

(200) 電子

EEG における瞬き由来アーチファクトの

ニューラルネットワークによる自動検出と情報保存のための除去

Neural network-based automatic detection and removal of artifacts due to blinks in EEG to maintain low-frequency information

林 泰地[†]

渡邊 敬祐[†]

上本 歩樹[†]

東 雄貴[†]

廿日出 好[†]

Taichi Hayashi[†]

Keisuke Watanabe[†]

Ibuki Uemoto[†]

Yuki Azuma[†]

Yoshimi Hatsukade[†]

[†]近畿大学 工学部

1 概要

近年、脳波 (Electroencephalography: EEG) や脳磁図 (Magnetoencephalography: MEG) を用いた Brain Machine Interface (BMI) や Brain Computer Interface (BCI) に、人工知能 (Artificial Intelligence: AI)、特にディープニューラルネットワーク (DNN) を活用する試みがなされている[1, 2]。本研究では、脳情報解析への DNN 導入の初期検討として、EEG データに含まれる瞬き由来アーチファクト (Electrooculography: EOG) に着目した。EOG アーチファクトは、計測対象となる脳波よりもはるかに大きく、コンマ数秒~0.5 秒ほど継続する[3]。このため、その間 EEG データに含まれる α 波以下の低周波数情報を利用するには、アーチファクトを信号から除去することが望ましい。EOG アーチファクトの除去は、相関関数や独立成分分析など様々な手法を用いて研究されてきたが[4]、リアルタイムに近い形で EEG を応用する BMI・BCI に導入する場合、解析速度が十分高速な手法の開発が必要と考えられる。

本研究では、EOG アーチファクトデータを事前に計測・学習しておき、EEG 生データからアーチファクトを自動検出し、アーチファクトデータの一部から残りのアーチファクト波形を予測し、リアルタイムに近い形でアーチファクトの自動除去を行うプログラムの開発を試みた。また、高速フーリエ変換 (FFT) およびウェーブレット変換 (WT) を用いた周波数解析を行い、手法・プログラムの有効性も調べた。

2 モバイル式 1 チャンネル EEG 計測装置の開発

本研究で開発した装置の構成を図 1 に示す。ここでは、初期検討として 1 チャンネルのモバイル脳波計測デバイス MindWave Mobile を用いた[5]。本デバイスは額に電極を設置するため、測定データは EOG アーチファクトの影響を大きく受ける。

デバイスで測定したデータは、Bluetooth で PC に送信される。ここでは C++ のオープンなソフトウェアフレームワークである openFrameworks (oF)[6] を使用する BrainWaveOSC[7] をベースとして自作ソフトを開発した。元となるソフトは生データや周波数データの記録・表示を行うソフトである。ここでは、

- ① FaceTracker のアドオン[8]を追加して、両目付近の映像から瞬きを自動判定し、瞬きの際の EEG データを初期学習用 EOG データとして記録する機能、
- ② 事前に EOG データを学習した DNN を読み込み、EEG 生データに含まれる瞬き信号を自動検出する機能、
- ③ 平均化した EOG データを事前に学習したリカレント NN (RNN) を読み込み、EEG 生データから検出した EOG データの一部から、残りの EOG データを予測して、リアルタイムに近い形で EOG データを除去する機能、
- ④ プログラム動作中に検出した EOG データを記録し、一定量のデータが追加記録されたら DNN・RNN の再学習を行い、NN を更新していく機能、
- ⑤ 双 2 次フィルタによるフィルタリング、および周波数解析を行う機能、

を追加した。プログラムの時間応答性 (高速性) を高めるため、動作の重い FaceTracker、RNN による EOG データ予測、DNN と RNN の再学習・更新プログラム、周波数解析は BrainWaveOSC のメインスレッドとは別スレッドで動作するマルチスレッドプログラムとした。図 2 に PC 上で動作するプログラムの実行画面を示す。また図 3 にプログラムの大まかなフローチャートを示す。システムは Mac OS 上で開発した。

本システムでは、EEG 生データは 512 SPS (Sampling Per Sec) で測定される。まず事前準備

として、FaceTracker による瞬き判定をベースに EOG データと通常時データを、1 セット 256 点としてそれぞれ 50 セット記録する。これらのデータを学習させ、EOG データか通常データかを推論して、EOG データを検出する DNN プログラムを Python で開発した。また、EOG データセットの平均を求めて、ランダムノイズ等高周波ノイズを除去した平滑化 EOG データを用いて、前半の 64 点から残りの 192 点を予測、および後半の 192 点から前半 64 点を予測する RNN プログラムを、同じく Python で開発した。これら EOG 信号検出用 DNN と、EOG 信号予測用 RNN の実行には、GPU を用いる TensorFlow バックエンドの Keras を用いた。DNN はシンプルな 4 層の多層パーセプトロン (Multilayer perceptron: MLP) で構成した。RNN では長短期記憶 (Long short-term memory: LSTM) を用いた。上記により構成される NN は Keras のモジュールで一旦保存した後、kerasify[9]を用いて C++で読み込める形に変換して保存した。

メインプログラムでは、初期化において上記学習済み NN を読み込んでおき、受信した生データの測定毎に最新のデータ 256 点を逐次配列に格納し、まず EOG 検出用 DNN によって解析する。ここで EOG データが検出された際、メインスレッドとは別スレッドで後半 192 点のデータを、並列の別スレッドで前半 64 点のデータを RNN で予測し、これらを結合、極性反転させて元波形から差し引きを行う。以上により、EOG データの検出と、元の EEG 情報を保存するような EOG アーチファクト除去を自動で行う。また、個人差を有する可能性のある EOG データの解析に対応するため、検出した EOG データを記録し、ある一定量データが追加されたら、追加データを含むデータセットに対して上記 Python プログラムを別スレッドで動作させ、測定が進むにつれ NN を更新していくプログラムとした。

事前の研究で、メインプログラムにおいて、EOG 信号検出と EOG 信号予測を、Python を C++ プログラムから呼び出して動作させる方式も試験したが、GPU を使用しても NN 解析中の速度低下が著しかった。このため、予め Keras で学習済みの DNN・RNN を、kerasify で C++から読み出せる形に変換して用いることとした。これにより、EOG データの検出・予測の際に FPS が少し低下するものの、およそ 50~60 FPS で動作するプログラムとなった。

メインプログラムでは、データ測定毎に FFT を行い、表示するウィンドウも追加した。また試験的に、時間分解能と周波数分解能の両立が可能で、周期的でない場合も多い EEG 信号解析に適する

と考えられる WT も導入した。正弦波入力への応答が FFT と WT でほぼ等しいことは確認した。

3 実験と考察

健康な 22 歳男性、および 43 歳男性を対象とし、上記システムを用いて EEG 計測を行い、学習用 EOG データの記録、DNN と RNN によるデータ学習、生波形に NN を適用した EOG の自動検出と除去の試験を行った。初期学習用 EOG データは、22 歳男性を対象として、FaceTracker による瞬き判定をベースに 50 セット記録した。瞬きのない通常データも 50 セット記録し、構築した DNN・RNN を用いて学習を行った。これらの NN を用いて EEG 生データに瞬き検出・除去を適用した結果を図 4(a)に示す。EOG を検出・可視化するため、EOG 検出精度 99.9%以上が出力された際に、256 個目のデータを加工して負の最大値が現れる設定とした。図の上の波形に示すように、EOG データの終了付近に負の最大値が見られ、DNN が EOG 信号を検出したことを示している。その下の中段の波形は、上記 RNN により、EOG データを検出した際のデータの一部から、高周波数ノイズを除いて EOG データ予測を行い、符号を逆転させた波形である。最終段は、上段から中段のデータを引算したデータで、特徴的な EOG データが除去されている。

前述の 22 歳男性の EOG 信号から学習した DNN と RNN を用いて、別の 43 歳男性を対象として上記プログラムを実施した図 4(b)に示す。プログラムを動作してしばらくの時間は、個人差による EOG データ予測に大きな誤差が生じていた。データ追加記録と DNN・RNN 更新の機能を動作させてしばらく計測を続けると、図に示すように大きな誤差なく EOG 信号を除去できるようになった。図 4(c)に、43 歳男性の EOG 信号発生時の EEG 生データの FFT 連続スペクトル (上段黒)、EOG データ除去した瞬間の FFT スペクトル (上段赤)、EEG 生データの WT 連続スペクトル (下段黒)、EOG データ除去した瞬間の WT スペクトル (下段青)を示す。EOG 除去効果を可視化するため、EOG データが検出され、除去された瞬間のスペクトラムをそれぞれ赤と青で上下に示してある。なお、下段の EEG 生データは、通常波形のスペクトラムを示すため、上段の EEG 生データの約 0.5 s 前のデータを WT したものである。図に示すように、EOG 発生時は 12 Hz 以下の $\delta \sim \alpha$ 波の帯域で EOG アーチファクトの影響が大きく表れている。一方、EOG 除去後の瞬間のデータからは FFT (赤)・WT (青)ともに低周波数ノイズが除去されており、およそ通常時のスペクトル (下段黒) と似たような周波数特性となった。

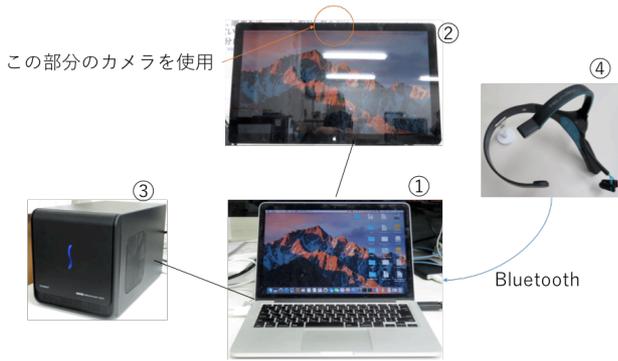


図1 MindWave Mobile と GPU を接続した PC を用いた脳波計測・解析システムの装置構成。
①MacbookPro、②カメラ付きモニター、③GPU、
④MindWave Mobile



図2 脳波計測・解析システムの実行画面. カメラ画像による瞬き検出, EOG データの検出・除去・記録, フィルタ, FFT・WT による周波数解析を行う.

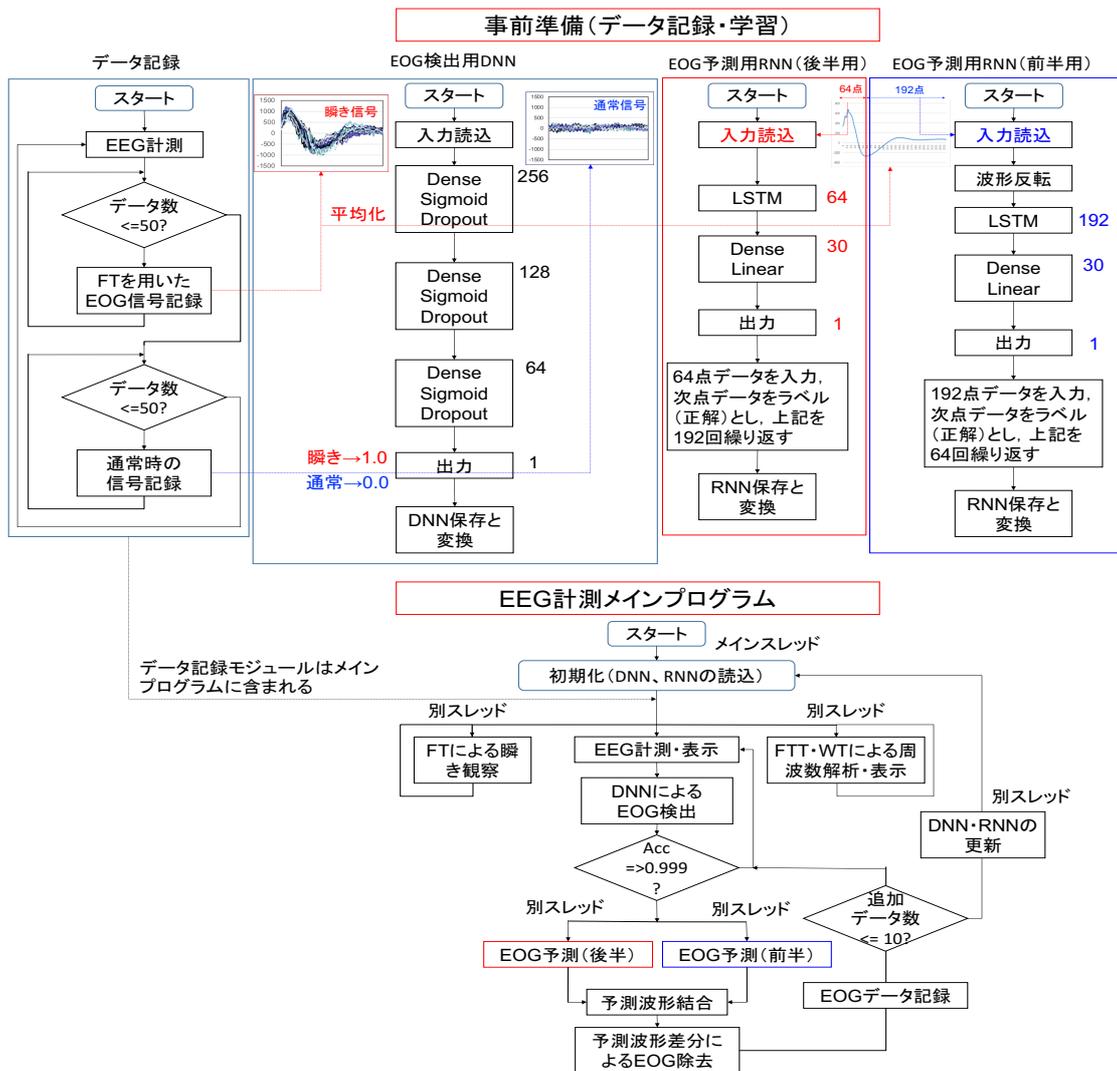


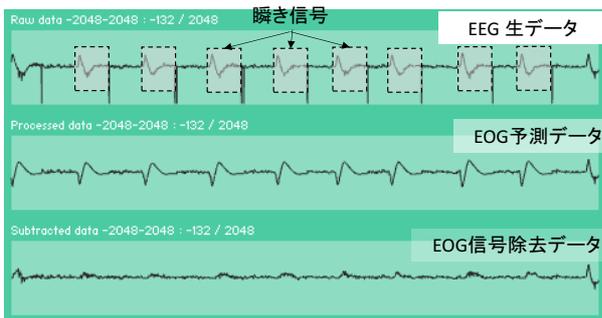
図3 開発したシステムのフローチャート. メインプログラムに含まれるデータ記録モジュールを用いて学習用 EOG データを記録, これを学習した DNN, RNN を用いて EOG データの検出・除去を行う.

ページ番号は書かないでください

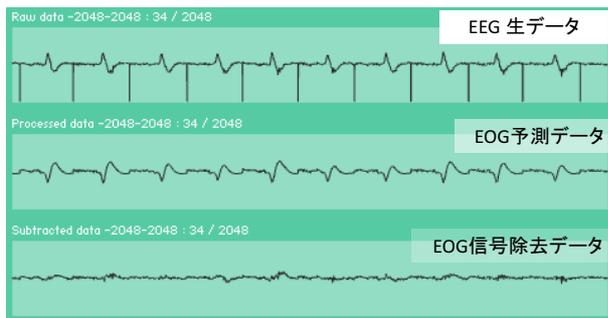
本システムは、瞬きを画像で確認できるため、除去したい EOG アーチファクトデータを、他のノイズと分離して精度よく検出・記録できる。このため、NN で最も重要な学習データの収集・精査の煩雑さが少ない。なお、カメラは初期データ収集に用いた後は、被験者の様子を確認することにも用いる。また、EOG アーチファクトの個人差を抑制できるように、検出・記録した EOG データを追加したデータセットから解析用 NN を自動更新できる。このため、各被験者に対応可能で、測定が続くほど検出・除去精度が向上するシステムとなっている。

ムとなっている。

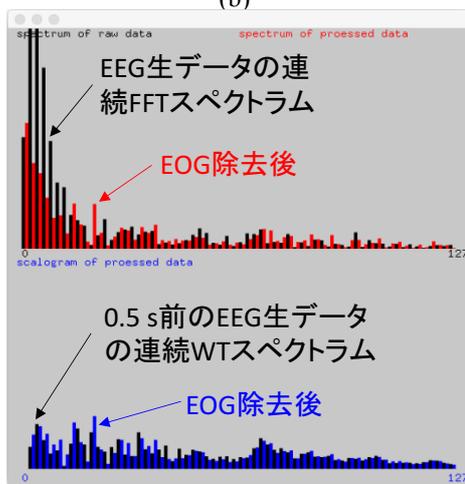
図 4 の結果が示すように、本システムで NN を用いて EOG を除去した際、低周波数ノイズが低減される。一般的な LPF と比較すると、本方式なら、 α 波以下の δ 波 (0.5~4 Hz) や θ 波 (4~8 Hz) の情報を保存したまま、瞬きに起因する信号のみが除去できる。今回、本人の EEG データで EOG 信号検出、信号予測しなかった理由は、汎用性 (他人の EEG (EOG データ) をベースにしても、別の人にも適用できる) を実証するためである。今後は、文献[1]のようなマルチチャンネル EEG システムに上記アルゴリズムを導入し、BMI・BCI 応用等に展開していく予定である。



(a)



(b)



(c)

図 4 EEG データの記録・表示, EOG データの検出・予測・除去結果. (a)健常な 22 歳男性の場合, (b)健常な 43 歳男性の場合, (c)43 歳男性の EEG データの FFT・WT 解析結果.

4 まとめ

本研究では、NN を応用して、EEG 生データに含まれる EOG アーチファクトを、リアルタイムに近い形で自動検出・除去し、 α 波以下の低周波数生体情報を保存可能な EEG 計測・解析システムを開発した。FFT と WT の解析結果の差異については現在調査中である。またフィルタなど、他の手法との詳細な比較は今後の課題であると言える。今後は、マルチチャンネルシステムに研究を展開していく予定である。

参考文献

- [1] K. Tomonaga, S. Wakamizu, and J. Kobayashi, "Experiments on classification of electroencephalography (EEG) signals in imagination of direction using a wireless portable EEG headset", ICCAS 2015, pp.1805-1810, 2015
- [2] H. Cecotti, "Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interface", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int., Vol.33, pp.433-445, 2011.
- [3] 開一夫, 金山範明編, 河内山隆紀, 宮越誠著, "脳波解析入門 EEGLAB と SPM を使いこなす", 東京大学出版, 2016
- [4] 奥山貴広, 榎田大輔, 北村章, 八尾頭, 近藤秀志, "相関係数と独立成分分析を用いた脳波中の EOG アーチファクト除去", 第 52 回自動制御連合講演会, F1-1, 2009
- [5] <https://store.neurosky.com>.
- [6] <https://openframeworks.cc>
- [7] <https://github.com/trentbrooks/BrainWaveOSC>
- [8] <https://github.com/kylemcdonald/ofxFaceTracker>
- [9] <https://github.com/moof2k/kerasify>