

脳波情報保持を主眼とした局所的瞬目アーティファクト除去法

川口 浩和[†] 小林 哲生[†]

[†] 京都大学大学院工学研究科 〒615-8510 京都府京都市西京区京都大学桂

E-mail: †kawaguchi@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 瞬目により生じるアーティファクトは脳波計測において主要なノイズであり、計測された脳波から瞬目アーティファクトを除去するための様々な手法が考案されている。しかしながら、先行研究の多くは瞬目アーティファクトと同時に脳波情報の一部も除去してしまう。そこで、本稿では“瞬目アーティファクト除去の際にいかに必要な脳波情報を保持するか”ということを主眼に据え、独立成分分析・経験的モード分解・カルマンフィルタを組み合わせることで局所的に瞬目アーティファクトを除去する手法を提案した。加えて、提案手法と先行研究を比較するための新たなシミュレーションモデルを提案し、提案手法が従来法と同等以上の瞬目アーティファクト除去能力を有し、脳波情報の損失を最も抑制することを示した。

キーワード 瞬目アーティファクト, 脳波, 独立成分分析, 経験的モード分解, カルマンフィルタ

A localized eye-blink artifact removal method focusing on reduction of EEG information loss

Hirokazu KAWAGUCHI[†] and Tetsuo KOBAYASHI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Kyoto University Kyoto-Daigaku-Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto, 615-8510 Japan

E-mail: †kawaguchi@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract One of the major artifacts for electroencephalogram (EEG) measurements are eye-blink activities. Various methods have been reported for removing eye-blink artifacts from EEGs. However, almost all previous methods concurrently remove a part of EEGs together with eye-blink artifacts. In this study, we focused on “How much true EEGs are remained” and proposed a novel localized eye-blink artifact removal method. The proposed method based on the combinations of independent component analysis (ICA), empirical mode decomposition (EMD) and Kalman filter. In addition, we proposed a novel simulation model to test performances of the proposed and previous methods. Simulation results demonstrated that the proposed method showed the best performance and reduced information loss of EEGs than previous methods.

Key words eye-blink artifact, EEG, ICA, EMD, Kalman filter

1. ま え が き

脳波計測における最も大きなアーティファクトとして瞬目アーティファクトが知られている [1]。そのため、瞬目アーティファクトを除去するために、回帰分析や ICA（独立成分分析）を用いた除去法など様々な手法が報告されている [3, 4, 5]。しかしながら、これらの手法は“いかに多くの瞬目アーティファクトを除くか”ということを主眼としており、瞬目と同時に脳波情報の一部が除去されてしまう恐れが指摘されている [1, 3]。また、瞬目が生じているとは言い難い部分における脳波情報の低減も懸念される。Lindsen ら [1] は ICA と EMD (empirical

mode decomposition; 経験的モード分解 [1, 6]) を組み合わせることで脳波情報の低減の回避を試みているが、十分であるとは言い難い。また、瞬目アーティファクト除去法の妥当性の評価が必要であるが、除去法の定量的な比較はほとんど行われていないのが現状である [1, 2]。

そこで、本稿では瞬目アーティファクトの除去により併発する余分な情報量低減の回避を目的とした新たな瞬目アーティファクト除去法を提案する。先行研究では“どれだけ正確に瞬目アーティファクトを取り除くか”ということが主に議論されていたが [2, 5]、本稿では“瞬目除去の際にいかにして必要な脳波情報を保持するか”ということに着目した。提案手法は ICA

と EMD に加えてカルマンフィルタを併用することで、瞬目成分を局所的に同定して除去する。

さらに、瞬目アーティファクト除去法を定量的に評価する新たなシミュレーションモデルを提案し、提案手法と過去の瞬目アーティファクト除去法をそれぞれ適用することで各手法の性能を評価した。

2. 提案手法

提案手法の流れを下記に述べる。

Step 1 計測信号 $\mathbf{V}(t)$ ($t = 0 - T$ ms) に対して ICA を適用することで複数の独立成分 (IC) に分離し、瞬目アーティファクト成分を代表する IC を Okada ら [5] が提案した手法を用いて同定する。

Step 2 同定された IC ($s_{IC}(t)$ とする) において瞬目が明らかに生じている期間を仮定する。瞬目と同時に生じる眼球運動を眼電 (EOG) で記録してこれを瞬目の指標とした。具体的には IC と EOG の波形 $v_{EOG}(t)$ それぞれの包絡線の相関係数を計算することでマクロな相関を導出する。EOG のピーク時刻を中心とした区間において、データ間の相関係数が事前に設定した閾値 u_0 以上の値を持つ区間を明らかに瞬目が生じている区間 (t_{EOG}) とした。本研究では試行錯誤的に $u_0 = 0.6$ と設定した。

Step 3 同定された IC における瞬目が生じている区間 $s_{IC}(t_{EOG})$ に対して EMD を適用する。EMD は非線形かつ非定常な信号に対する時間-周波数解析法であり、時系列信号の局所的な特性に基づいた data-driven な手法であることが知られている [1]。EMD を適用することで信号は以下の手順で IMF (intrinsic mode function; 固有モード関数) と呼ばれる信号に分解される。ここで IMF は以下の 2 条件を満たす必要がある。1) IMF の極値の数と信号の零交差点の回数は同じ、もしくは 1 つの違いである。2) IMF の任意の点において、極大点と極小点から作られる包絡線の平均値は零である。 $s_{IC}(t_{EOG})$ を IMF に分解する詳細なアルゴリズムは [1] を参照した。IMF は高周波の成分から順に求まり、最後に残った信号は極値を持たず最も低い周波数となる。分解された N 個 ($n = 1, \dots, N$) の IMF 集合を $K_n = \{k_1(t_{EOG}), k_2(t_{EOG}), \dots, k_n(t_{EOG})\}$ とする。 K_n の中から瞬目成分を多く含むと考えられる IMF を抽出する。 $s_{IC}(t)$ で瞬目が生じていないとされる区間におけるデータ $s_{IC}(t_{EEG})$ の標準偏差と比較して、下式のように u_1 倍以上の標準偏差を持つ IMF は瞬目を反映しているとして除去した。

$$std(k_n(t_{EOG})) \geq u_1 \cdot std(s_{IC}(t_{EEG})) \rightarrow \text{eye blink artifacts}$$

ここで $std(\)$ は標準偏差を示す。 $s_{IC}(t_{EEG})$ の標準偏差の u_1 倍以上小さい標準偏差を持つ残った IMF を用いて、 $s_{IC}(t_{EOG})$ から瞬目成分が取り除かれたデータを $s'_{IC}(t_{EOG})$ として再構成した。

Step 4 $s_{IC}(t_{EEG})$ と再構成した $s'_{IC}(t_{EOG})$ を接続することで、 $s_{IC}(t)$ から瞬目が除かれたデータを作成する。しかし、 $s_{IC}(t_{EEG})$ と $s'_{IC}(t_{EOG})$ は互いに情報量が異なる可能性がある

ため直に接続することは出来ない。

そこで、カルマンフィルタ [7] を用いて $s_{IC}(t_{EEG})$ と $s'_{IC}(t_{EOG})$ を接続することを提案する。具体的には $s_{IC}(t_{EEG})$ の AR モデル (auto-regressive model) を推定した後に状態空間モデルに変換し、その状態空間モデルに基づいた $s'_{IC}(t_{EOG})$ の推定値を $s''_{IC}(t_{EOG})$ として求めることになる。また、本稿では簡便化のために、 $s_{IC}(t_{EEG})$ 内で AR モデルのパラメータの変化が生じていたとしても、 $s_{IC}(t_{EEG})$ と $s_{IC}(t_{EOG})$ の間における AR パラメータの変化と比較して十分に小さいと仮定し、 $s_{IC}(t_{EEG})$ 内における AR モデルのパラメータは一定であるとした。 $s_{IC}(t_{EEG})$ を観測値として AR モデルを当てはめると、 $s_{IC}(t_{EEG}) = \sum_{i=1}^m a(i)s_{IC}(t_{EEG} - i) + v(t_{EEG})$ という式で与えられる。 m は AR モデルの次数、 $a(i)$ は AR パラメータ、 $v(t_{EEG})$ は状態ノイズと呼ばれ、平均が 0、分散が q の正規白色雑音である。ここで $\mathbf{x}(t_{EEG}) = (s_{IC}(t_{EEG}), s_{IC}(t_{EEG} - 1), \dots, s_{IC}(t_{EEG} - m + 1))^T$ と定義すれば、

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_m \\ 1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{g} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

と置くことで $\mathbf{x}(t_{EEG}) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(t_{EEG} - 1) + \mathbf{g} \cdot v(t_{EEG})$ が成り立ち、また $\mathbf{h} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]$ とすれば $s_{IC}(t_{EEG}) = \mathbf{h} \cdot \mathbf{x}(t_{EEG}) + w(t_{EEG})$ と書くことができる。 $w(t_{EEG})$ は観測ノイズと呼ばれるが、平均を 0、分散を $r = 0$ とすることで $s_{IC}(t_{EEG})$ の AR モデルに対する状態空間モデルを得る。

そして、 $s_{IC}(t_{EEG})$ の状態空間モデルを基に、カルマンフィルタを用いて観測値 $S_i = \{s_{IC}(i_{EEG}), s'_{IC}(i_{EOG})\}$ から t_{EOG} の区間における状態 $\mathbf{x}(t_{EOG})$ を推定する。つまり、 $s'_{IC}(t_{EOG})$ は瞬目成分を除去していることから $s_{IC}(t_{EEG})$ と同一の状態を成すと予測でき、 $s'_{IC}(t_{EOG})$ は $s_{IC}(t_{EEG})$ の状態空間モデルに従うという仮定をおくことになる。そして、カルマンフィルタを用いて次の 1) と 2) を繰り返すことで状態 $\mathbf{x}(t)$ を推定していく。1) $i < t$: 現在よりも先の状態の推定、2) $i = t$: 現在の状態の推定。観測値 $S_i \{s(1), \dots, s(i)\}$ が与えられた際の $\mathbf{x}(t)$ の条件付平均 $\mathbf{x}(t|i)$ と共分散行列 $\mathbf{C}(t|i)$ をそれぞれ $\mathbf{x}(t|i) = E(\mathbf{x}(t)|S_i)$, $\mathbf{C}(t|i) = E[(\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t|i))(\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t|i))^T]$ として表すと、カルマンフィルタでは以下の式に従い状態を逐次的に推定する。

$$\mathbf{x}(t|t-1) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(t-1|t-1) \quad (2)$$

$$\mathbf{C}(t|t-1) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{C}(t-1|t-1) \cdot \mathbf{F}^T + \mathbf{g} \mathbf{g}^T \quad (3)$$

$$K(t) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{h}^T \cdot (\mathbf{h} \cdot \mathbf{C}(t|t-1) \cdot \mathbf{h}^T + r)^{-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{x}(t|t) = \mathbf{x}(t|t-1) + K(t) \cdot (s(t) - \mathbf{h} \cdot \mathbf{x}(t|t-1)) \quad (5)$$

$$\mathbf{C}(t|t) = (\mathbf{I} - K(t) \cdot \mathbf{h}) \cdot \mathbf{C}(t|t-1) \quad (6)$$

ここで、 $K(t)$ はカルマンゲインと呼ばれ、 $\mathbf{I}$ は単位行列である。また、本稿では状態ノイズの分散を $q = 1$ として設定した。さらに、平滑化処理を行うことでより精度の高い推定値を得ることができる [7]。カルマンフィルタで得られた状態の推定値 $\{\mathbf{x}(T|T-1), \mathbf{x}(T|T)\}$ と推定誤差の分散共分散行列

$\{\mathbf{C}(T|T-1), \mathbf{C}(T|T)\}$ を用いて以下の式に従い時系列的に逆方向に $\{\mathbf{x}(t-1|T), \mathbf{C}(t-1|T)\}$ を $\{\mathbf{x}(1|T), \mathbf{C}(1|T)\}$ まで順次求めていくことになる。

$$\mathbf{x}(t|T) = \mathbf{x}(t|t) + A(t) \cdot (\mathbf{x}(t+1|T) - \mathbf{x}(t+1|t)) \quad (7)$$

$$\mathbf{C}(t|T) = \mathbf{C}(t|t) + A(t) \cdot (\mathbf{C}(t+1|T) - \mathbf{C}(t+1|t)) \cdot A(t)^T \quad (8)$$

$$A(t) = \mathbf{C}(t|t) \cdot \mathbf{F}^T \cdot \mathbf{C}(t+1|t)^{-1} \quad (9)$$

最終的に、観測値は $s''_{IC}(t) = \mathbf{h} \cdot \mathbf{x}(t|T)$ として推定される。

Step 5 $s_{IC}(t)$ において、 $s_{IC}(t_{EOG})$ を推定値 $s''_{IC}(t_{EOG})$ で置き換えることで $\hat{s}_{IC}(t)$ を作成し、局所的に瞬目成分の除去を施した頭皮上の再構成信号 $\hat{\mathbf{V}}(t)$ を導出した。

3. シミュレーションモデルの作成

3.1 脳波計測

被験者は成人男性 1 名である。脳波計測には 128 ch のデジタル EEG システム (BioSemi, Inc.) を用いて 128 箇所の電極が付属したヘッドキャップで全頭をカバーし、脳波信号はサンプリング周波数 512 Hz で取り込んだ。被験者にはディスプレイ上の固視点を 2 分間常に固視し続けるよう指示し、2 分間の脳波信号から瞬目を含まないランダムな 5 秒間を 144 試行分抽出し、 $\mathbf{V}_{EEG}(t)$ (答え) とした ($t = 0 - 5000\text{ms}$)。ただし、5 秒間のデータ間で区間のオーバーラップは存在するが、全く同じ区間を持つデータは存在しない。また、100 回の瞬目を含んだ脳波も別に計測した。

3.2 瞬目成分を含ませた模擬脳波の作成

上述の脳波測定で得られた 100 試行の瞬目を含んだ脳波から、瞬目成分のピークが最大であったチャンネルの信号を抽出し、瞬目のピーク時刻を合わせて試行間で加算平均を行い、さらに瞬目のピークを含んだ 2 秒間のみを抽出して瞬目成分のテンプレート v_{EOG} とした。頭部を仮定した単層球モデル (中心座標 $[0 \text{ cm}, 0 \text{ cm}, 0 \text{ cm}]$, 半径 10 cm, 導電率 0.35 S/m) の左右の眼球付近 (位置 $\mathbf{r}_{LEOG} [-38.00 \text{ mm}, 49.10 \text{ mm}, 0.48 \text{ mm}]$, $\mathbf{r}_{REOG} [38.00 \text{ mm}, 49.10 \text{ mm}, 0.48 \text{ mm}]$) に瞬目とみなした 2 つの信号源 $\mathbf{P}_{EOG} = [\mathbf{p}_{LEOG} \ \mathbf{p}_{REOG}]$ を設置した。ここで、 $\mathbf{p}_{LEOG}$ と $\mathbf{p}_{REOG}$ は同じ大きさを持ち、時系列の形状は v_{EOG} に従うとする。また、信号源の向き $[x, y, z]$ は Berg ら [8] の報告を参考に、左右の信号の向きをそれぞれ $[-0.35, 0.91, 0.23]$, $[0.35, 0.91, 0.23]$ とした。左右の眼球付近における信号源のリードフィールドベクトルをそれぞれ $\mathbf{l}(\mathbf{r}_{LEOG})$, $\mathbf{l}(\mathbf{r}_{REOG})$ とすればリードフィールド行列は $\mathbf{L}_{EOG} = [\mathbf{l}(\mathbf{r}_{LEOG}) \ \mathbf{l}(\mathbf{r}_{REOG})]$ となる。最終的に、瞬目により生じる擬似的な頭皮上電位 $\mathbf{V}'_{EOG}$ は $\mathbf{V}'_{EOG} = \mathbf{L}_{EOG} \mathbf{P}_{EOG}^T$ と線形性を仮定して表すことができる。

$\mathbf{V}'_{EOG}$ において最も瞬目を反映している (瞬目のピーク値が最大である) チャンネル (Ch_{EOG} と置く) の信号 $v'_{EOG}(\text{Ch}_{EOG})$ のピーク値を 1 とすることで全チャンネルを正規化した $\mathbf{V}'_{EOG}$ を、 $\mathbf{V}_{EEG}(t_{EOG})$ の Ch_{EOG} における信号 $v_{EEG}(\text{Ch}_{EOG})(t_{EOG})$ の標準偏差の u_2 倍に増幅させた後、 $\mathbf{V}_{EEG}(t)$ のランダムな 2 秒間に重畳することで模擬脳波信号 $\mathbf{V}'(t)$ を作成した。また、各瞬目アーティファクト除去法の性能を定量的に比較するため、瞬目

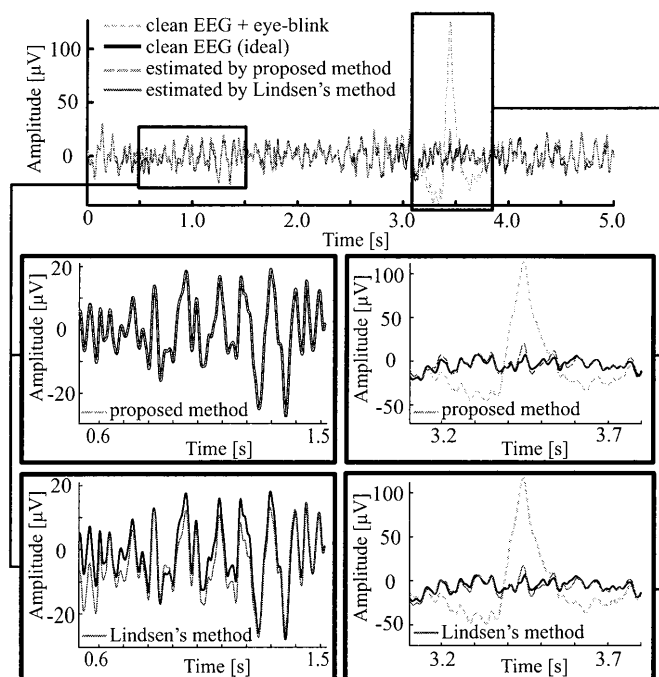


図 1 瞬目を付加する前後の模擬脳波波形と各手法適用後の推定波形。

成分の大きさを定める u_2 を $\{5, 10, 15, 20\}$ と変化させたデータをそれぞれ用意した。

$\mathbf{V}'(t)$ に対して提案手法を適用することで $\mathbf{V}_{EEG}(t)$ の推定信号 $\hat{\mathbf{V}}_{EEG}(t)$ を再構成し、その性能を評価した。IMF による瞬目成分を同定する際の指標 u_1 は $\{1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$ と変化させた。本稿では $\mathbf{V}_{EEG}(t)$ と $\hat{\mathbf{V}}_{EEG}(t)$ の最も瞬目を反映しているチャンネルにおける相関係数を評価指標値として用いた。また、提案手法との比較には Lindsen ら [1] の手法を用いた。

4. 結果・検討

図 1 に瞬目成分を含ませた模擬信号に対して提案手法と Lindsen ら [1] の手法を適用することで得られた瞬目成分除去後の推定信号の波形を示した。瞬目が生じている区間では Lindsen ら [1] の手法とほぼ同じ結果が得られている。一方で、瞬目が生じていない区間では、Lindsen ら [1] の手法では答えの信号との不一致がみられたが、提案手法を用いた場合は答えの信号と一致した波形が得られている。このことから提案手法は Lindsen ら [1] の手法よりも多くの脳波情報を残すことが出来ていると考えられる。

次に、瞬目成分の大きさを示す u_2 と、瞬目成分除去過程において EMD 適用時に用いた瞬目成分を同定する際の指標 u_1 を変動させた場合の $\mathbf{V}_{EEG}(t)$ と $\hat{\mathbf{V}}_{EEG}(t)$ の相関係数の値を、相関係数を算出する区間を 3 種類に分けて表 1 に示した。それぞれ全区間、瞬目が生じている区間、瞬目が生じていない区間である。

まず、瞬目成分の大きさを示す u_2 を変動させた場合に各手法の全区間における相関係数を比較すると、全ての u_2 において提案手法が他手法を上回っていることがわかる。瞬目成分の大きさが $u_2 = 5.0$ と小さい時、相関係数の値は全体的に 0.900 を

表 1 u_1 , u_2 を変化させた際の, 各手法適用後の推定信号と答えの信号間の相関係数.

(A) All interval		Proposed method				Lindsen's method [1]			
		IMF threshold u_1				IMF threshold u_1			
		1.5	2.0	2.5	3.0	1.5	2.0	2.5	3.0
Eye blink size u_2	5.0	0.879	0.878	0.877	0.875	0.871	0.872	0.871	0.869
	10.0	0.952	0.934	0.912	0.888	0.869	0.868	0.870	0.868
	15.0	0.950	0.933	0.917	0.895	0.857	0.858	0.859	0.856
	20.0	0.939	0.921	0.894	0.874	0.882	0.849	0.801	0.757
(B) Eye blink interval		Proposed method				Lindsen's method [1]			
		IMF threshold u_1				IMF threshold u_1			
		1.5	2.0	2.5	3.0	1.5	2.0	2.5	3.0
Eye blink size u_2	5.0	0.965	0.964	0.964	0.964	0.965	0.965	0.965	0.963
	10.0	0.982	0.977	0.964	0.956	0.974	0.972	0.970	0.971
	15.0	0.985	0.977	0.971	0.962	0.972	0.972	0.971	0.969
	20.0	0.981	0.978	0.973	0.969	0.968	0.971	0.955	0.934
(C) Not eye blink interval		Proposed method				Lindsen's method [1]			
		IMF threshold u_1				IMF threshold u_1			
		1.5	2.0	2.5	3.0	1.5	2.0	2.5	3.0
Eye blink size u_2	5.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.998	0.999	0.999	0.997
	10.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.993	0.994	0.994	0.993
	15.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.992	0.993	0.992	0.993
	20.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.984	0.990	0.992	0.989

下回っていた。ただし、この場合は瞬目成分のピーク値平均が $39.1 \mu\text{V}$ であり脳波信号と比較して大きいとは言えず、Okada ら [5] の瞬目成分同定手法では瞬目を代表する IC を同定すること自体が困難であったことが原因と考えられる。実際の瞬目成分に近いと考えられる $u_2 = 10.0, 15.0$ の場合は、本手法とその他の手法で相関係数の差が顕著にみられており、 $u_2 = 20.0$ の場合も本手法が優位であった。

次に、瞬目が生じている区間においては、相関係数に手法間の差は特にみられなかった。これは、本手法が先行研究と比較しても遜色なく瞬目成分の除去が出来ていることを示していると言える。瞬目が生じていない区間でも手法間に相関係数の差はほとんどみられなかったが、本手法の相関係数は 1.0 であった。これは、本手法が目的とする瞬目成分除去時に併発する脳波の損失が他手法と比較して少なく、また、瞬目が生じていない区間での損失がほぼ 0 であることを示している。

さらに、EMD 適用時に用いた瞬目成分を同定する際の指標 u_1 を変動させた場合に各手法の相関係数を比較すると、提案手法ではどの区間を用いても、またいかなる u_2 の値をとろうとも $u_1 = 1.5$ の場合に最良な相関係数となっていた。一方で Lindsen ら [1] の手法では用いる区間の違いや u_2 の値の変動によって最良な u_1 の値は変化しており、本手法は先行研究よりも扱いやすい手法であるといえる。ただし、本手法では **Step 3** において瞬目が生じている区間を定める必要があり、今回は相関係数の閾値 u_0 を試行錯誤的に 0.6 と設定したが、この閾値決定法に関する検討も今後必要であると考えられる。

また、本稿では提案手法を瞬目のアーティファクトに関してのみ適用したが、眼球運動や筋電位といったノイズに対する除去法のシミュレーションも行うことが可能であると考えられるが、ただし、ノイズの信号源位置に関する詳細な議論を同時に行う必要性があり、今後検討を行う予定である。

5. ま と め

本論文では、脳波に混入する瞬目アーティファクトを除去す

る際、いかにして必要な脳波情報を保持するかということの主眼として、ICA、EMD とカルマンフィルタを併用した新たな瞬目アーティファクト除去法を提案した。同時に、瞬目アーティファクト除去法の定量的評価のための瞬目成分を含ませた模擬脳波を作成した。この模擬脳波を用いることで、提案手法が先行研究と比較して瞬目アーティファクト除去の際に併発される脳波情報の損失を抑えることを示し、提案手法の有用性を確認した。今後、瞬目が生じている区間をより正確に同定する手法や、実測データに混入する眼球運動など他のアーティファクトの除去への拡張に関する検討を行っていく予定である。

文 献

- [1] J. B. Lindsen, J. Bhattacharya, "Correction of blink artifacts using independent component analysis and empirical mode decomposition," *Psychophysiology*, vol. 47, pp. 955–960, 2010.
- [2] R. J. Croft, J. S. Chandler, R. J. Barry, N. R. Cooper, A. R. Clarke, "EOG correction: A comparison of four methods. *Psychophysiology*," vol. 42, pp. 16–24, 2005.
- [3] A. Schlögl, C. Keinrath, D. Zimmermann, R. Scherer, R. Leeb, G. Pfurtscheller, "A fully automated correction method of EOG artifacts in EEG recordings," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, pp. 98–104, 2007.
- [4] T. P. Jung, S. Makeig, M. Westerfield, J. Townsend, E. Courchesne, T. J. Sejnowski, "Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects," *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, pp. 1745–1758, 2000.
- [5] Y. Okada, J. Jung, T. Kobayashi, "An automatic identification and removal method for eye-blink artifacts in event-related magnetoencephalographic measurements," *Physiological Measurement*, vol. 28, pp. 1523–1532, 2007.
- [6] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, H. H. Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society of London*, A454, pp. 903–995, 1998.
- [7] 北川源四郎, 時系列解析入門, 岩波書店, 東京, 2008.
- [8] P. Berg, M. Scherg, "Dipole models of eye movements and blinks," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 79, pp. 36–44, 1991.