

# fMRIと同時に計測された脳電位信号からの 独立成分解析を用いたアーティファクト除去

中村 和歌子<sup>1,2)</sup>, 穴見 公隆<sup>3)</sup>, 森 健之<sup>3)</sup>, 斎藤 治<sup>3)</sup>, Andrzej Cichocki<sup>2)</sup>, 井上 雄二郎<sup>1,2)</sup>

<sup>1)</sup> 島根大学 総合理工学部 電子制御システム工学科

<sup>2)</sup> 理化学研究所 脳科学総合研究センター 脳信号処理研究チーム

<sup>3)</sup> 国立精神神経センター 武蔵病院

## Removing ballistocardiogram artifact from EEG data recorded simultaneously with fMRI data by independent component analysis

Wakako NAKAMURA<sup>1,2)</sup>, Kimitaka ANAMI<sup>3)</sup>, Takeyuki MORI<sup>3)</sup>, Osamu SAITOH<sup>3)</sup>, Andrzej CICHOCKI<sup>2)</sup>,  
and Yujiro INOUYE<sup>1,2)</sup>

<sup>1)</sup> Department of Electronic and Control Systems Engineering, Interdisciplinary Faculty of Science and Engineering,  
Shimane University

<sup>2)</sup> Lab. for Advanced Brain Signal Processing, Brain Science Institute, RIKEN

<sup>3)</sup> Musashi Hospital, National Center of Neurology and Psychiatry

### Abstract

EEG data recorded simultaneously with fMRI data suffer from two specific artifacts and one of them is called Ballistocardiogram(BCG). Average subtraction has been used for removing it. However, average subtraction requires an assumption that BCG waveforms are precisely periodic, which seems unrealistic because BCG is a biomedical artifact. In this study, we apply independent component analysis(ICA) for removing BCG. ICA is a statistical method to separate multi-dimensional data into statistically independent components. With the post-processing of high-pass-filtering that we proposed, ICA could remove BCG as good as conventional average subtraction. The post-processing always improved the results of removal. With the proposed method, it is not necessary to assume that the BCG waveforms are periodic.

### 1 Introduction

神経科学や認知科学の分野において、EEGとfMRIの同時計測が注目されている。この2つの手法を組み合わせることにより、てんかん棘波や[26]、睡眠紡錘波[29]、刺激による誘発脳電位[10]、アルファ波などの連続脳波[17]の発生にかかわる脳の部位をより正確に特定できると期待されている。

MR画像の測定と同時に計測したEEGデータは、2種類の同時計測に特徴的なアーティファクトの影響を受ける。imaging artifactとballistocardiogram(BCG)である。imaging artifactは、MR画像の測定中のスキャナの中の変化する磁場、つまり、RFパルスと傾斜磁場によって引き起こされる。一方、BCGは、スキャナの静磁場の中において、被験者の頭部が心拍による振動で小さく動くことにより引き起こされる。

imaging artifactの特徴は、振幅が大きく、時間変化が

非常に速いことである。このアーティファクトは非常に規則的であり、波形の予測が容易である。これらの特徴を利用して、EEG/fMRI同時計測データからimaging artifactを除去するための手法が提案されている[2, 19, 6]。特に、穴見ら[6]によって提案された手法は、ダイナミックレンジの大きい脳波計を用いる必要がなく、脳電位を精度良く計測できる有用な手法である。

BCG除去のためには、BCGの波形の平均を引く手法[1]が最も広く使われている。しかし、この手法は、全てのBCGの波形が計測されたデータを通して変化しないということを仮定している。BCGは被験者の動きによって生じるアーティファクトであるから、この仮定は成り立たない。そのため、平均を引く方法では、EEGデータからBCGの影響を完全に除去することはできないと考えられる。特に、波形が一定であるという仮定が大きく崩れているときには、平均を引く方法ではEEG

を正確に再現できないと考えられる。

本研究では、独立成分解析 (ICA) を用いて BCG を除去する手法を提案する。また、提案する手法が平均を引く手法と比較してどの程度有効かをデータの解析結果から評価する。現在までに、ICA を fMRI と同時に計測した EEG データに適用した結果がいくつか発表されている [8, 5, 16, 31, 18]。これらの研究は全て、ICA は BCG アーティファクトを取り除くことができるという同じ結論に達している。しかし、従来用いられている手法と比べて ICA がどれくらい有効かは、最近まで研究されていなかった。Srivastava et al. (2005) [32] は平均を引く手法との比較を行い、ICA を利用する手法の方がより有効であることを示した。彼らは、MR 画像の撮影と撮影の間隔の 2 秒間の EEG データを抽出してつなぎあわせた信号から、BCG を除去している。また、彼らは心電 (Electrocardiogram, ECG) や心拍のような、BCG が生じている時刻のものがかりとなる信号を用いていない。これらの条件が、平均を引く手法の結果を悪くしている可能性があるため、ICA を用いた手法がそれに比べてどれくらい良く BCG を除去できるかは、さらにくわしく調べる必要がある。さらに、従来の研究では、ICA の様々なアルゴリズムの間の比較はなされていない。そこで本研究では、4 つの異なる ICA のアルゴリズムを用い、その解析結果を客観的な指標で評価する。さらに、ICA と組み合わせる後処理の方法についても提案する。

現在までに、ICA は EEG や fMRI などの様々な生物医学的データに適用され、特にアーティファクト除去において有効であることが示されてきた。[28, 24, 27, 23, 12, 33]。しかし、BCG は、ICA が除去に成功している眼電などの BCG 以外のアーティファクトと異なる特徴を有するため、BCG が混入した EEG データへ ICA を適用することは、他のアーティファクト除去の単純な延長というわけではない。BCG アーティファクトの性質を検討し、ICA を使うために要求される仮定が適切に満たされているのかを調べる必要がある。本研究では、EEG からの BCG 除去に ICA を適用することができるための条件についても検討する。

## 2 独立成分解析

この章では、ICA の概要を説明し、なぜ ICA で BCG が除去できるのかを説明する。ICA は約 10 年前にその原型となる手法が提案され始めた、比較的新しい信号処理手法である [25]。近年、多くの研究者がこの手法を研究し、発展させている [21, 14]。

ここでは、簡単に ICA を紹介する。 $n$  個のセンサで計測された時系列データが得られていると仮定する。例えば、 $n$  個の電極から記録される  $n$  次元の EEG データなどを想定している。

$$x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$$

ICA においては、データに 2 個の条件を仮定する。1 番目は、データがその背後に存在する源信号の線形な混合であるということであり、2 番目は、背後に存在する源信号が互いに統計的に独立であるということである。これらの 2 個の ICA の基本的な仮定の他に、源信号の次元  $m$  も考慮する必要がある。もしこの次元  $m$  がデータの次元  $n$  よりもずっと大きいならば、データをもととの源信号に分離する問題は不良設定問題となり非常に難しい。源信号の方が次元が高い場合について  $W$  と  $s$  を推定する手法も提案されているが、正確に再現するためには、源信号などの性質についての何らかの情報が必要である。ゆえに、ここでは、源信号の次元  $m$  がデータの次元  $n$  に比べて非常に大きくはないということを利用して ICA の 3 番目の条件として扱う。

これらの仮定のもとで、データの生成モデルは以下のように定式化される。 $m$  個の源信号  $s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)$  があるとし、それらが互いに統計的に独立であるとする。データ  $x(t)$  は、以下のように、これらの源信号  $s(t)$  を線形に混合したものであると仮定されている。

$$x = As, \quad (1)$$

実際には、観測できるのはデータ  $x$  のみであり、 $s$  や  $A$  を直接観測することはできない。ICA とは、データ  $x$  を源信号  $s$  に分離する行列  $W$  を推定する手法である。 $s$  の要素の大きさと順番は  $x$  のみから再現することはできない。ICA の目的とは、 $s$  に要素ごとの定数倍と要素の順番の入れ替えを施した信号である  $y = Wx$  を推定することである。 $A$  の逆行列は  $W$  の一つの候補ではあるが、一般的には、 $W$  は、 $A^{-1}$  と行列の行ベクトルの並べ換えと定数倍を行う行列との積である。

多くのアルゴリズムが ICA のために提案されている。これらのアルゴリズムは、EEG [24, 27, 33]、MEG [23, 12]、fMRI [28] などの生物医学的データに適用されてきた。このような研究では、ICA は、心電や、目の動きや頭部の動きなど、様々な原因によるアーティファクトを取り除くのに成功している。EEG データは、様々な信号源からの信号によって構成されている。例えば、刺激によって誘発される脳電位、それ以外のアルファ波などの脳の電気的な活動、筋肉によって引き起こされるアーティファクト、計測機器のノイズなどである。EEG データは、これらの背後に存在する信号が足し合わさったものである。つまり、源信号が混合される過程は線形である。独立性に関していえば、異なる脳の活動に起因する電気的な信号と、様々なアーティファクト、その他のノイズが、それぞれ互いに統計的に独立であると仮定するのは合理的なことである。ゆえに、EEG データを構成する信号成分は、いくつかのグループに分けられ、異なるグループに属する信号成分どうしは統計的に独立であると仮定することができる。グループ内の信号成分どうしは独立ではない場合も考えられる。このような仮定

のもとでも、ICAがアーティファクトである成分を脳の電氣的な活動から分離できる可能性は十分ある。源信号の次元  $m$  がデータの次元よりも小さいという条件が、EEG データにおいて成り立っているかどうかははっきりしない。これまでのところ、EEG データへの ICA の適用は成功しており、少なくとも近似的にはこの条件は成り立っているものと推測される。

ICA を BCG 除去のために用いるさいに、これまでに述べられた ICA の 3 つの条件は成立するだろうか。BCG は被験者の動きによって生じる起電力である。ゆえに、BCG は電極からの導線を伝搬する信号に線形に加算される。よって、BCG が混合する過程は線形である。また、BCG と脳の電氣的な活動とは、全く異なるメカニズムによって引き起こされており関連がない。よって、独立性の過程も成立している。さらに、全ての電極に加算される BCG の線形の次元も考慮しなければならない。もしもこの次元が非常に大きいならば、全ての BCG を限られた個数の電極で計測された EEG データから分離することは難しい。BCG の生成過程をいくつかの理想的な仮定をおいて定式化することで、BCG の線形次元が最大で 3 であることを示せるが、この定式化については別の論文で述べる。

ここでは、BCG が静磁場の中の被験者の頭部の動きのみによって誘発されると仮定した。先行研究の中には、血管の中の血液の速度の変化による Hall 効果や、頭皮の血管の拡張や収縮による電極の小さな動きの影響もまた、BCG を引き起こす原因であると主張しているものがある [1]。しかし、例えば、被験者の頭部を固定するための減圧クッションなどを用いると、BCG がかなり小さくなることなどから、頭部の動き以外の要因の影響は重要ではないと考えられる。また、[11] が指摘するように、血管は必ずしも静磁場に直交してはいない。ゆえに、血液の流れによる Hall 効果が BCG の主な原因であるとは考えにくい。また、本研究による実際のデータの解析の結果では、BCG の線形次元はほぼ 3 であり、このことも頭部の動きが BCG の主な原因であるという仮説を支持する。

### 3 ICA を用いて BCG を除去するための信号処理手法

#### 3.1 ICA のアルゴリズム

これまでに提案された多くの ICA のアルゴリズムは、異なる統計的な独立性の手法を利用している。完全に ICA の仮定を満たすデータに適用する場合でも、一貫性を持つ推定を行うことができるアルゴリズムもあれば、できないものもある。この違いは、源信号の統計的な性質や時間的な構造による。さらに、一貫性を持つ推定ができるアルゴリズムの間でも、推定誤差の良し悪しの違

いがある。

BCG の場合には、前節に述べた通り、BCG と EEG の間には ICA の仮定は成立する。しかし、EEG を構成している源信号どうしは完全に独立ではないことも考えられる。例えば、同じグループ内の要素どうしは独立ではなく、異なるグループに属する要素どうしは互いに独立であるようないくつかのグループに分れているような場合である。このような場合、データを同時に複数の要素に分離するアルゴリズムと、要素をデータから 1 つずつ取り出していくようなアルゴリズムとでは異なる結果が得られることが考えられる。さらに、BCG や EEG は、連続で時間的な構造を持つ信号である。これらの理由から、異なる ICA のアルゴリズムからは異なる結果が得られることが予想される。なぜなら、それぞれのアルゴリズムは、信号の性質を異なる方法で用いているからである。本研究では、いくつかの ICA のアルゴリズムを BCG 除去のために EEG データに適用し、結果を比較する。本研究では、 $m = n$ 、すなわち、源信号の個数がデータの次元と等しいと仮定する。これは、ほとんどのアルゴリズムがこの仮定のもとではより簡単に定式化されるからである。この節では、本研究で用いた ICA のアルゴリズムを説明する。これらのアルゴリズムを、時間的な構造を利用しているかどうか、データを一度に源信号に分離するのか、源信号を 1 つ 1 つ取り出すのかによって分類した結果を表 1 に示す。

#### 3.1.1 相互情報量最大化 (infomax)

相互情報量を最大化するアルゴリズムは、最初に [7] によって提案され、Amari らにより自然勾配法 [4] が導入されて改良された。Infomax と呼ばれることもある。このアルゴリズムは、分離されたあとの独立成分とデータの間の相互情報量を最大化していると解釈できる。具体的には、次式のコスト関数を最大化している。

$$L(W) = I(y, x) = H(y) - H(y|x) \quad (2)$$

ここで、 $y = Wx$  であり、 $H(y)$  は  $y$  の differential entropy である。 $H(y|x)$  は、 $x$  が与えられたときの  $y$  の条件付エントロピーである。このアルゴリズムはまた、分離されたあとの  $y$  の同時分布と、 $y$  の各要素の確率密度関数の積との間の Kullback-Leibler divergence の最小化であると解釈することもできる。パラメータの更新則は次のようになる。

$$\Delta W = E[(I - \phi(y))y^T]W \quad (3)$$

ここで、 $W_{\text{new}} = W_{\text{old}} + \eta \Delta W$  である。非線形変換としては、hyperbolic tangent,  $\phi(y) = \tanh(y/2)$  が用いられた。この解析のためには、EEGLAB [15] という Matlab の toolbox に含まれている、runica というプログラムを用いた。EEGLAB は Makeig らによって開発され、(<http://www.sccn.ucsd.edu/eeglab/>) からダウンロードできる。

### 3.1.2 Fixed point ICA

このアルゴリズムは [22] によって提案された。このアルゴリズムは、分離後の信号の negentropy

$$L(\mathbf{w}_i) = H(y_{i,\text{gauss}}) - H(y_i) \quad (4)$$

の最大化であると解釈することができる。ここで、 $y_{\text{gauss}}$  は  $y_i$  と同じ分散を持ち、かつ正規分布に従う確率変数であり、 $H(\cdot)$  は differential entropy を意味する。最大化のための fixed point algorithm の導出は、[21] で紹介されている。まず、入力データ  $\mathbf{x}$  は、線形変換により、分散 1 で互いに無相関である確率変数  $\mathbf{z}$  に変換される。この変換は、whitening や sphering などと呼ばれる。次に、次式の更新則を用いて、分離行列  $W$  の列ベクトルを順に推定する。

$$\mathbf{w}_{i,\text{new}} = E[\mathbf{z}g(\mathbf{w}_{i,\text{old}}^T \mathbf{z})] - E[g'(\mathbf{w}_{i,\text{old}}^T \mathbf{z})]\mathbf{w}_{i,\text{old}} \quad (5)$$

$$\mathbf{w}_{i,\text{new}} \leftarrow \mathbf{w}_{i,\text{new}} - (\mathbf{w}_{i,\text{new}}^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j, \quad \text{for all } j < i \quad (6)$$

$$\mathbf{w}_{i,\text{new}} \leftarrow \frac{\mathbf{w}_{i,\text{new}}}{\|\mathbf{w}_{i,\text{new}}\|} \quad (7)$$

非線形変換は  $g(y) = \tanh(y)$  を用いた。本研究では、fixed point ICA は、要素を 1 個ずつ抽出するタイプの ICA のアルゴリズムによるデータの解析結果がどのようになるかを調べるために用いた。一般的には、データを同時に複数の要素に分離する fixed point ICA のアルゴリズムも用いられる。解析のためには Hyvärinen らによって開発された fastICA のプログラムを用いた。(<http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/>) からダウンロードすることができる。

### 3.1.3 SOBI(Second order blind identification)

このアルゴリズムは [9] によって最初に提案された。SOBI は、信号を独立な信号に分離することを目指しているのではなく無相関な信号に分離することを目指しているため、ICA としてよりもブライント信号分離 (blind source separation, BSS) の手法として位置づける方が適切である。このアルゴリズムは、源信号の自己相関関数が 0 ではなく、かつ、源信号どうしが互いに無相関であることを仮定している。アルゴリズムは、この仮定のもとで、異なる時間遅れで計算された複数の共分散行列全てを、できるだけ対角行列に近づけようとするものである。

$$E[\mathbf{x}(t+\tau)\mathbf{x}(t)^T], \quad \tau = 0, 1, 2, \dots \quad (8)$$

実装としては、Cichocki らによって開発された Matlab のパッケージである ICALAB を用いた (<http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB/>)。このアルゴリズムは SOBI という名称でパッケージに含まれている。時間遅れ  $\tau$  には、 $\tau = 0, 1, 2, \dots, 75$  を用いた。

### 3.1.4 Complexity pursuit

このアルゴリズムは [20] によって提案された。これは、入力データから線形に抽出できる信号成分の中で、最も単純な時間構造を持つものを探す。抽出された信号は AR モデルでモデル化され、innovation 項のエントロピーができるだけ小さくなるように、信号を抽出するためのパラメータが調整される。つまり、ここで最も単純な時間構造を持つ信号の定義とは、innovation 項のエントロピーが最も小さい信号という意味である。アルゴリズムは、次式の differential entropy の最小化として導かれる。

$$L(W) = \sum_t H\left(\mathbf{z}(t) - \sum_{\tau>0} \alpha_\tau \mathbf{z}(t-\tau)\right) \quad (9)$$

$\alpha_\tau$  は AR モデルのための標準的な推定手法である Yule-Walker 法によって推定された AR 係数である。くわしい導出は Hyvärinen (2001) [20] に述べられている。fixed point ICA のアルゴリズムと同様に、まず、入力データ  $\mathbf{x}$  は、線形な変換で無相関で分散 1 である  $\mathbf{z}$  に変換される。次に、分離行列  $W$  の行ベクトルを次の更新則によって 1 個ずつ順に推定する。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{i,\text{new}} &= \mathbf{w}_{i,\text{old}} \\ &- \eta E\left[\left(\mathbf{z}(t) - \sum_{\tau>0} \alpha_\tau \mathbf{z}(t-\tau)\right) g\left(\mathbf{w}_{i,\text{old}}^T \left(\mathbf{z}(t) - \sum_{\tau>0} \alpha_\tau \mathbf{z}(t-\tau)\right)\right)\right] \end{aligned} \quad (10)$$

$$\mathbf{w}_{i,\text{new}} \leftarrow \mathbf{w}_{i,\text{new}} - (\mathbf{w}_{i,\text{new}}^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j, \quad \text{for all } j < i \quad (11)$$

$$\mathbf{w}_{i,\text{new}} \leftarrow \frac{\mathbf{w}_{i,\text{new}}}{\|\mathbf{w}_{i,\text{new}}\|} \quad (12)$$

時間遅れ  $\tau$  については、 $\tau = 1, 2, \dots, 25$  を用いた。関数  $g(x)$  は EEG データの性質に基づいて選び、 $g(x) = 2x$  を用いた。

## 3.2 後処理の手法

本研究では、ICA で得られた独立成分から BCG アーティファクトを取り除くいくつかの方法を評価する。ICA を fMRI と同時に計測した EEG データに適用することにより、分離された信号である独立成分  $\mathbf{y}$  を得、これらの成分のうちのいくつかは明らかに BCG を含んでいる。EEG を ICA で分離して得られた独立成分から BCG を取り除くにはどうするのが良いかを検討するために、次に述べる 3 つの後処理の手法を、何も後処理を行わなかった場合と比較する。

### 3.2.1 後処理を行わない場合

様々な ICA のアルゴリズムをデータに適用した後、分離後の独立成分から BCG に相当するものを 3 個選び、その 3 個をただ除いて、残りの独立成分をデータの空間に戻し、EEG データを再現する。

表 1: 本研究で用いた ICA アルゴリズムの分類. 各行, 列はそれぞれ次のようなアルゴリズムに対応する. No temporal structure: 源信号は, 時間的に独立に同一分布に従う時系列信号であり, 意味のある時間的な構造を持たないと仮定している. Temporal structure: 源信号は, 時間相関などの時間的な構造を持つと仮定している. Separation:  $n$  次元のデータが, 同時に  $m$  次元の源信号に分離される. Extraction: 源信号はデータから 1 個ずつ抽出される.

	No temporal structure	Temporal structure
Separation	infomax	sobi
Extraction	fixed point ICA	complexity pursuit

### 3.2.2 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用

BCG アーティファクトは主に頭部の動きによって引き起こされるため, 周波数の低い信号であると考えられる. ゆえに, ICA をデータに適用した後, BCG に相当する 3 つの独立成分を選び, それらにハイパスフィルタを施して, 含まれている BCG を取り除く. ハイパスフィルタのカットオフ周波数は, パワースペクトル密度の中の BCG のピークによって決め, 11Hz から 17Hz の間の値を用いた. その後, ハイパスフィルタを適用した独立成分と, その他の独立成分を一緒にデータの空間に戻し, EEG データを再現した.

### 3.2.3 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用し MR 画像を撮影していないときのデータから得られる分離行列を用いる

MR 画像を撮影しているあいだに記録された EEG データに対して, 対応するデータを, MRI の測定装置の中で, MR 画像を撮影せずに記録する. つまり, データは BCG アーティファクトは含むが, scanning artifact は含まない. 2 通りの計測の間で電極の位置などの計測条件は変えないため, BCG アーティファクトの性質はこれらの 2 個のデータの間で似ていると仮定できる. MR 画像を撮影している間に計測された EEG データは, imaging artifact を含まずに計測しようとしても, どうしてもある程度 imaging artifact の影響を受ける. この imaging artifact の影響が, 分離行列の推定を悪くする可能性がある. ゆえに, この方法では, ほぼ同じ条件で測定した, imaging artifact に影響されていないデータを用いて分離行列を推定する. この行列を用いて, MR 画像を撮影しているときに測定した EEG データを分離し, BCG に対応する 3 つの独立成分を選択し, それらにハイパスフィルタを適用し, 結果として得られた信号を EEG データの空間に戻す.

### 3.2.4 4 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する

3 個以上の独立成分にフィルタを適用することもこころみた. BCG を含む 4 個の独立成分を選び, EEG データの空間に戻す前に, これらの要素にハイパスフィルタ

かバンドストップフィルタを適用する. 4 個の独立成分のうち 3 個には, ハイパスフィルタを適用し, そのカットオフ周波数は, パワースペクトル密度の中の BCG のピークによって 11Hz から 17Hz の間で選ぶ. 残りの 1 個の独立成分には, 心電の基本周波数を抑制するような, 狭いバンド幅のバンドストップフィルタを適用する.

## 4 データ

Anami et al. (2003) に紹介されている方法を用いて, MR 測定装置内で EEG データを測定した. 測定方法について簡単に述べる.

MR 測定装置内の静磁場の中で, star-burst 型の電極を用い, 国際式 10-20 システムに従う電極, F3, F4, C3, Cz(reference), C4, Pz, O1, O2, A1, A2 から EEG データが記録される. 左右の mastoid に置かれている A1 と A2 の電極からのデータは, Cz を reference として計測されており, active な電極からのデータとして測定されていることに注意する. EEG データと fMRI データは, stepping stone sampling 法 (SSS 法) [6] を用いて計測された. 20 枚の axial slices からなる MR 画像 (厚さ 5 mm, no gap; TE: 40 ms; TR: 3000 ms; FOV: 192 mm; 画像は  $64 \times 64$  (pixel)) が 100 volume, stepping stone sampling によって撮影された. 健常者の男性被験者 1 名からデータを計測した.

MR の撮影を行う場合と行わない場合の 2 種類の条件で, MR 測定装置内での EEG データの計測を行った. 被験者は何もタスクをせず, 安静にしていた.

## 5 結果

MR 測定装置の中で計測した EEG データは, MR 画像を撮影中のものと撮影を行わなかったものとの両方について, 1 分間のデータを 2 セットずつ計測した. 4 種類の ICA アルゴリズムと 4 種類の後処理の方法をこれらのデータに適用する.

はじめに, ICA がどのように EEG データから BCG を除去するかの概要を示す. 計測されるデータの例が図 1a に示されている. MR 測定装置の中で, MR 画像の撮影を行わずに計測したデータの例である. データは Cz 電極を reference として計測されている. MR 画像を撮

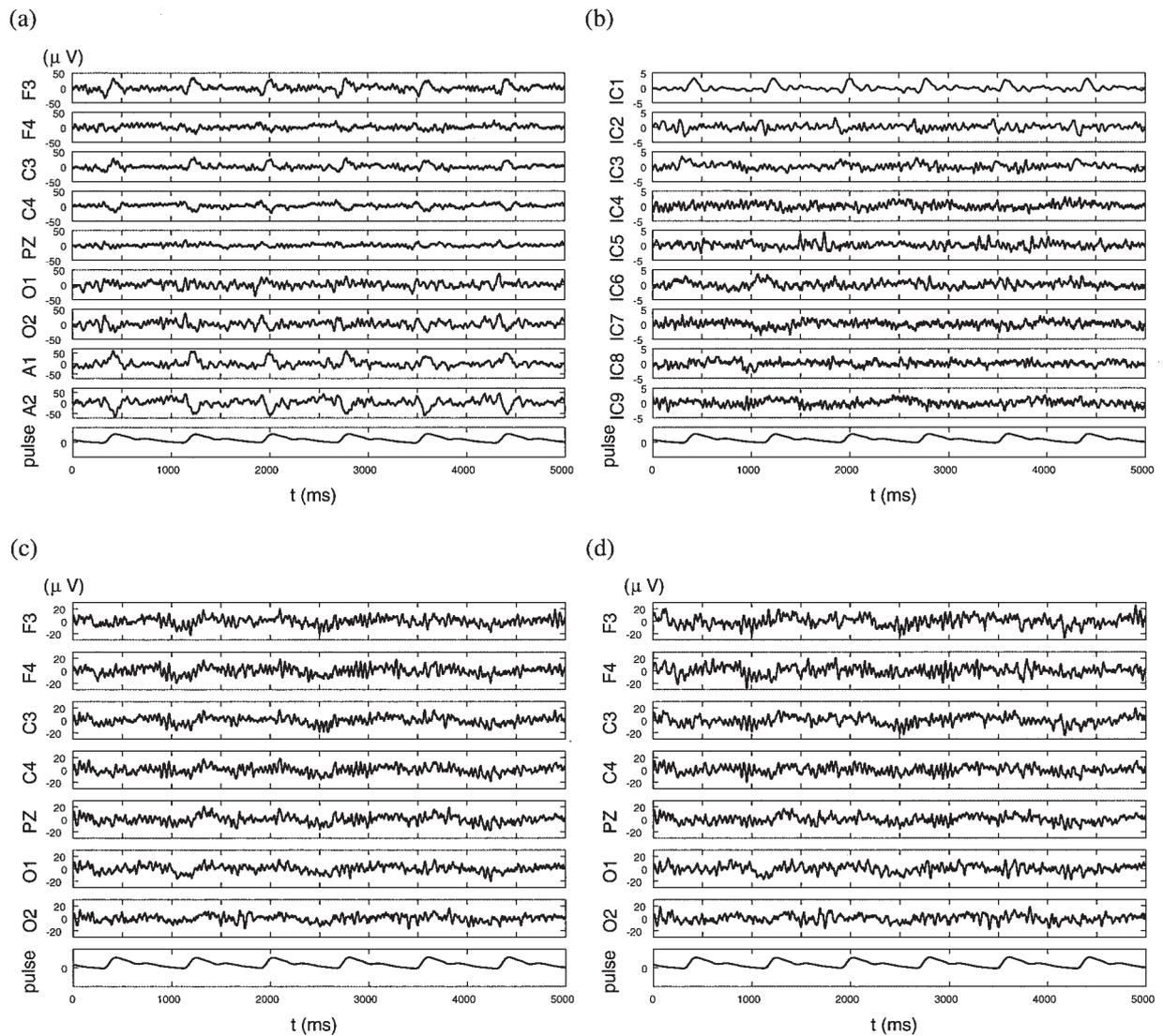


図 1: MR 測定装置の中で, MR の撮影を行わずに計測された EEG データからの BCG 除去の例. (a) BCG 除去前の EEG データ. 一番下のグラフは被験者の心拍である. (b) (a) に示された EEG データに ICA を適用して得られた独立成分. (c) 提案した手法, つまり, ICA とハイパスフィルタによる後処理を組み合わせた手法による BCG 除去後の EEG データ. linked mastoid reference を引いた後のデータを示している. (d) 平均を引く手法によって BCG を除去した EEG データ.

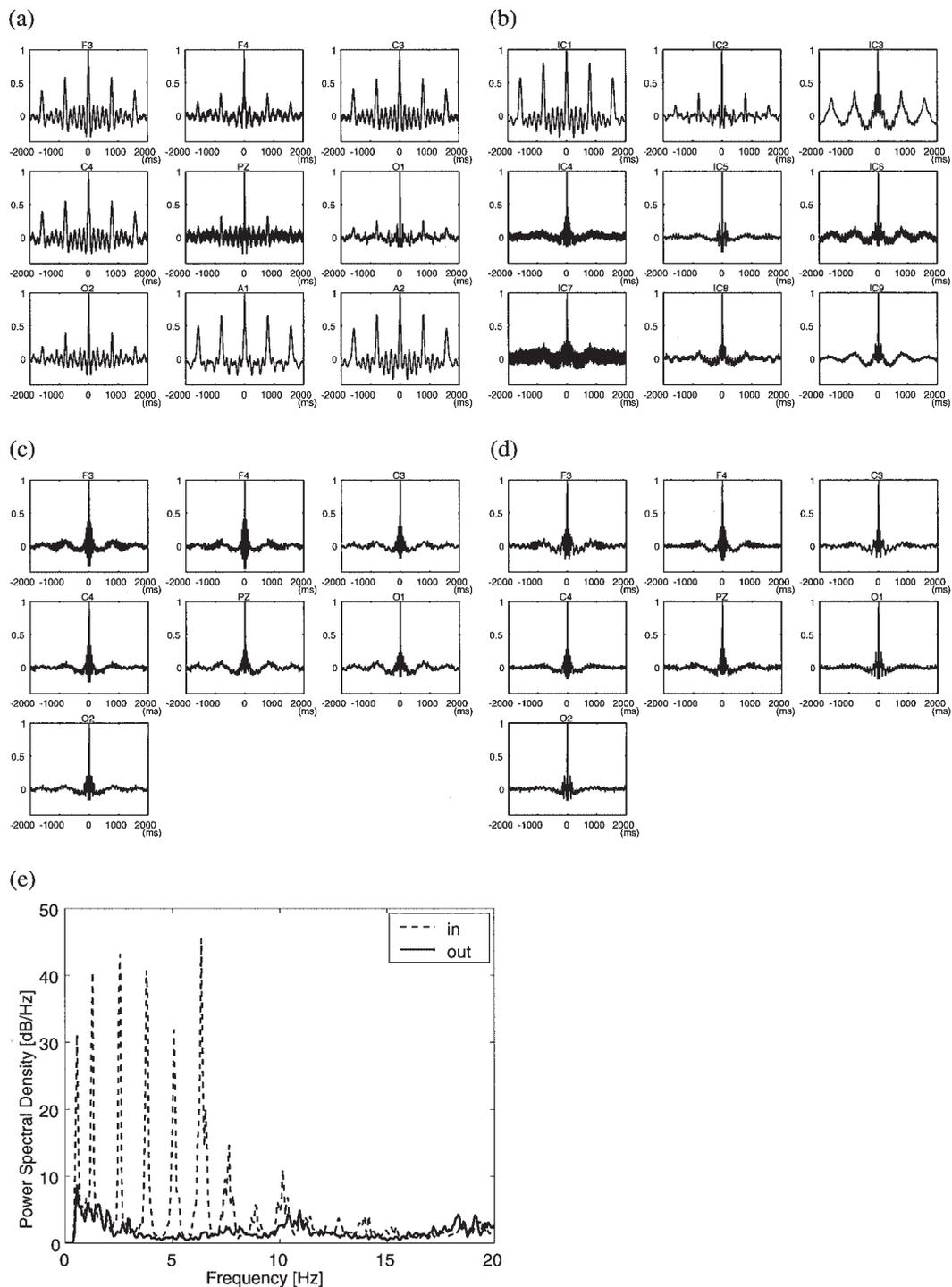


図2: 図1に示されている信号の、自己相関関数とパワースペクトル密度。(a)計測されたもとのEEGデータ。(b)ICAを適用して得られた独立成分。(c)ICAとハイパスフィルタによる後処理を組み合わせた手法でBCGを除去した後のデータ。(d)平均を引く手法によってBCGを除去した後のデータ。(e)MR測定装置の中で計測したEEGデータ(in)と外で計測したEEGデータ(out)のパワースペクトル密度。7個の電極からのデータの平均。

影しながら計測したデータについては, SSS method [6] に従って計測し, 前処理を行った. また, データには, 380Hz のカットオフ周波数のローパスフィルタと 0.5Hz のカットオフ周波数のハイパスフィルタが適用された. その後, BCG 除去のために, ICA のアルゴリズムと後処理の手法がデータに適用された. 得られたデータにおいて, 各チャンネルから linked mastoid reference (A1 + A2)/2 が引かれた.

このデータに ICA を適用した結果の例が図 1b-d に示されている. このデータでは complexity pursuit のアルゴリズムを用いている. 後処理には, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する手法を用いている. 図 1b に示された, 結果として得られた独立成分の中で, BCG は最初の 3 個の独立成分に含まれている. しかし, IC2 と IC3 は EEG の成分も含んでいるように見える. そのため, いくつかの後処理の手法を提案して試している. 後処理の結果, 得られた信号をデータの空間に戻し, EEG データを再現している. 再現されたデータを図 1c に示す. 比較のために, 平均を引く手法を使ったアーティファクト除去の結果を図 1d に示す. 1c においても 1d においても, BCG アーティファクトは除去されているように見える. BCG アーティファクトが本当に除去されているかを調べるため, BCG 除去前と除去後の EEG の自己相関関数を計算する. 図 2a から明らかのように, BCG 除去前のもともとの EEG 信号の自己相関関数には, 約 790ms の周期を持つ BCG アーティファクトの強い影響が表れている. 反対に, 図 2c の, ICA を用いた手法により BCG 除去後の信号の自己相関関数では, この影響は非常に小さくなっている. ICA を適用した結果は, 図 2d に示されている平均を引く手法を適用した結果と同じくらい良くみえる. 独立成分の自己相関関数は図 2b に示されており, 最初の 3 個の独立成分が BCG を含んでいることがはっきりわかる. 図 2e は, MR 測定装置の中 (in) と外 (out) で計測された EEG データのパワースペクトル密度をそれぞれ示している. これらは, linked mastoid reference を引いた後の 7 つの電極からのデータのパワースペクトル密度の平均である. この図から, BCG の強い影響と, そのパワースペクトル密度の様子がわかる.

基本的には, 本研究で試した全てのアルゴリズムと後処理の手法が, より一般的に用いられている平均を引く方法と同様に, BCG アーティファクトの影響を減らすことができた. 次に, ICA のアルゴリズムと後処理の手法のそれぞれが, どれくらい良く BCG アーティファクトを除去できるかを評価するためのいくつかの指標を導入する.

最初の指標は, MR の測定装置の中と外で, 同じ被験者からできるだけ同じ条件のもとで計測された EEG データのパワースペクトル密度の比である. これは, BCG がどれくらい正確に除去されたかの一般的な指標である.

ここで,  $\phi_{out,i}(f)$  を, MR 測定装置の外で  $i$  番目の電極から記録されたデータの, 周波数  $f$  でのパワースペクトル密度の値であると定義する. MR 測定装置の中で計測された対応する値は  $\phi_{in,i}(f)$  で表される. 周波数の 0.5Hz ごとの区間の集合, つまり  $([0.5, 1.0], [1.0, 1.5], \dots, [23.5, 24])$  (Hz) を考え, 次式の指標を各区間に対して計算する.

$$I_1 = \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 \left( \frac{\sum_{f_{min} < f < f_{max}} \sqrt{\phi_{out,i}(f)} - \sum_{f_{min} < f < f_{max}} \sqrt{\phi_{in,i}(f)}}{\sum_{f_{min} < f < f_{max}} \sqrt{\phi_{out,i}(f)}} \right)^2 \quad (13)$$

この指標の値の 0.5 Hz から 24 Hz までについての平均を, 図 3 a, b と図 4 a, b に示す. 全てのアルゴリズムにおいて, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する方が, これらの独立成分をただ除去するよりも結果が良くなった. これは, これらの 3 個の独立成分, 特にその周波数が高い領域が, BCG アーティファクトと脳の電気的な活動とによって構成されているからである. ハイパスフィルタを適用する独立成分の数を 4 個にすると, たいていの場合指標の値は悪くなった. このことから, 4 個目の独立成分は EEG の重要な部分を含み, この独立成分にフィルタを適用した場合, この EEG を損なっていることが示唆される. MR の撮影と同時に計測された EEG データの場合, 撮影を行っていないときのデータから推定した分離行列を用い, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用した結果が, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用しただけの場合と同程度かそれより良い結果になった. アルゴリズムの間のはっきりした違いはなかった. fixed point ICA の 1 例の例外を除いて, 適切な後処理と組み合わせれば, 4 個のアルゴリズム全てについて, この指標の値は平均を引く手法の結果から計算した値よりも良かった. この結果は, MR 画像を撮影した場合にもしていない場合にもあてはまる.

2 番目の指標は, Improvement in terms of Normalized Power Spectrm ratio(INPS) [33, 32] である.

$$INPS = \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 10 \log_{10} \frac{\sum_{f \in F} \phi_{in,i}(f)}{\sum_{f \in F} \phi_{retrieved,i}(f)} \quad (14)$$

ここで,  $\phi_{retrieved,i}(f)$  は ICA を用いる方法や平均を引く手法によって BCG を除去した後の  $i$  番目の電極の信号のパワースペクトル密度である.  $F$  は, 被験者の心拍の基本周波数の周辺の区間とその高調波成分の周辺の区間のセットである. 図 2e に示されているパワースペクトル密度を考慮して, 区間の幅を 2.4Hz とする. また, パワースペクトル密度に表れるはっきりしたピークを考慮して, 5 個の高調波成分について計算することにした. この指標は処理によってどれくらい BCG が除去できたかを表す指標である. BCG の除去過程によって EEG の高い周波数領域で信号がどの程度損なわれたかとは, 関係がない指標である. ゆえに, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用したときの結果は, 3 個の独立成分を取り除いたときの結果と同じである. この指標

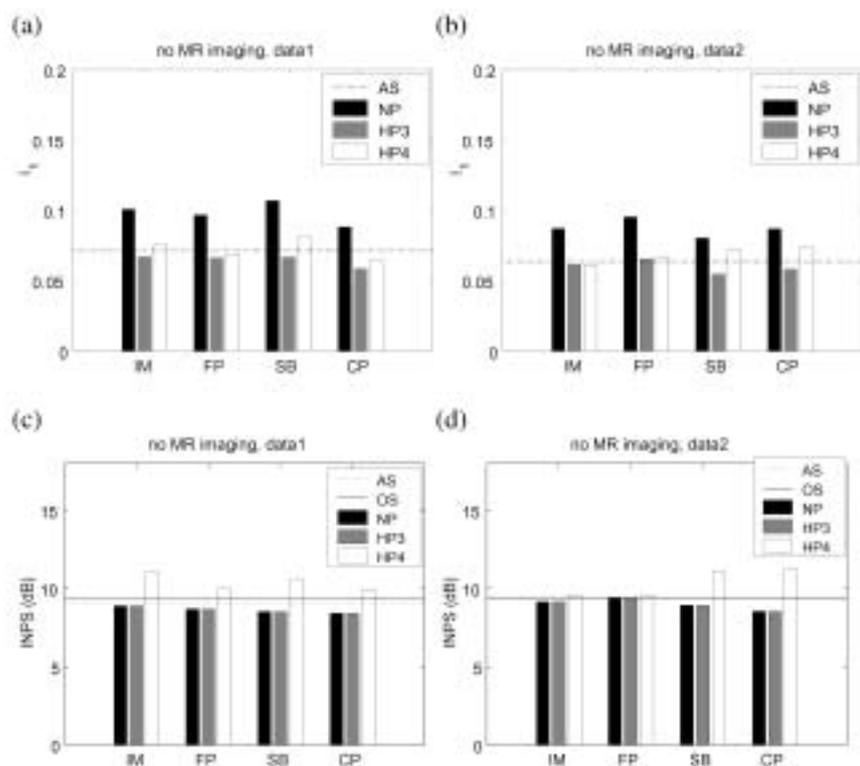


図 3: MR 測定装置の中で, MR 画像の撮影を行わずに計測された EEG データ, 2 セットの解析結果. (a),(b): MR 測定装置の外で計測された EEG データと中で計測されたデータとのパワースペクトル密度の差. (c), (d): improvement in terms of normalized power spectrum ratio (INPS) の平均値. データセット 1 についての値は (a) と (c) に, データセット 2 についての値は (b) と (d) に示す. 使用したアルゴリズムは, IM: Infomax; FP: fixed point ICA; SB: sobi; CP: complexity pursuit である. 3 個の並んだ 1 組の棒は, それぞれ, 異なる後処理の手法に対応する: 後処理をしない (NP), 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する (HP3), 4 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する (HP4). 点線は, 平均を引く手法で得られた結果を示す (AS). 実線は, MR 測定装置の外で計測された EEG データの結果を示す (OS).

が大きいほど, より多くの BCG が除去されたことを示す. 種々の手法の結果についてのこの指標の値は図 3c,d と図 4c,d に表されている. 提案した ICA を用いる方法と平均を引く手法との間の差は小さい. MR の撮影を行わないときに測定したデータについては, 平均を引く手法の結果が少し良く, MR の撮影を行ったときのデータについては, ICA を用いる手法の結果の方が良い. アルゴリズム間の差は小さいが, infomax が安定して良い結果を出した.

アルゴリズムの間の差は小さかったが, 1 番目の指標によると, complexity pursuit が最も良い結果を出した. このアルゴリズムで得られた結果のよりくわしい性質を図 5 に示す. パワースペクトル密度をより小さな区間ごとに比較する. 4-8Hz での指標は, 平均を引く手法による結果よりも, 提案した手法で得られた結果の方が良かった. 図 2e に示されているパワースペクトル密度からわかるように, この被験者の BCG はこの周波数帯でのパワーが大きく, ここでの BCG は ICA を用いた手法でより良く除去できる. この結果がどの程度一般的なものかは本研究のデータのみからはわからないが, 4-8Hz の周波数帯が重要なときは, BCG アーティファクトの

除去のために ICA を用いた手法を使うことも考慮すべきである. MR の撮影を行わずに計測した EEG データでは, 12-24Hz の周波数帯で, ICA を用いた手法での解析結果の方が悪かった. MR 画像の撮影と同時に計測したデータでは, ICA を用いた手法と平均を引く手法での指標はあまり変わらなかった.

以上をまとめると, 1 番目の指標  $I_1$  の値から, 本研究で提案した ICA を用いる手法の方が, BCG 除去による EEG データへの影響がより少なくすむことが示唆される. 平均を引く手法との差は, MR 画像の撮影と同時に計測したデータでよりはっきりしていた. 2 番目の指標である INPS は, MR 画像の撮影を行わないデータに適用した結果においては, 平均を引く手法がより多くの BCG を除去できることを示唆している. しかし, MR 画像の撮影と同時に記録されたデータでは, INPS の値は, ICA を用いた手法の方が, BCG アーティファクトを除去する性能が少し良いことを示している. これらのデータの解析結果は, 適切な後処理を施せば, ICA を用いた提案手法は, BCG アーティファクトの除去において, 平均を引く手法と同等の結果を得ることができることを示している.

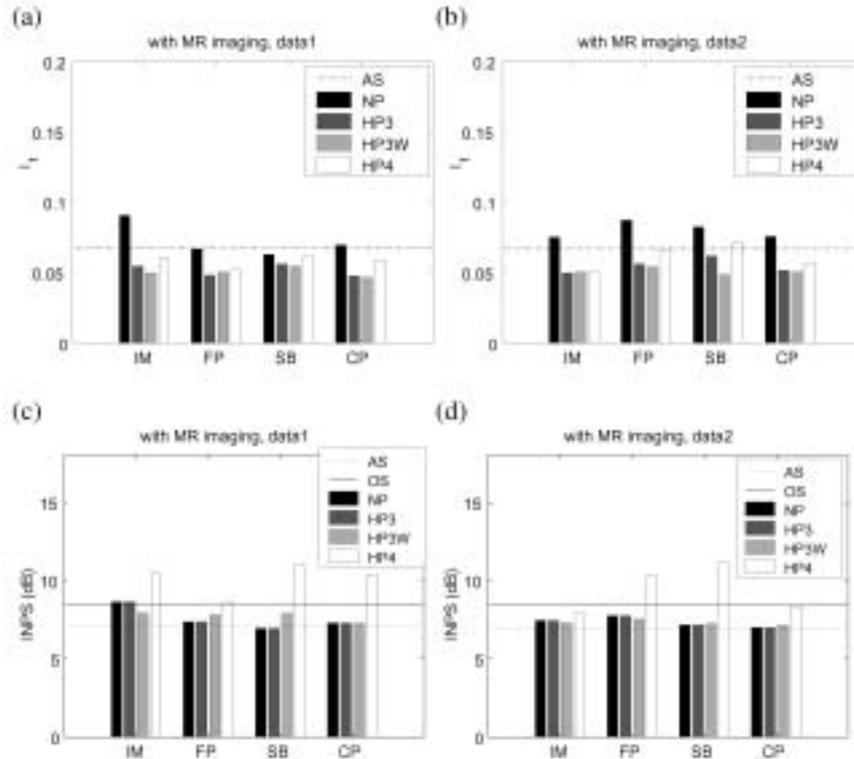


図 4: MR 測定装置の中で, MR 画像の撮影を行いながら計測された EEG データ, 2 セットの解析結果. (a),(b): MR 測定装置の外で計測された EEG データと中で計測されたデータとのパワースペクトル密度の差. (c), (d): improvement in terms of normalized power spectrum ratio (INPS) の平均値. データセット 1 についての値は (a) と (c) に, データセット 2 についての値は (b) と (d) に示す. グラフとその中の棒, アルゴリズムの略称がそれぞれ何に対応しているかは図 3 と一緒である. ただし, 後処理の手法が 1 つ増えている: MR 画像を撮影せずに計測したデータを用いて推測した分離行列を用い, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する (HP3W).

1 番目の指標では complexity pursuit が最も良く, 2 番目の指標によると, infomax が一番良かった. complexity pursuit にはいくつかの利点がある. BCG と EEG が独立だとしても, EEG を構成している成分どうしが全て互いに独立かどうかはわからない. BCG アーティファクトは, 電気的な信号と比較すると変化が遅い頭部の動きによって生じているため, BCG の波形の方が EEG の波形よりもなめらかであるはずである. ゆえに, AR モデルを用いた場合は, BCG 波形の innovation は振幅が小さい. innovation の分散が最も小さい要素を抽出する手法の方が, 同時に独立成分への分離を行う手法よりも結果が良い可能性がある. 実際に, complexity pursuit アルゴリズムを用いて計測されたデータを解析するとき, しばしば, BCG を含む 3 個の独立成分は他の独立成分よりも先に抽出される. そのため, complexity pursuit は, EEG 信号の性質が本研究で用いたものと異なっていたとしても, 安定して BCG を除去できることが予想される. Infomax は単純なアルゴリズムであり, 実装も簡単である. 本研究のデータ解析結果では, infomax による BCG 除去の成績も良かった.

後処理の方法については, 全てのアルゴリズムで, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する方法が, 単

純に 3 個の独立成分を取り除くアルゴリズムよりも結果が良かった. complexity pursuit では, MR の撮影を行わずに計測したデータから推定した分離行列を用い, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用した手法の結果が最も良かった. Infomax アルゴリズムにおいては, 3 個の独立成分にハイパスフィルタを適用する手法の結果が最も良かった.

## 6 結論

4 種類の ICA のアルゴリズムを, BCG アーティファクトの除去のために, EEG データに適用した. MR の撮影と同時に計測した EEG データに適用した場合は, ICA を利用する手法は, 現在良く使われている平均を引く手法よりも効果的に BCG アーティファクトを除去した. MR の撮影を行わずに計測したデータについては, 平均を引く手法と同等の結果が得られた.

しかしながら, ただいくつかの独立成分を取り除くだけでは, EEG と BCG を分離するのは困難だった. そのため, 得られた独立成分のうち BCG を含むものにハイパスフィルタを適用し, その後で独立成分をデータの空間に戻すことで, BCG アーティファクトを十分に除去

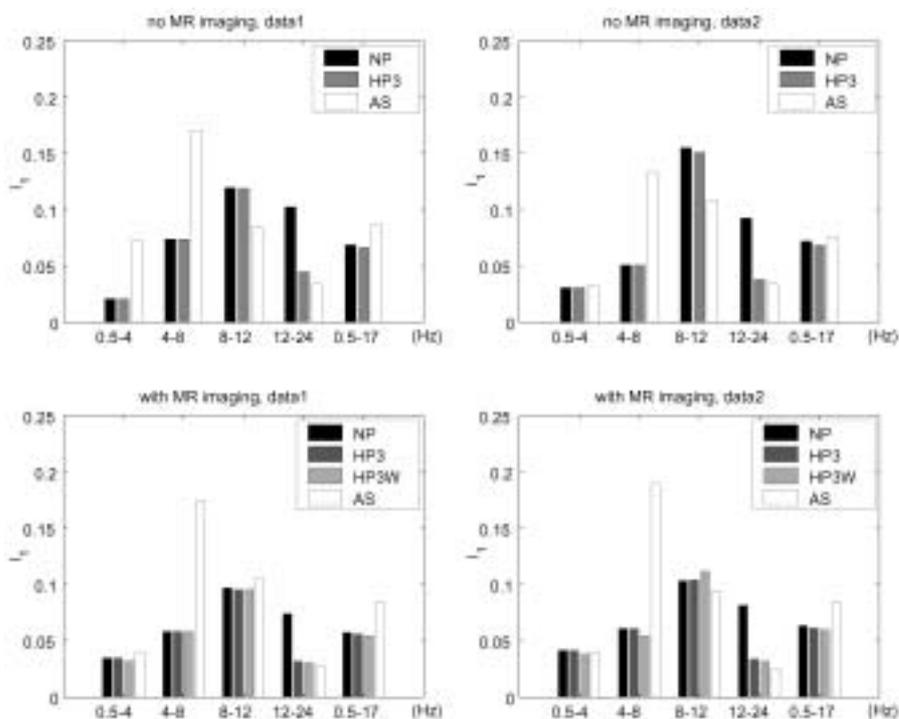


図 5: MR 測定装置の中と外で計測した EEG データのパワースペクトル密度の差。EEG データ 7 個の周波数帯域の中でそれぞれ平均を計算している。complexity pursuit のアルゴリズムを用いた。1 組の棒のうち、どの棒がどの後処理に対応するかは、上の段のグラフの左から 2 つめまでと、下の段のグラフの左から 3 つめまでについては図 3 と同様である。どちらのグラフでも、一番右の棒は、平均を引く手法の結果を表す。

することができた。種々の ICA のアルゴリズムと後処理の手法の有効性を比較し、ICA を BCG アーティファクトの除去に適用するための指針を提案した。また、本論文では述べなかったが、ICA を用いて BCG を除去するための理論的な背景についても研究を行っている。

ICA を用いる手法が平均を引く手法よりも優れているのは以下の点である。第一に、心拍の間隔が短かったり不規則だったりしても、同じアルゴリズムを適用することができる。また、ICA を用いる手法では個々の心拍が同じ BCG 波形を引き起こすとは仮定していないため、モデルの仮定の明らかな不成立が無い。平均を引く手法の場合はこの仮定が必要である。第二に、本研究で解析したデータについては、4-8Hz の周波数帯において、提案された手法は、はっきりと平均を引く手法よりも良い結果を出している。第三に、提案した手法では、BCG 波形のばらつきによらずに BCG を除去することができる。これらの長所とデータを解析した結果から、ICA を用いた手法は、平均を引く手法の代替手法となり得ることを示した。

## 参考文献

- [1] Allen, P. J., Polizzi, G., Krakow, K., Fish, D. R., Lemieux, L. (1998) Identification of EEG events in the MR scanner: The problem of pulse artifact and a method for its subtraction. *NeuroImage*, **8**, 229–239.
- [2] Allen, P. J., Josephs, O., Turner, R. (2000) A method for removing imaging artifact from continuous EEG recorded during functional MRI. *NeuroImage*, **12**, 230–239.
- [3] Amari, S. (2000) Estimating functions of independent component analysis for temporally correlated signals. *Neural Computation*, **12**, 2083–2107.
- [4] Amari, S., Cichocki, A., Yang, H. H. (1996) A new learning algorithm for blind signal separation. In *Advances in Neural Information Processing Systems 8*, 757–763, MIT Press.
- [5] Anami, K., Mori, T., Kobayashi, Y., Hashimoto, W., Tanaka, F., Chang, T., Matsuda, H., Saitoh, O. Retrieving ERPs during fMRI acquisition with visual/auditory odd-ball paradigms. presented at the 9th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping, New York, USA, 2003a.
- [6] Anami, K., Mori, T., Tanaka, F., Kawagoe, Y., Okamoto, J., Yarita, M., Ohnishi, T., Yumoto, M., Matsuda, H., Saitoh, O. (2003b) Stepping stone sampling for retrieving artifact-free electroencephalogram during functional magnetic resonance imaging. *NeuroImage*, **19**, 281–295.
- [7] Bell, A. J., Sejnowski, T. J. (1995) An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, **7**, 1129–1159.
- [8] Bénar, C.-G., Aghakhani, Y., Wang, Y., Izenberg, A., Al-Asmi, A., Dubeau, F., Gotman, J. (2003) Quality of EEG in simultaneous EEG-fMRI for epilepsy. *Clinical Neurophysiology*, **114**, 569–580.

- [9] Belouchrani, A., Abed-Meraim, K., Cardoso, J.-F., Moulines, E. (1997) A blind source separation technique using second-order statistics. *IEEE transactions on signal processing*, **45**, 434–444.
- [10] Bonmassar, G., Anami, K., Ives, J., Belliveau, J. W. (1999) Visual evoked potential (VEP) measured by simultaneous 64-channel EEG and 3T fMRI. *NeuroReport*, **10**, 1893–1897.
- [11] Bonmassar, G., Purdon, P. L., Jääskeläinen, P. I., Chiappa, K., Solo, V., Brown, E. N., Belliveau, J. W. (2002) Motion and ballistocardiogram artifact removal for interleaved recording of EEG and EPs during MRI. *NeuroImage*, **16**, 1127–1141.
- [12] Cao, J., Murata, N., Amari, S., Cichocki, A., Takeda, T. (2002) Independent component analysis for unaveraged single-trial MEG data decomposition and single-dipole source localization. *Neurocomputing*, **49**, 255–277.
- [13] Cardoso, J.-F. (1999) High-order contrasts for independent component analysis. *Neural Computation*, **11**, 157–192.
- [14] Cichocki, A., Amari, S. (2002) Adaptive blind signal and image processing: Learning algorithms and applications, John Wiley & Sons, Ltd., Chichester, UK.
- [15] Delorme, A., Makeig, S. (2004) EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *J. Neurosci. Meth.*, **134**, 9–21.
- [16] Finelli, L. A., Jung, T.-P., Duann, J.-R., Haist, F., Makeig, S., Sejnowski, T. J. (2003) Information theoretic modeling and removal of artifacts from EEG recordings during fMRI imaging, presented at the 9th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping, New York, USA, 2004.
- [17] Goldman, R. I., Stern, J. M., Engel, J., Cohen, M. S. (2002) Simultaneous EEG and fMRI of the alpha rhythm. *Brain Imaging*, **13**, 2487–2492.
- [18] Han, J. Y., Lee, H. R., Lee, S. Y., Choi, Y. H., Kim, J. G. (2004) ICA-based spatial filters to reduce cardioballistic noises in EEG signals acquired inside the MRI magnet. *Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med.*, **11**, 1101.
- [19] Hoffmann, A., Jäger, L., Werhahn, K. J., Jaschke, M., Noachtar, S., Reiser, M. (2000) Electroencephalography during functional echo-planar imaging: detection of epileptic spikes using post-processing methods. *Magnetic Resonance in Medicine*, **44**, 791–798.
- [20] Hyvärinen, A. (2001) Complexity pursuit: separating interesting components from time series. *Neural Computation*, **13**, 883–898.
- [21] Hyvärinen, A., Karhunen, J., Oja, E. (2001) Independent component analysis, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- [22] Hyvärinen, A., Oja, E. (1997) A fast fixed-point algorithm for independent component analysis. *Neural Computation*, **9**, 1483–1492.
- [23] Ikeda, S., Toyama, K. (2000) Independent component analysis for noisy data – MEG data analysis. *Neural Networks*, **13**, 1063–1074.
- [24] Jung, T.-P., Makeig, S., Westerfield, M., Townsend, J., Courchesne, E., Sejnowski, T. J. (2001) Analysis and visualization of single-trial event-related potentials, *Human Brain Mapping*, **14**, 166–185.
- [25] Jutten, C., Héroult, J. (1991) Blind separation of sources I. An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, **24**, 1–10.
- [26] Lemieux, L., Salek-Haddadi, A., Josephs, O., Allen, P., Toms, N., Scott, C., Krakow, K., Turner, R., Fish, D. R. (2001) Event-related fMRI with simultaneous and continuous EEG: description of the method and initial case report. *NeuroImage*, **14**, 780–787.
- [27] Makeig, S., Westerfield, M., Jung, T.-P., Enghoff, S., Townsend, J., Courchesne, E., Sejnowski, T. J. (2002) Dynamic brain sources of visual evoked responses, *Science*, **295**, 690–694.
- [28] McKeown, M.J., Jung, T.-P., Makeig, S., Brown, G., Kindermann, S. S., Lee, T.-W., Sejnowski, T. J. (1998) Spatially independent activity patterns in functional MRI data during the Stroop color-naming task. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, **95**, 803–810.
- [29] Mori, T., Anami, K., Zhang, T., Kobayashi, Y., Tanaka, F., Ohnishi, T., Matsuda, H., Saitoh, O. (2003) fMRI mapping of human sleep spindles using simultaneous EEG-fMRI recording. presented at the 9th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping, New York, USA, 2003.
- [30] Mulert, C., Jäger, L., Pogarell, O., Bussfeld, P., Schmitt, R., Juckel, G., Hegerl, U. (2002) Simultaneous ERP and event-related fMRI: Focus on the time course of brain activity in target detection. *Methods and findings in experimental and clinical pharmacology*, **24**(Suppl. D), 17–20.
- [31] Nakamura, W., Anami, K., Mori, T., Saitoh, O., Cichocki, A., Amari, S. Removing ballistocardiogram artifact from EEG data recorded simultaneously with fMRI data by independent component analysis. presented at the 10th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping, Budapest, Hungary, 2004.
- [32] Srivastava, G., Crottaz-Herbette, S., Lau, K.M., Glover, G. H., Menon, V. (2005) ICA-based procedures for removing ballistocardiogram artifacts from EEG data acquired in the MRI scanner. *NeuroImage*, **24**, 50–60.
- [33] Tong, S., bezerianos, A., Paul, J., Zhu, Y., Thakor, N. (2001) Removal of ECG interference from the EEG recordings in small animals using independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, **108**, 11–17.