

深層学習を用いたマウスの睡眠ステージ分析

山部 剛士[†] 佐藤 牧人[‡] 塩川 浩昭[§] 柳沢 正史[‡] 北川 博之[§]

[†]筑波大学情報学群情報科学類 [‡]国際統合睡眠医化学研究機構

[§]筑波大学計算科学研究センター

1. 序論

マウスの睡眠は、脳波および筋電図の状態によってノンレム睡眠、レム睡眠、覚醒の3つの状態に分けることができる。この睡眠ステージの情報は睡眠の研究を行う上で非常に重要な情報となる。しかし、現在この睡眠ステージの判定は熟練した専門家が脳波・筋電図を目視で読み取って行なわれている。そのため、睡眠ステージの判定には多くの時間と労力が必要となっており、睡眠研究の大規模化が困難になっている。この課題を解決するために、自動かつ高精度で睡眠ステージの判定を行う手法が求められている。

睡眠ステージ判定手法として Sunagawa らが提案した FASTER [1] や鈴木らが提案した exFASTER [2] が存在する。FASTER は密度ベースクラスタリングを用いた手法で、脳波・筋電図について周波数特性が似たデータを同じクラスターにグループ化し、クラスター毎に睡眠ステージの判定を行う手法である。FASTER による判定ではノンレム睡眠、レム睡眠、覚醒の判定精度が約 90%, 80%, 90%と限界が生じている。また、exFASTER は FASTER を拡張することで、時系列的な状態遷移傾向を捉えられるようにした手法であり、FASTER と比較して精度の向上が報告されている。しかしながら exFASTER においても専門家の求める判定精度は達成できていないのが現状である。

本研究では音声認識や画像認識の分野で成果を上げているディープラーニングを用いたマウスの睡眠ステージ自動判定手法を提案する。

Analysis of Sleep Stages of Mice using Deep Learning

Masato Yamabe[†], Makito Sato[‡], Hiroaki Shiokawa[§], Masashi Yanagisawa[‡], and Hiroyuki Kitagawa[§]

[†] College of Information Science, University of Tsukuba

[‡] International Institute for Integrative Sleep Medicine

[§] Center for Computational Sciences, University of Tsukuba

exFASTER では時系列による状態遷移の状態を考慮することが判定に良い影響を与えることがわかった。ディープラーニングを行うために様々なモデルが提案されているが、本研究では時系列データを対象としたディープラーニング手法の1つである RNN (Recurrent Neural Network) [3] を睡眠ステージ判定に用いる。

2. 提案手法

睡眠ステージの判定は、マウスから採取した脳波/筋電データをエポックと呼ばれる一定区間に区切り、エポック毎に睡眠ステージを判定する。本研究ではマウスの脳波/筋電図データを 20 秒のエポックで分割したものをを用いる。

2.1 特徴ベクトルへの変換

エポックに区切った脳波/筋電データに対して FFT (Fast Fourier Transform) を行い周波数領域データに変換する。得られた周波数領域データから脳波については 1Hz から 30Hz の成分を、筋電データについては 30Hz から 100Hz の成分を使用する。睡眠状態の特徴は、脳波では特定の周波数帯に、筋電データではその振幅に現れることから、各周波数成分を 0 から 1 の範囲へ正規化するとともに、脳波については各周波数の値をエポックの周波数成分の総和に占める比率に変換する。提案手法は、上記の処理により獲得した脳波/筋電データから 101 次元のベクトルを構築し、RNN の入力とする。

2.2 RNN による睡眠ステージ判定

RNN を用いた睡眠ステージ判定では脳波・筋電データの個々のエポックについて過去のエポックの結果を元に判定することができる。これは RNN が図 1 に示す通り中間層に再帰的な結合を持っているためである。ある時刻の要素を計算する時、その中間層は前層の出力に加えて 1 つ前の時刻の中間層の出力を入力として結合を行う。これによって睡眠の状態遷移傾向を捉えた睡眠ステージ判定が可能になる。

本研究で実装したモデルは、エポック毎に 101 次元特徴ベクトルを入力にとり、400 次元×3 層の中間層で重み付き結合を行い、3 種の睡眠ステージへの判定を行うため、softmax 関数を用いて 3 次元のベクトルを出力する。このベクトルの要素は 3 種の睡眠ステージの推定値であり、総和が 1 になるような 0 から 1 の確率的な値である。また、RNN では時系列が長くなると勾配消失の問題が生じるため、中間層に LSTM (Long Short-Term Memory) [4] を用いた。

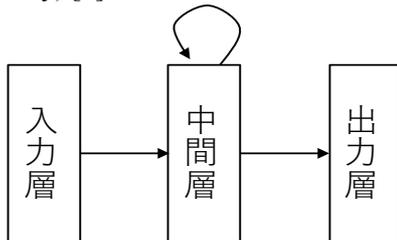


図 1: RNN の構造

3. 評価実験

3.1 データセット

評価実験を行うための脳波・筋電図のデータとして、2014 年 11 月 8 日から 2014 年 11 月 12 日に計測した 4 日分 (17280 エポック) の 14 匹のマウスのデータを用いる。RNN モデルの訓練用に 10 匹のデータを使用し、4 匹 (B6J12, B6J13, B6J14, B6J15) を検証用のデータとし訓練後のモデルによる判定精度の評価に用いた。

3.2 評価指標

Sensitivity [1] と Specificity [1], Accuracy [1] の 3 つの評価指標を用いた。これらの指標を求めるために、エポック毎の判定を表 1 のように分類する。Sensitivity と Specificity は睡眠ステージ毎に対して、表 1 を用いて以下のように計算する。

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP_X}{TP_X + FN_X}, \quad \text{Specificity} = \frac{TN_X}{TN_X + FP_X}$$

Sensitivity は人間が X であると判定したエポックの中で RNN も X であると判定した割合、Specificity は人間が X でないと判定したエポックの中で RNN も X でないと判定した割合を示す。Accuracy は人間と RNN の判定が一致した割合を示し、 $FN_{ALL} = FN_{NREM} + FN_{REM} + FN_{WAKE}$, $TP_{ALL} = TP_{NREM} + TP_{REM} + TP_{WAKE}$ とするとき以下の式で計算する。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP_{ALL}}{TP_{ALL} + FN_{ALL}}$$

表 1: 評価指標の計算

		RNNの判定	
		○	×
人間の判定	○	TP	FN
	×	FP	TN

3.3 実験結果

提案手法によって判定した結果を表 2 に示す。覚醒、ノンレム睡眠についてはほぼ 95% 以上の精度での判定を行うことができた。しかし、レム睡眠の判定は個体によって差があり、92% 程度の判定精度であった。

表 2: 検証用データに対する判定精度 (単位:%)

	覚醒		ノンレム		レム		Accuracy
	Sensitivity	Spesificity	Sensitivity	Spesificity	Sensitivity	Spesificity	
B6J12	98.18	96.99	95.10	98.11	94.17	99.04	96.52
B6J13	93.52	98.29	95.59	93.91	95.37	98.31	94.78
B6J14	96.96	96.58	94.82	96.71	90.82	98.95	95.46
B6J15	98.53	97.43	95.44	97.94	88.29	98.89	96.50
平均	96.80	97.32	95.24	96.67	92.16	98.80	95.81

4. まとめ

本稿では、RNN によるマウスの睡眠ステージ自動判定手法を提案した。提案手法は覚醒およびノンレム睡眠を約 95%、レム睡眠を約 92% の精度で判定を行うことができた。実験ではレム睡眠は覚醒、ノンレム睡眠どちらにも誤判定される一方で他の睡眠ステージでレム睡眠と誤判定されたエポックは少なかった。レム睡眠は脳が活発に動いている睡眠状態なので脳波は覚醒に似た波形であり、筋電図はノンレム睡眠と似た波形を持つためであると考えられる。レム睡眠の現れる頻度が他と比べて非常に少ないこともレム睡眠の判定精度が比較的低い一因だと考えられる。

今後は学習データの拡大や、レム睡眠の判定精度を向上できるように手法を改善していく予定である。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金・新学術領域研究“宇宙に生きる”「超ストレス環境・宇宙を見据えた新規睡眠覚醒制御手法の開発」(#15H05942Y) による。

参考文献

- [1] Genshiro A. Sunagawa, Hiroyoshi Sei, Shigeki Shimba, Yoshihiro Urade, Hiroki R. Ueda, "FASTER: an unsupervised fully automated sleep staging method for mice", Genes to Cells(2013) 18, pp.502-518
- [2] 鈴木悠太, 佐藤牧人, 塩川浩昭, 柳沢正史, 北川博之, "脳波/筋電図を利用したマウスの睡眠ステージ判定," DEIM Forum 2016, G4-3, 2016.
- [3] Elman, J. L., "Finding structure in time.", Cognitive Science, 14(2), 179-211, 1990.
- [4] F.A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins. Learning to forget: continual prediction with LSTM. Neural Computation, 12(10):2451-2471, 2000.