために、課題遂行時のデータを覚醒データと仮定して訓練データに追加する方法を検証する。課題遂行時のデータを用いることで、AASM の判定マニュアルによる手順を踏むことなく、動画視聴やゲーム操作など、自動車への同乗時に取り得る行動から自然にデータを抽出することが期待でき、低コストでデータ量を増やすことができる。

本研究の構成は次のとおりである。2章でデータ計測実験を説明し、計測データの処理方法、推定に用いる推定器、分析条件について述べる。3章で分析条件毎の睡眠段階推定結果について説明し、4章にて結論を述べる。

## 2. データ分析

本章では、まず計測データについて説明する。その後、推定に用いる分類器、分類器に入力する呼吸および体動に関する指標について示し、分析条件について説明する。

## 2.1. 計測データ

本研究では、男性7名の参加者について、実験室内に設置した静止車両内における睡眠および課題中のデータを計測した。計測は、午前9時または午後13時に開始し、タブレットを用いた15分間の課題を2条件(動画視聴、ゲーム操作)と90分間の睡眠の3条件について行った。

体動データとして、車両シート座面および背面の接触圧分布、呼吸変動データとして、腹部呼吸運動から得られる呼吸曲線を計測した。その他に、睡眠段階の真値判定用として、脳波、眼電図、顎筋電図を計測した。接触圧分布の計測には XSENSOR 社の PX100 を用い、その他の信号の計測には、BIOPAC 社の MP150 システムを用いた。体動を用いた解析には、先行研究で用いられた、単位エポックあたりの圧力のばらつきを表す圧力体動活動指標 [4] に加え、接触領域の標準偏差、縦および横方向の圧力中心位置の標準偏差、全センサーの平均圧力およびピーク圧力の標準偏差を用いた。各体動指標は、座面と背面のセンサーについてそれぞれ算出した。呼吸を用いた解析には、呼吸曲線の極大値、極小値であるピークとトラフを用いる。先行研究で使用された時間領域における周期指標と周波数領域指標 [5] に加え、単位エポックあたりのピーク数、トラフ数を用いた。

90分間の睡眠条件のデータに対して、専門家による判定により睡眠段階のラベリングを行った。睡眠段階は30秒を1エポックとし、stage W, N1, N2, N3, R のいずれかに分類した。課題条件のデータは、すべて覚醒段階と仮定して利用した。睡眠段階推定に関する先行研究 [3] [4] では、これらの睡眠段階を覚醒、ノンレム睡眠、レム睡眠の三段階に分けて行われている。日中の短い睡眠のため、R の出現頻度が睡眠条件全体の3%と極端に少なかったことから本研究では W を覚醒、それ以外を睡眠とした2クラスの判定により評価を行った。

本研究における実験は、日産自動車内における人を対象とする実験に関する倫理委員会からの承認を受けて行われた。

## 2.2. 分析手法

Orestis らの研究 [6] では、各クラスを均衡にサンプリングするアンサンブル学習手法が用いられている。本研究ではアンサンブル学習手法のうち、クラス間の均衡を考慮しない Random Forest (RF) と、各クラスを均衡にサンプリングする Balanced Random Forest (BRF) [7] を用いた。

分析は、用いる推定器と訓練データに利用するデータの種類によって条件を分けた。推定器には RF と BRF の2種類を用いた。訓練データの条件については、(a) 他人の

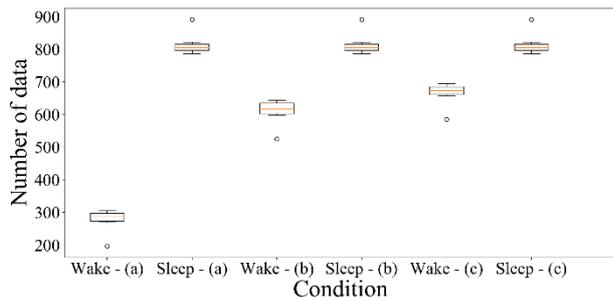


図1 各条件における各クラスのデータ数

睡眠条件のデータのみを用いる場合, (b) 他人の睡眠条件と課題条件のデータを用いる場合, (c) 他人の睡眠条件と課題条件, 自分の課題条件のデータを用いる場合の3種類に分けた. 図1に, 各条件に含まれる各クラスのデータ数を示す. 訓練データ全体に対する覚醒データの割合の平均は, それぞれ 25.3%, 42.7%, 44.9%であった. 推定器と訓練データの各条件を組み合わせた計6種類の条件を比較し推定に対するデータの偏りの影響を検証した. 全体のデータ量の差による影響を排除するために, いずれの条件においても, 訓練データの総数, アンサンブル学習中におけるサブサンプリング数を同一にして推定を行った. 検証データには, 睡眠条件におけるデータのうち, 訓練データに使用していない参加者のデータを用いた. 条件毎に参加者7名それぞれを検証データとして用い, その平均値を算出した.

### 3. 結果

推定結果の評価には, 適合率, 再現率, F値を用いた. 適合率は, 覚醒(睡眠)と予測したデータのうち実際に覚醒(睡眠)である割合であり, 再現率は, 実際に覚醒(睡眠)であるデータのうち覚醒(睡眠)と予測した割合である. F値は, 適合率と再現率の調和平均を表す. 表1を見ると, (a)の訓練データを用いた条件1と条件4において, 覚醒クラスの適合率が高い一方で, 再現率の低下がみられる. これは, (a)の訓練データにおいて覚醒よりも睡眠データの数が大きいことにより, そもそも覚醒判定の数が少なくなっていることが原因である. このように, 適合率と再現率をそれぞれ単体で用いると推定器の評価を正しく行えないことがある. そこで, 本研究ではそれら二つの調和平均であるF値を用いることで, バランスのとれた評価を目指す.

F値について, 推定器の種類と訓練データの種類, 睡眠段階に関する三要因分散分析を行った. その結果, 三要因間 ( $p < 0.05$ ) および各二要因間 ( $p < 0.05$ ) の交互作用が存在し, RFよりもBRFを用いた方が, 少数派クラスで

表1 各条件における推定性能の平均値

条件	覚醒			睡眠		
	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値
1: RF (a)	0.47	0.08	0.11	0.76	0.97	0.83
2: RF (b)	0.36	0.41	0.33	0.78	0.75	0.74
3: RF (c)	0.31	0.61	0.37	0.80	0.57	0.63
4: BRF (a)	0.42	0.26	0.28	0.77	0.88	0.81
5: BRF (b)	0.33	0.45	0.34	0.78	0.70	0.72
6: BRF (c)	0.29	0.70	0.38	0.78	0.43	0.52

ある覚醒判定のF値が向上した. Orestisらの研究[6]と同様, BRFが均衡の取れた判定を行うのに有効な手法であることが示された. また, (c)よりも(b), (b)よりも(a)を用いた方が覚醒判定のF値が向上, 睡眠判定のF値が低下した. 覚醒データであると仮定した課題条件におけるデータを利用することで, よりクラス間の均衡が取れた判定を行うことができた. (c)を用いた時に, 覚醒と睡眠におけるF値が近づいたが, 睡眠の再現率およびF値が大きく低下した. これは, 個人差による影響がクラス差よりも大きく, 検証データが訓練データ中にある自らの覚醒データに過剰に適合した可能性が考えられる. 本結果においては, (b)のように他人の覚醒データのみを訓練データに加える方法が有効であったと言える. ただし, 個人差を考慮した分析を行うことで, 自らのデータを過剰に適合せずに学習できる可能性が考えられる. 推定精度に対する個人差の影響については先行研究[3]においても課題として挙げられており, さらなる分析と具体的な解決方法が必要である.

### 4. 結論

睡眠段階の推定において, 覚醒と睡眠における判定の均衡を取るために, 訓練データにおけるクラス間の均衡を取る工夫を行うことが必要だとわかった. また, クラス間の均衡を取る方法として, 他人の覚醒データを訓練データに加えることが有効だとわかった.

今後の課題として, 個人差の影響を考慮しながら自らのデータを訓練データに取り込むことが挙げられる. 個人差の影響を受けることなく自らの特徴を学習に反映させることで, 睡眠段階推定の精度向上が期待できる.

### 参考文献

- [1] M. Hayashi, et al., "Recuperative power of a short daytime nap with or without stage 2 sleep," *Sleep*, Vol. 28, No. 7, pp. 829-836, 2005.
- [2] R. B. Berry, et al., "The AASM manual for the scoring of sleep and associated events," *Rules, Terminology and Technical Specifications*, Darien, Illinois, American Academy of Sleep Medicine, 2012.
- [3] T. Takeda, et al., "-dependent sleep stage transition model based on heart rate variability," *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 37th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2343-2346, 2015.
- [4] J. M. Kortelainen, et al., "Sleep staging based on signals acquired through bed sensor," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 3, pp. 776-785, 2010.
- [5] A. Tataraidze, et al., "Sleep stage classification based on respiratory signal," *Annual International Conference of the IEEE*, pp. 358-361, 2015.
- [6] O. Tsinalis, et al., "Automatic sleep stage scoring using time-frequency analysis and stacked sparse autoencoders," *Annals of biomedical engineering*, Vol. 44, No. 5, PP. 1587-1597, 2016.
- [7] C. Chen, et al., "Using random forest to learn imbalanced data," *University of California, Berkeley*, 110, 2004.