

# 畳み込みニューラルネットワークによるマウス脳波時系列からの睡眠ステージ分類

宮城周† 伊藤真利子† 坂口昌徳‡ 大西立顕†

立教大学大学院人工知能科学研究科† 筑波大学国際統合睡眠医科学研究機構‡

## 1. はじめに

睡眠は各ステージそれぞれが記憶の固定に対して特定の役割をもつため、マウスの睡眠ステージ分類は睡眠、特に記憶に関する研究にとって重要であるが、現在は主にマウスの脳波や筋電位の時系列データから手動で睡眠ステージを判定しており、効率的に睡眠研究を進めるためには睡眠ステージ判定の自動化が必要である。

マウスの睡眠ステージ自動判定については、脳波と筋電データを用いる Faster [1] が特に有名だが、本研究では脳波データのみを使用した自動判定手法の開発を試みる。脳波時系列を非線形データ解析手法を用いて二次元画像に変換し、畳み込みニューラルネットワークによる睡眠ステージ分類の自動判定を実現した。また、睡眠ステージ自動判定の精度は macro-F1=80.4, MCC=73.1 を達成した。

## 2. マウス脳波と睡眠ステージ

マウスの睡眠ステージには大きく分けてレム睡眠、ノンレム睡眠、覚醒の3つがある。ノンレム睡眠の脳波 (EEG) は他の睡眠ステージと比較し振幅が大きく、周波数は 7~8Hz 程度のシータ波に近い。レム睡眠は EEG の振幅が小さく、3Hz のデルタ波に近い。覚醒状態における EEG はレム睡眠と近いパターンを持つ。実験に使用したマウス脳波データは 10 秒ごとに手動で各睡眠ステージがラベリングされており、その単位時間のことをエポックという。

## 3. 脳波時系列の画像変換手法

マウスの脳波に対して非線形時系列解析を用いて特徴量を取得する方法を考える。時系列信号  $y(t)$  が微分方程式によって記述されていたとする。このとき、Takens の定理によって一定の時間遅れ差分を用いた時系列の時間遅れ座標系への変換が有効であることが保証されている [2]。ここで、時系列の時間相関を表すリカレンスプロットを用いて次のように脳波の時間遅れ座標系を画像に変換する。時間遅れを  $\tau$  とし、時間  $t = 1, 2, \dots, N$  に対して時系列信号  $y(t)$  の時刻  $i$  における  $n$  次元の時間遅れ座標を

$$x_i = (y(i), y(i - \tau), \dots, y(i - \tau(n - 1)))$$

とする。  $|x_i - x_j|$  を  $r_{i,j}$  とおき、

$$X_{i,j} = \begin{cases} 1 & r_{i,j} < \theta \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

とする。  $X_{i,j}$  によって描画されるサイズ  $N \times N$  の画像がリカレンスプロットである。リカレンスプロットでは  $\theta$  を閾値として  $r_{i,j} < \theta$  のとき第  $(i, j)$  画素に黒い点がプロットされる。よってリカレンスプロット画像の各画素で表現されるのは 0, 1 の二値であり、作成される画像は 1bit のモノクロ画像となる。

ここで、しきい値を使用せず 2 時点間の距離  $r_{i,j}$  を 0 から 255 までの 8bit にスケールし各画素値とすることで図 1 のようにモノクロ画像より表現できる情報量の大きい 8bit グレースケール画像  $R_{i,j}$  を作成することができる。

$$R_{i,j} = a \log(1 + r_{i,j}).$$

ここで  $a$  は画素値が最大の 255 を超えないよう調整するための定数であり、以下の式で計算される。

$$a = 255 / \max_{r_{i,j}} (\log(1 + r_{i,j})).$$

A convolutional neural network for sleep stage classification using single EEG for mice

Shu Miyagi† Mariko Ito† Masanori Sakaguchi‡ Takaaki Ohnishi†

Rikkyo University† Tsukuba University‡

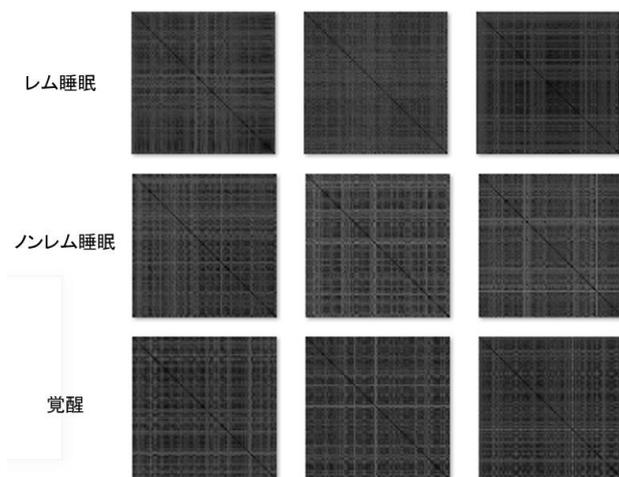


図 1. 各睡眠ステージにおける脳波の 8bit グレースケール画像例

表 1. マウス脳波データの分割結果

	訓練用	検証用	評価用
マウスの数 (匹)	115	30	29
エポック数	248, 431	64, 830	62, 666

#### 4. 睡眠ステージ自動判定手順

リカレンスプロットを用いて変換した脳波の 8bit グレースケール画像を入力とし、睡眠ステージラベルを出力する畳み込みニューラルネットワークによって睡眠ステージ自動判定モデルを構築する。入力画像の特徴を抽出するバックボーンネットワークには 2021 年 4 月に発表され速度、精度ともに既存のモデルを上回る最新のモデル EfficientNet-V2 を使用する [3]。

#### 5. 精度評価結果

マウスの脳波データを表 1 の通りに分割し畳み込みニューラルネットワークの訓練、精度評価を実施した。

時間遅れ $\tau$ を変えて脳波画像を作成し、時間遅れごとの睡眠ステージ自動判定精度を評価した結果を図 2 に示す。最も高精度なモデルは $\tau = 6(21\text{Hz})$ で変換した画像を学習させたモデルであり、macro-F1-score=80.4, MCC=73.1 であった。この時の時間遅れはレム睡眠、ノンレム睡眠、覚醒の平均的な脳波周期の整数分の一にあたる。この結果から、各睡眠ステージにおける平均的な脳波周期の整数分の一にあたる時間遅れ $\tau$ を用いて画像を変換した際に睡眠ステージ判定精度が向上する傾向があることが確認できた。

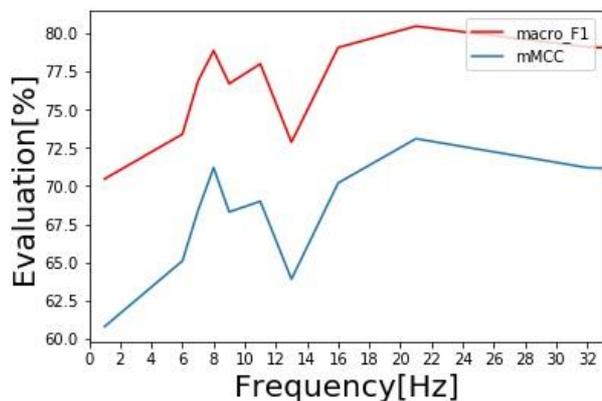


図 2. 時間遅れごとの睡眠ステージ判定精度。横軸を周波数、縦軸を評価指標値とした。

#### 6. まとめ

本研究では脳波データのみを使用した畳み込みニューラルネットワークによる睡眠ステージ分類の自動判定を実現し、睡眠ステージ自動判定の精度は macro-F1=80.4, MCC=73.1 を達成した。

また、各睡眠ステージにおける平均的な脳波周期の整数分の一にあたる時間遅れを用いて変換した際に各睡眠ステージにおける脳波の特徴を適切に抽出した画像を作成することができ、睡眠ステージ判定精度が向上する傾向があることを確認した。

#### 謝辞

本研究は AMED の課題番号 JP21km0908001 の支援を受けた。

#### 参考文献

- [1] F. Takens: Detecting strange attractors in turbulence. *Dynamical Systems of Turbulence*, vol. 898 (1981), pp. 366–381.
- [2] G. A. Sunagawa, H. Sei, S. Shimba, Y. Urade, H. R. Ueda: Faster: an unsupervised fully automated sleep staging method for mice. *Genes to Cells*, vol. 18(6) (2013), pp. 502–518.
- [3] M. Tan, Quoc V. Le: EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training. *arXiv:2104.00298*, (2021).