

多重線形部分空間解析による EEG における EMG パターンの検出

Identification of EMG Patterns in Electroencephalograms by Multilinear Subspace Analysis

○佐原光¹, 保谷哲也²

*Hikaru Sahara¹, Tetsuya Hoya²

The N-mode singular value decomposition (N-mode SVD), which exploits the multilinear subspace analysis, has been found to be a useful analytical method for reduction of broadband noise in speech signals. In brain signal processing, simple filtering approaches are often used to remove the artifacts such as electromyogram (EMG). This paper shows that N-mode SVD approach can effectively identify the EMG within electroencephalograms (EEGs) by an experimental study, in comparison with a conventional filtering approach.

1. N-modeSVD,テンソル

近年,N-mode SVD アルゴリズムが画像や音声雑音処理に有効であることが報告されている[1,2].

N-mode SVD は, あるテンソル形式のデータに対して行う特異値分解法の一つである. [2,3]に示されるように, テンソルとは上記のようなデータ解析を行う上で扱われるデータ表現形式であるが, より具体的には, Fig. 1 に示されるように, 2次元のデータをサンプルで区切り, N 次元に再配列した形式を指す. テンソルの計算方法やパラメータに関しては[3]を参照されたい.

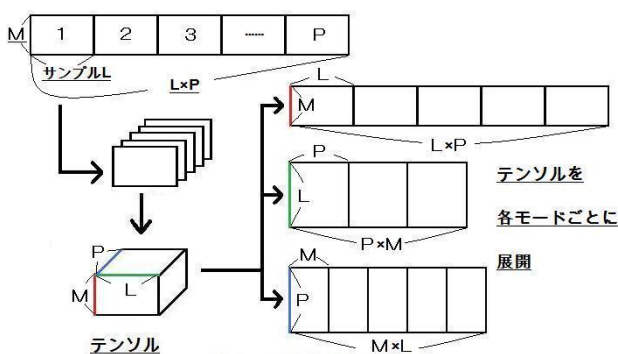


Fig. 1: Conceptual diagram of the tensor

2. 実験

今回,実験に用いたデータは,128-channel Biosemi EEG system を用い,サンプリング周波数 2048[Hz]で,被験者に映画を鑑賞させている際に記録したものである. また,本研究では,計 128 チャンネルの中から図 2 の後頭部上の 77 チャンネルを利用し解析を行った.

はじめに,1[Hz]のハイパスフィルターを用いてそのベースラインを取った.その後,その結果と,更に高い周波数(40, 100[Hz])でのハイパスフィルターの結果と, R_3

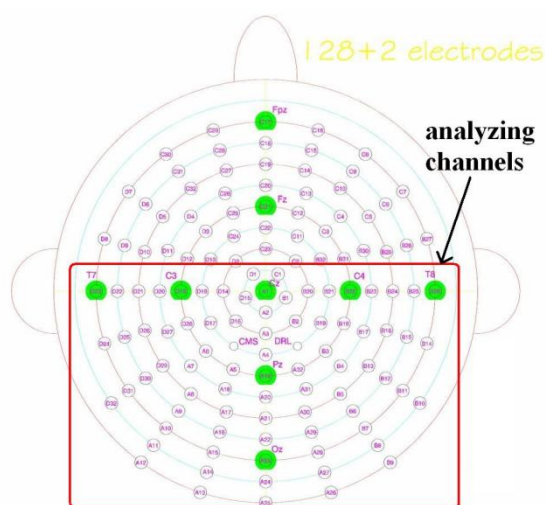


Fig. 2: Mapping of electrodes

= 1 と 10 の際の N-mode SVD を行った結果とを比較した.N-mode SVD の計算方法や用いた各パラメータに関しては[3]を参照されたい.

次に,比較の方法に関して述べる.比較には Signal-Noise Ratio(SNR)を用いた.実際の SNR の計算に利用した領域は下記オンセットの検出およびオフセットの検出を用いて定めた.

- データの要素を $x=[x_1, x_2, \dots, x_{LP}]$ とし,そのデータを一定の長さ L (サンプリングレートと同じ長さ)で区切ってゆき,それらに対して root mean square (RMS) を計算する ($RMS_i, i = 1, 2, \dots, P$).RMS の計算は以下の通りである.

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L x^2((i-1) * L + j)} \quad \dots (4)$$

- 次に,閾値 RMS_{thr} を下記の通りに計算する.

$$RMS_{thr} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P RMS_i} \quad \dots (5)$$

3). (4),(5)の結果を用いて EMG を含む領域を推測する.

$$RMS_i > RMS_{thr} \quad \dots (6)$$

4). その後,EMG シグナルのオンセットの検出,オフセットの検出を下記の条件を用いて行う.

$$(i) \quad RMS_{i+j} > RMS_{thr} \quad (\text{for the onset}) \quad \dots (7)$$

$$(ii) \quad RMS_{i-j} > RMS_{thr} \quad (\text{for the offset}) \quad \dots (8)$$

ここで, $j=1,2,3,4,5$ である.

こうして求められたオンセットおよびオフセットの組み合わせより,もっとも領域の広いものを「EMG を含む領域(signal area)」,また,オンセットおよびオフセットが検出されなかった箇所を「EMG を含んでいない領域(noise area)」とした結果,下記の通りに定められた.

$$\text{signal: } 14 - 23[\text{s}], \text{ noise: } 28 - 37[\text{s}] \quad \dots (9)$$

3. 実験結果・まとめ

解析に用いる全てのチャンネルのハイパスフィルターと N-mode SVD の結果において,(9)の領域を用いて SNR を計算し比較した.その結果を Fig.3 に示す.

Fig.3 において, $R_3=1$ と 10 の N-mode SVD の結果の方が 3 つのハイパスフィルターの結果より,右後頭部か

ら中心部にかけて,SNR が高く出ていることがはっきりとわかる.

この結果より,従来の単純なフィルタリング法より N-mode SVD を用いた EMG パターン検出法が有効であることが確かめられた.

4. 今後の予定

今回は後頭部上の 77 チャンネルを用いて実験を行った.今後は,パラメータを変えた際の SNR の変動や,同条件下における ICA や PCA の結果との比較も試みる.また,他の被験者によるデータでも同様の実験を試みる予定である.更に,筋電図が含まれたデータ以外にも,前頭葉周辺のチャンネルに含まれた瞬きや眼球運動のパターン検出・成分分離にも取り組む予定である.

5. 参考文献

- [1] M. A. O. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Multilinear subspace analysis of image ensembles," presented at the IEEE Conf. CVPR, 2003.
- [2] Sato Y, Hoya T, Bakardjian H, Cichocki A, Reduction of Broadband Noise In Speech Signals by Multilinear Subspace Analysis, Proc. of Interspeech2010 Conference, Makuhari, Japan, Sept.26-30, 2010.
- [3] 佐原光, 保谷哲也, "N-mode SVDによるアーティファクト成分を含むEEGの成分分離", 平成22年度 (第54回) 日本大学理工学部学術講演会

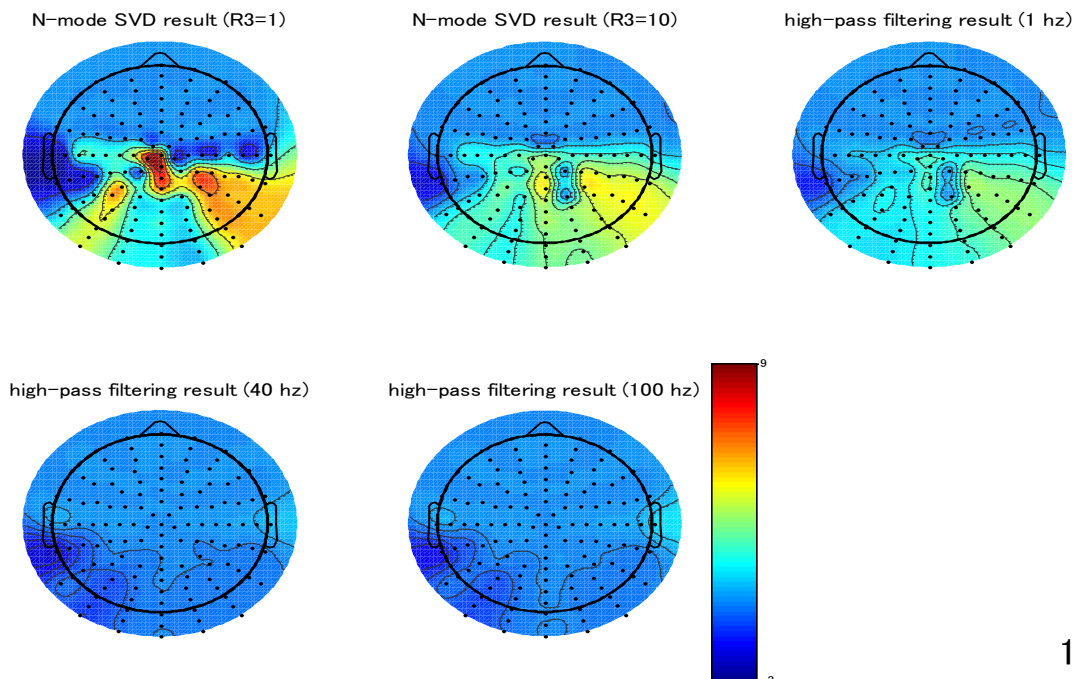


Fig.3: Topographic plots for SNRs of N-mode SVD result ($R_3=1$ and 10) and high-pass filtering result (1, 40 and 100 Hz)