

## P300 を用いた BCI のための脳波の前処理の効果

## Effect of preprocessing for P300 Brain-Computer-Interface.

○ 田中龍一, 川勝真喜 (東京電機大学)

Ryuichi TANAKA, Masaki KAWAKATSU, Tokyo Denki University

**Abstract:** In this report, we compared the accuracy rates of two P300-based BCI (Brain Computer Interface), a simple averaged P300 amplitudes method and using Random Forest method. For LED arrays (up, right, down, left position) were randomly flashes for the visual stimuli. Participants are two healthy men. Participants were instructed to count the selected visual stimulus. One experiment time is about one minute, and each stimulus are presented 64 times. We use 16 data for a simple 300 amplitudes method. For random forest method, 300 averaged data set produced by 16 epochs (selected from 64 epochs by certain rules.) At result, the accuracy rate of Participants A is about 80%; however, accuracy rate of Participants B is about 20%. Hence, set better learning data, analysis using random forest being high accuracy system.

**Key Words:** BCI, P300, Random Forest, arithmetic mean

## 1. 概要

## 1-1 BCI (Brain-Computer-Interface)

Brain-Computer-Interface (BCI) とは、身体的動作を必要とせずにコンピュータの操作を行うためのインターフェースである。その中でも特に視覚刺激を用いた手法が良く取り入れられている。その手法の中に、加算平均を利用した方法がある。しかしこの方法は、動作の為にある程度のデータ数が必要であり、速度と精度はトレードオフの関係にある。

## 1-2 目的

少ない加算平均回数でより高精度の BCI を実現する為に我々は前処理として加算平均を行い、機械学習に利用する方法を提案する。今回は加算平均による P300 の導出と機械学習による特徴の認識の二つの手法で認識の精度を検証、比較を行った。

## 2. 実験

実験装置は Fig. 1 の様になっており、上下左右に配置した LED を点滅させ、視覚刺激に対する脳反応を導出する。LED の色は緑を使用した。刺激点滅間隔は 0.3s を中心に  $\alpha$  波の重畳を避けるためにランダムで前後 5ms までの時間差を生じさせた。実験時間は約 1 分で、4 方向の刺激はランダムに点滅し、回数は 1 方向につき 64 回である。被験者にはディスプレイの中心を見てもらい、あらかじめ注視する LED の方向を指示し、座位で指定した方向の点滅回数を数えさせた。注視する LED の方向は被験者毎にランダム

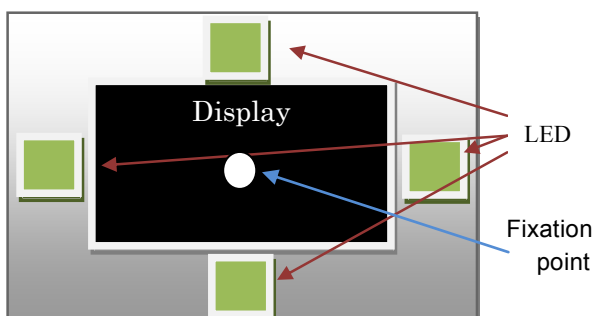


Fig. 1 Illustration of the stimuli

とした。これを上下左右の 4 方向で 1 セット、計 2 セット行った。脳波計測条件はサンプリング周波数 500Hz、計測位置は国際 10-20 法を基に Pz, Fz, Cz とし、被験者は健康な成人男性 2 名、計測した波形にはそれぞれ 0.5-15Hz のバンドパスフィルタを掛けた。

## 2-1 加算平均による P300 の反応

各光刺激の点滅タイミングで加算平均を行い、P300 の導出を行った。ターゲットの刺激を注視時の P300 の振幅がとした。1 セットの実験データをそれぞれ前半後半に分け、前半部、後半部の加算平均結果を導出し、それを 2 セット分で被験者 1 名につき各方向 4 つの結果を得た。P300 の値は、潜時  $0.3s \pm 50ms$  の範囲の平均値を用いた。

## 2-2 機械学習(ランダムフォレスト)による分類

ランダムフォレスト (RF) [1] を用いた機械学習を行い、反応の特徴抽出を行った。分類木の本数は 1000、木のサイズ

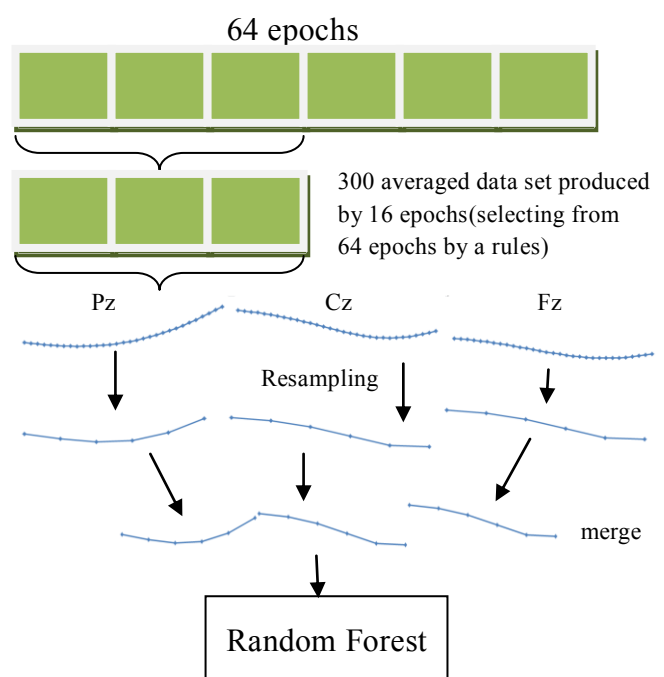


Fig. 2 Illustration of data converts for Random forest

は 20 とし、プログラムは randomforest-matlab (<https://code.google.com/p/randomforest-matlab/>)を使用した。学習データは実験の1セット目の各刺激のデータを使用した。Fig. 2 に学習データの与え方を示す。点滅後 0.14~0.5s までの範囲を取り出した波形を64データ用意し、その中から順番に 16 データ分取り出して加算平均を行いデータを300件作った。その後、データを6ポイントずつ取り出し180ポイントの波形を30ポイントに再サンプリングした。そしてその波形を Pz, Cz, Fz と並べ90ポイントの波形を、学習データとして利用した。テストデータは実験の2セット目を使用し、点滅に対する反応16個分をデータの初めから順番に取り出し加算平均したものとした。テストデータを認識させ、注視していた方向に対する脳反応を正しく分類できたかどうかを認識率とした。

3. 結果

Fig. 3 は被験者 A (青) と被験者 B (赤) の加算平均結果である。今回の被験者では、P300 の振幅での精度は 3, 4 割と低い結果となった。また Fig. 4 にランダムフォレストによる被験者毎の認識率を示す。被験者 A の場合、約 80% で正しく認識できたのに対し、被験者 B では約 20% であった。Fig. 3 と比較すると、被験者 A に対しては精度の大幅な上昇が見られたのに対し、被験者 B においては低下した。Fig. 5 は1セット目と2セット目のそれぞれの加算平均の波形である。上が被験者 A、下が被験者 B であり、青が1セット目、赤が2セット目である。この事から、被験者 B は1セット目の方が2セット目よりも P300 の反応が大きかった事が解る。よって被験者 B の精度はテストデータと学習データを逆にして試したところ、51.0% (標準偏差 14.8%) となった。

4. 考察

被験者 A に対してはデータが均質であったのに対し、被験者 B においては1セット目と2セット目の P300 の大きさに差があったことが被験者 B のランダムフォレストにおける精度低下の原因と考える。この事から、振幅の大きいデータを学習データに利用すると、学習が十分でないことが示唆される。学習データの影響が大きいままでは、与えるデータによって精度が大きく変動することになってしまい、精度の向上とはなっていない。よって被験者やセット間に対する制度のばらつきへの対策は今後の課題である。現在、使用しているデータは 300 データであるが、さらにデータの追加が可能であるので、より工夫したデータを与え、精度の向上としていきたい。

参考文献

[1] Leo Breiman, Random Forests, Machine Learning, no.45, pp. 5-32, 2001

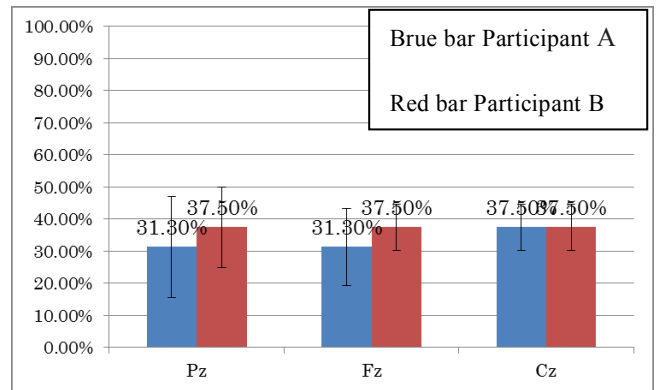


Fig. 3 accuracy rate P300 method

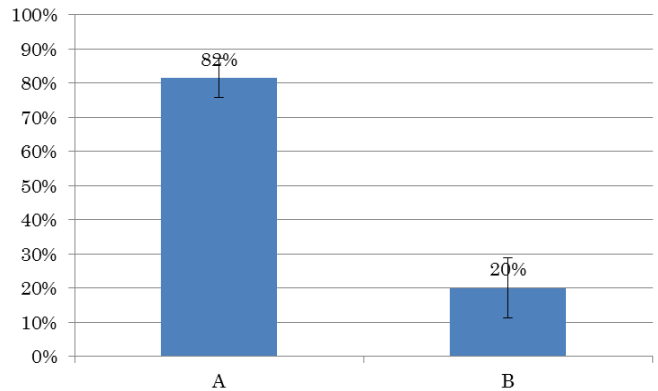


Fig. 4 accuracy rate Random Forest method

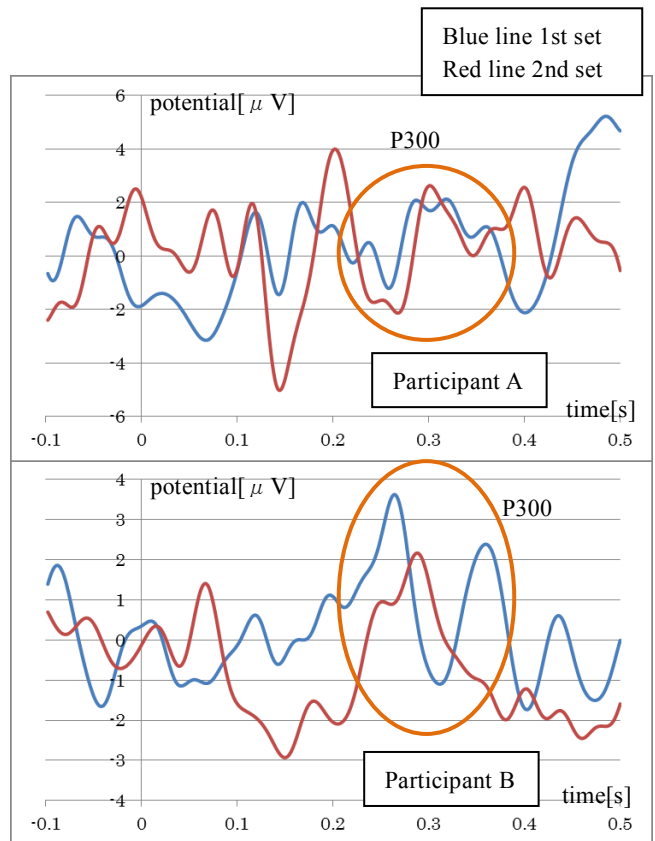


Fig. 5 P300 of two participants(Pz)