

MindWaveMobile2 による脳波測定結果から得られる集中度と瞑想度のニューラルネットワークを用いたモデル化に関する研究

結城 慧 マハブービ シェヘラザード 二宮 洋

湘南工科大学大学院工学研究科電気情報工学専攻

1. はじめに

脳波とは、脳内の神経細胞同士が外部からの刺激に対して行った反応により生じる電位変位である。脳波により、細胞間の伝達信号が異なり、それに伴い生成される化学伝達物質も異なる。生成された化学物質によって感情及び状態が変化するため、近年脳波から感情と状態を計測し応用する研究が盛んに行われている。脳波を測定する装置として MindWaveMobile2(MWM2)[1]が販売されている。MWM2 では合計 8 種類の脳波の測定が可能であり、測定データから集中度と瞑想度を観測することができる[1]。しかし、どのように脳波データから集中度と瞑想度が導出されているかが[1]において公開されていないため、疑似的な脳波を生成することが困難となる。本研究では、モデリングに有効とされているニューラルネットワーク(NN)に着目し、MWM2 によって収集した脳波データと集中度と瞑想度の関係を、NNを用いたモデル化を試みた。NN によるモデル化を計算機実験により示す。

2. 脳波と MindWaveMobile2

2.1 脳波

脳波とは生物の脳から生じる電気活動の変位を頭皮上、蝶形骨底、鼓膜、脳表、脳深部に置いた電極によって記録した波形である。脳波は各種の周波数成分から構成されている。脳波の周波数、種類とその特徴について表 1 にまとめる。

表 1. 脳波の種類

タイプ	測定可能データ(Hz)	心理状態
δ 波	0.5-2.75	を見ない深い睡眠、ノンレム
θ 波	3.5-6.75	直感的、創造的、想起、空想、幻想、夢
Low α 波	7.5-9.25	リラックス、ただし気だるくはない、平穩、意識的
High α 波	10-11.75	ISMR(感覚運動リズム)、リズムしているが集中している、統合的
Low β 波	13-16.75	思考的、自己及び環境の認識
High β 波	18-29.75	警戒、動揺
Low γ 波	31-39.75	記憶、高次精神活動

Modeling of concentration and meditation levels obtained from EEG by MindWaveMobile2 using neural networks
Satoshi Yuki, Shahrzad Mahboubi, Hiroshi Ninomiya
Graduate School of Electrical and Information Engineering,
Shonan Institute of Technology

2.2 MindWaveMobile2

MindWaveMobile2(MWM2)[1]は、脳波を計測できる小型の無線ヘッドギアである。MWM2 センサーアームに搭載された電極から検出した脳波を元に、 α 波や β 波などのパワースペクトラムと集中度や瞑想度のレベル及び瞬きの有無のデータを出力することができる。測定可能なデータは生波形(12bit)、信号品質(0-200)、 δ 波(0.5-2.75Hz)、 θ 波(3.5-6.75Hz)、低 α 波(7.5-9.25Hz)、高 α 波(10-11.75Hz)、低 β 波(13-16.75Hz)、高 β 波(18-29.75Hz)、低 γ 波(31-39.75Hz)、中 γ 波(41-49.75Hz)、集中度(1-100)そして瞑想度(1-100)である。

3. NN による MWM2 のモデリング

本研究では、MWM2 によって収集した脳波と集中度と瞑想度の関係性をモデル化するため、NN を応用することを考えた。NN の誤差関数を(1)に示す。

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{|T_r|} \sum_{p \in T_r} \frac{1}{2} \|\mathbf{d}_p - \mathbf{o}_p\|^2 \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{o}_p$ 、 $\mathbf{d}_p$ と $\mathbf{w}$ はそれぞれ p 番目の出力、教師信号そして重みである。 T_r は学習データセット、 $|T_r|$ はサンプル数を表す。NN の学習では(2)の反復式を用いて(1)を最小化する。

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \mathbf{v}_{k+1} \quad (2)$$

ここで、 k は反復回数であり、 $\mathbf{v}_{k+1}$ は更新ベクトルと呼ばれる。更新ベクトルは学習アルゴリズムによって更新方法は異なり、問題に対して最適な学習アルゴリズムを選択する必要がある。

本研究では、MWM2 によって収集した脳波データ及び集中度と瞑想度の活計性を示したグラフのサンプルを図 1 に示す。

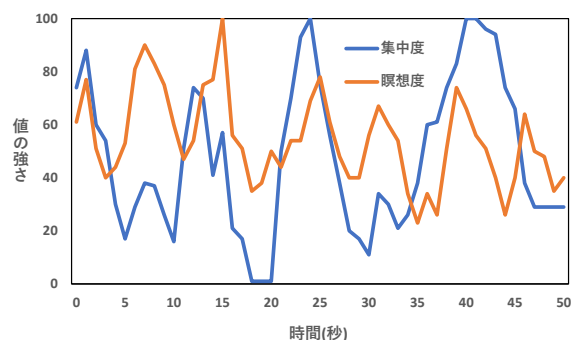


図 1. 集中度と瞑想度の時間変化

図1より集中と瞑想の入出力の関係性が非常に複雑であり、非線形性が強い(強非線形)ことがわかる。NNの学習アルゴリズムには一般的に勾配法に基づく手法が使用される。勾配法は学習率の形状から1次近似手法(1次手法)と2次近似手法(2次手法)に分類できる。近年の応用研究では計算コストが小さい1次手法が使用されている。しかし、強非線形問題の最適化に対して、1次手法による学習は現実時間内において困難となる[3]。そこで、この問題に対して学習率に誤差関数の曲率情報を用いた2次手法が有効とされている[3]。本研究では高速な2次手法の一つとして提案されたネステロフの加速準ニュートン法(NAQ)[3]を用いて学習を行う。NAQでは更新ベクトル $\mathbf{v}_{k+1}$ は(3)により更新される。

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mu_k \mathbf{v}_k - \alpha_k \mathbf{H}_k \nabla E(\mathbf{w}_k + \mu_k \mathbf{v}_k). \quad (3)$$

ここで、 $\nabla E(\mathbf{w}_k + \mu_k \mathbf{v}_k)$ は誤差関数(1)の勾配であり、 $\mu_k \mathbf{v}_k$ は慣性項であり、 $\mathbf{v}_k = \mathbf{w}_k - \mathbf{w}_{k-1}$ 、 μ_k は慣性項係数である。 μ_k は(4)(5)に基づいて適応的に更新される。

$$\varepsilon_{k+1}^2 = (1 - \varepsilon_{k+1})\varepsilon_k^2 + \omega \varepsilon_{k+1}, \quad (4)$$

$$\mu_k = \frac{\varepsilon_k(1 - \varepsilon_k)}{\varepsilon_k^2 + \varepsilon_{k+1}}. \quad (5)$$

ここで、 $\varepsilon_0 = 1$ 、 $\omega = 10^{-4}$ と設定する[4]。(3)において、 α_k はステップサイズ、 $\mathbf{H}_k$ は曲率情報のヘッセ行列の近似逆行例であり、 $\alpha_k \mathbf{H}_k$ は学習率となる。 $\mathbf{H}_k$ は(6)に従って更新される。

$$\mathbf{H}_{k+1} = \mathbf{H}_k - \frac{(\mathbf{H}_k \mathbf{q}_k) \mathbf{p}_k^T + \mathbf{p}_k (\mathbf{H}_k \mathbf{q}_k)^T}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{q}_k} + \left(1 + \frac{\mathbf{q}_k^T \mathbf{H}_k \mathbf{q}_k}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{q}_k}\right) \frac{\mathbf{p}_k \mathbf{p}_k^T}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{q}_k}. \quad (6)$$

ここで、 $\mathbf{H}_k$ の更新式に使用される $\mathbf{p}_k$ と $\mathbf{q}_k$ はそれぞれ $\mathbf{p}_k = \mathbf{w}_{k+1} - (\mathbf{w}_k + \mu_k \mathbf{v}_k)$ と $\mathbf{q}_k = \nabla E(\mathbf{w}_{k+1}) - \nabla E(\mathbf{w}_k + \mu_k \mathbf{v}_k)$ である。

4. 実験

本研究では脳波データを収集するため、ゲームを行っているときの状態と音楽を聴いている状態をMWM2で測定した。集中と瞑想度の測定データは3,600個である。使用するNNのネットワークは中間層2層、それぞれ300と30個のニューロン数を持ち、入力は8種類の脳波そして出力は集中と瞑想の2つとなる。従って、NNの構造は8-300-30-2となる。NNに使用する活性化関数はシグモイド関数であり、 α_k はArmijoの条件[3]により求める。最大反復回数は200,000回に設定した。実験結果を図2に示す。図2はゲーム実施中(集中状態)と音楽鑑賞中(リラックス状態)の学習結果であり、縦軸は誤差関数、横軸は反復回数を示している。図2より集中状態の学習では、反復回数が182,000回であるとき、誤差が 0.10×10^{-3} とな

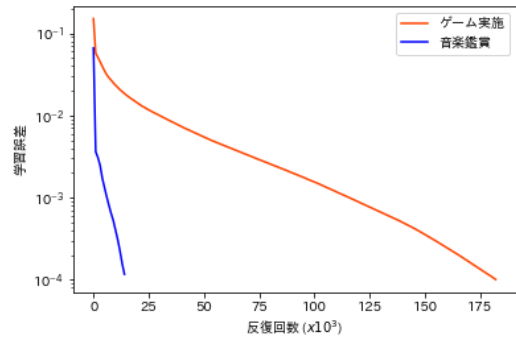


図2. ゲーム実施中(集中状態)、音楽鑑賞(リラックス状態)の誤差と反復グラフ

ることがわかる。一方で、リラックス状態の学習では、反復回数が14,000回するとき、誤差を 0.11×10^{-3} まで減少できたことがわかる。この結果から、リラックス状態の集中度と瞑想度の非線形性が集中状態と比較して弱いことがわかる。また、これらの学習誤差はモデリングを可能にする十分小さな誤差である[3]。

5. まとめ

本研究では、MWM2によって観測した脳波及び集中と瞑想度の関係性をNNによるモデル化を行った。実験結果より、NNの学習ではモデル化を可能とする小さな誤差を得ることができた。

参考文献

- [1] NeuroSky, "MindWaveMobile2", (2020); <https://tokyodevices.com/items/71> (最終確認日:2023年1月4日).
- [2] 坂本佑太, 他, "簡易脳波計による学習状態の思考比較分析", マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム論文集, pp. 1441-1446 (2013).
- [3] H. Ninomiya, "A novel quasi-Newton-based optimization for neural network training incorporating Nesterov's accelerated gradient.", *NOLTA, IEICE*, vol. 8, no.4, pp. 289-301 (2017).
- [4] S. Mahboubi, et al., "Momentum acceleration of quasi-Newton based optimization technique for neural network training.", *NOLTA, IEICE*, vol.12, no.3, pp. 554-574 (2021).