

《様式B》

研究テーマ 「行動をともなう脳イメージングの実現」

研究責任者 所属機関名 豊橋技術科学大学

官職又は役職 助教

氏 名 東 広志

メールアドレス higashi@tut.jp

共同研究者 所属機関名

官職又は役職

氏 名

(平成 28 年度募集) 第 29 回 助成研究 完了報告書

1. 実施内容および成果ならびに今後予想される効果の概要 (1, 000 字程度)

本研究では、行動をともなう脳イメージングの実現を目指して、脳波を観測する際に重畠する運動に由来する雑音成分であるアーチファクトを除去する手法を提案した。これまで、このようなアーチファクトは、独立成分分析と呼ばれる方法を用いてアーチファクト成分とそれ以外の信号に分離したのち、それ以外の信号だけで信号を再構築することで行われてきた。独立成分分析は、分離後の信号が統計的に独立であるように分離行列を設計する。その性質のため、信号長が十分でない場合、統計量推定が不安定になり、アーチファクトのみを分離することが難しくなる。そこで、本研究では、脳波電極の信号構造を独立成分分析に組み込むことを提案した。信号構造とは、電極配置の幾何学的な構造であったり、2つの脳波電極における信号の類似度を表すものである。信号構造という新しい情報を独立成分分析に組み込むことにより、頑健で精度の良いアーチファクト除去を実現した。具体的には、信号構造をグラフとして表し、そのグラフラプラシアン行列を求める。グラフラプラシアン行列の固有値分解を行い、その固有ベクトルが作る部分空間上で分離行列を設計する。実際の脳波を用いた実験では、提案手法は従来手法を上回る分離精度を示した。

本研究で扱った脳波は、脳イメージング方法の中でも、導入コスト・設置コスト・維持コストの面で有利である。そのため、最近では、研究用よりもさらに安価な商用の脳波計測装置が販売されている。しかし、それらのアーチファクト対策は十分とは言えず、観測信号はほとんど雑音とアーチファクトと言っても良いだろう。そ

こに本研究で提案したアーチファクト除去が実装されれば、一般の人でも高精度な脳波計測が行えるようになるだろう。これにより、ブレインコンピュータインターフェイスをはじめとする脳イメージングの工学的応用が普及することが期待できる。

2. 実施内容および成果の説明 (A4で、5ページ以内)

はじめに

脳活動を何らかの方法で計測して、その信号から特徴的な成分・パターンを抽出・推定する技術は、神経科学やブレインコンピュータ（マシン）インターフェイスの発展に大きく貢献している [He and Ding, 2013]。頭皮に接した電極によって脳神経の電気的活動を記録する頭皮上脳波（Electroencephalogram: EEG、以後、脳波）は、計測の容易さ、コスト、設置スペースにおける利点から、広く使われている非侵襲型の計測信号である。しかし、脳波は、他の非侵襲型計測信号と比べて、空間分解能が低く、雑音の影響を大きく受ける。そのため、計測中は、筋肉運動による雑音の混入を防ぐために、実験参加者の体の動きやまばたきを制限する必要がある。

筋電位や眼電位（アーチファクトと呼ばれる）の混入を完全に防ぐのは困難である。そこで、脳波からアーチファクトを除去する方法が多く提案されている。その中の一つが、独立成分分析（Independent component analysis: ICA）を用いた除去である [Cichocki and Amari, 2002]。この方法では、脳活動に起因する成分とアーチファクトは、統計的に独立であると仮定している。アーチファクトに関連する独立成分を除去後、信号を再構成する。

データ点数が少ない場合、ICA によって分解できる独立成分を安定して抽出できないことが知られている [Onton and Makeig, 2006]。そのため、ICA 適用前に、主成分分析（Principal component analysis: PCA）によって次元数（チャンネル数）を減らす手法が取られる [Nolan et al., 2010]。PCA による次元削減は、アーチファクトが比較的大きなパワーを持っており、上位の主成分に含まれることを仮定している。信号対雑音比が高い場合、上位の主成分にアーチファクトが含まれない可能性がある。したがって、アーチファクトの除去精度は、削減する次元数に大きく依存する。

そこで、本研究では、連結度（Connectivity）を利用した次元削減法を提案する。提案手法では、アーチファクトが発生したときの脳波電極間の連結度をあらかじめ推定する。連結度を元

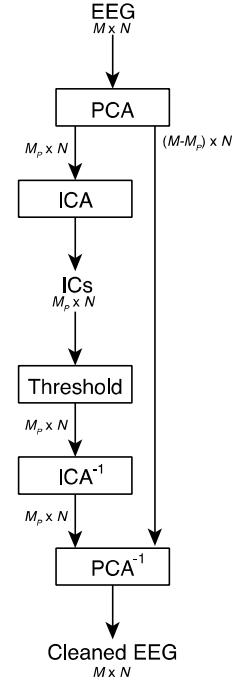
に観測信号のグラフスペクトルを求める。グラフスペクトルの高周波成分を除去することで、次元削減を行う。この次元削減法では、チャンネル間の連結度を制約として用いることで、独立成分分析の頑健性を高める。

独立成分分析を用いたアーチファクト成分除去

脳波にある運動に関連するアーチファクトが混入した問題を考える。ここでは、脳波と同時にアーチファクトの雑音源（筋電位、眼電位など）を計測しているものとする。チャンネル数 M で観測された信号長 N の脳波を X とする。同時刻にチャンネル L で計測された雑音源を Y とする。

まず、ICA によって X を脳波チャンネル数と同じ数の信号源: $S = WX$ に分離する。 W は分解行列と呼ばれる。次に、信号源 S の中から、 Y と類似する成分を除去する。信号同士の類似性を計るために、標本相関係数などを用いることができる。類似性が高い分離成分を 0 にして、再構成することで、アーチファクト除去を行う [Nolan et al., 2010]。

ICA によって M 個の安定した独立成分を見つけるには、 $25M^2$ のデータ点数が必要であるとされる [Onton and Makeig, 2006]。このため、独立成分を求める前に、PCA によって、 M より少ない擬似チャンネル信号を求める場合が多い [Nolan et al., 2010]。



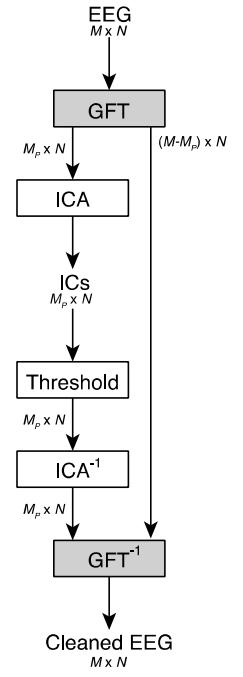
グラフスペクトルによる次元削減

観測信号から、アーチファクトが発生したときの脳波チャンネル間の連結度を推定する。このときに用いる信号は、雑音除去の対象に限らない。雑音源で観測された信号がある閾値を超えたときの脳波を切り出す。切り出された脳波から、チャンネル間の連結度 [Higashi et al., 2016] を求め。チャンネル間の連結度が格納されている行列を A とする。 A から、グラフフーリエ変換基底 G を求める [Higashi et al., 2016]。 P 本の小さい固有値に対応する基底ベクトルを \tilde{G} とし、その他を \bar{G} とする。

まず、グラフスペクトル:

$$\tilde{Z} = \tilde{G}^T X,$$

$$\bar{Z} = \bar{G}^T X$$



に変換する. \tilde{Z} に対して, ICA によるアーチファクト除去を適用し, \hat{Z} を求める. 最後に, グラフフーリエ逆変換を以下のように行う.

$$\hat{X} = [\tilde{G}, \tilde{G}]^T [\hat{Z}^T, \tilde{Z}^T]^T$$

グラフスペクトルの低周波成分に対して, ICA 行なうことは, グラフ上で滑らかに振動するグラフフーリエ基底上で分解行列 W を求めることが等しい. これによって, 連結度を考慮して独立成分を推定することができる [Higashi et al., 2016].

実験

図 1 に人工信号を用いたシミュレーションの例を示す. 図 1a に示す信号に対して, 雑音 (図 1b) を加え, 観測信号 (図 1c) を得た. 提案手法における連結度として, 雑音除去対象信号から相互情報量を求めた. 提案手法と FastICA [Hyvärinen, 1999] によって雑音除去を行った信号を, 図 1a 中の点線で示す. 雑音が除去され, 元の信号に近い信号が得られていることが分かる. 図 2 は, 元の信号と雑音除去後の信号の平均二乗誤差を示す. ICA 前の次元削減として, PCA と提案手法を使った場合を比べた. 提案手法の方が, 小さい次元において低い誤差を達成している.

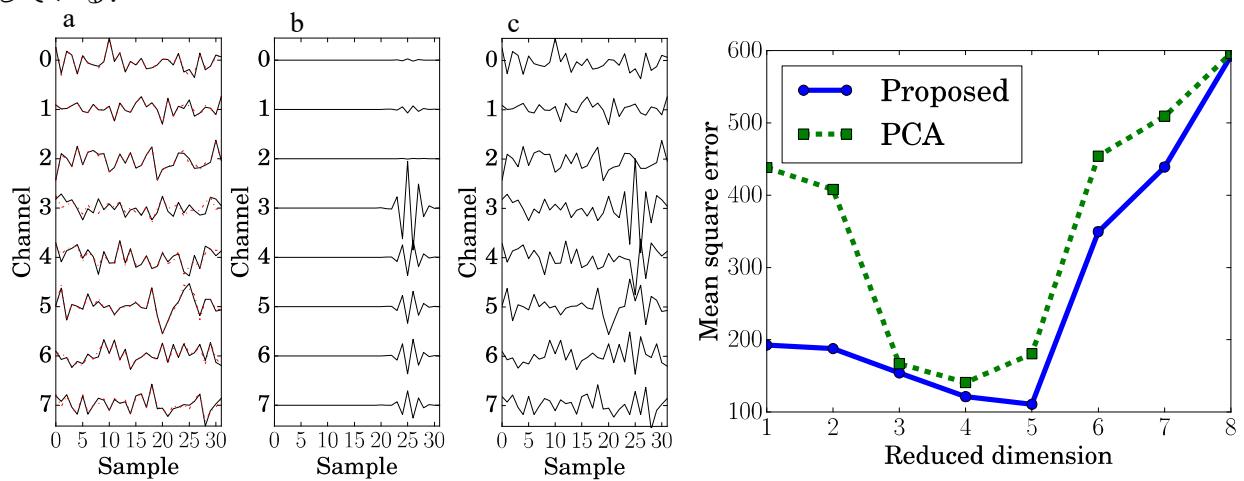


図 1 シミュレーションにおける人工信号の例.

(a) 源信号 (実線) と雑音除去後の信号 (点線), (b) 除去したい雑音, (c) 観測信号.

図 2 元の信号と雑音除去後の信号の平均二乗誤差

図 3 に, オドボール課題時の脳波を示す. 被験者は 2 つの刺激 (A と B) に対して, マウスクリックによって応答する. このとき, 2 つの刺激の発生確率 (A が 30%, B が 70%) が異なる. 連結度は, まばたきを含む安静時の脳波より求めた. 提案手法によってまばたき成分を除去すると, 刺激間の違いの有意傾向がより多く観測できる. 刺激発生後の電位は, 刺激の発生

確率に依存する [Higashi et al., 2016]. この違いが強調されたことは、提案手法によって、より精度良くまばたき成分を除去できたことを示唆する。

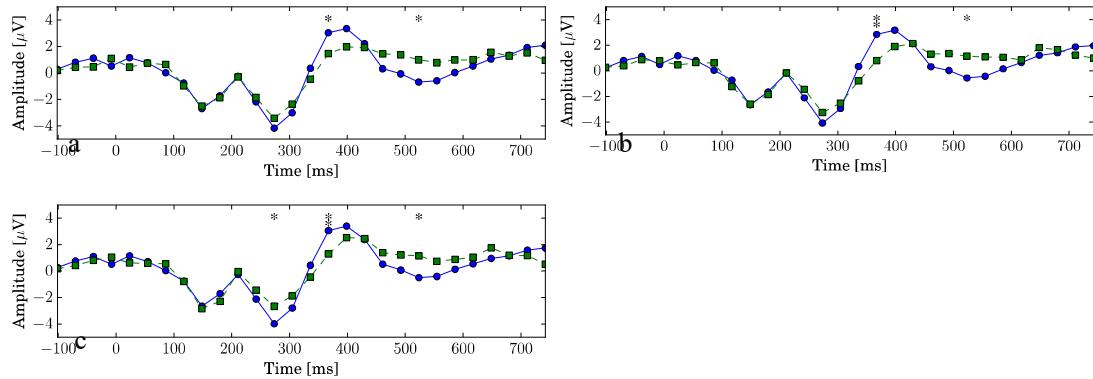


図3 オドボール課題時の脳波チャンネル (Fz) の328試行平均. 実線: 刺激A呈示. 点線: 刺激B呈示. アスタリスクは有意な違いが観測された時間を示す (*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$) (a) まばたき除去なし, (b) 除去あり (次元削減無し), (c) 除去あり (提案手法による次元削減) .