

課題遂行中の脳波からの認知状態識別手法の検討 Study on EEG classification methods for cognitive states

高井 英明 (PY)[†], 南 哲人[†], 北崎 充晃[†], 中内 茂樹[†]

Hideaki Takai(PY), Tetsuto Minami, Michiteru Kitazaki, and Shigeki Nakauchi

[†] 豊橋技術科学大学

takai05@bpel.ics.tut.ac.jp

Abstract— This study aims to classify cognitive states by support vector machines (SVM) from EEG. Spontaneous brain waves were measured from a scalp who opened their eyes, closed their eyes and performed a mental calculation task. Classification accuracy between two kind states exceeds 90 %. This study suggests that EEG spectrum can be used for accurate estimation of cognitive states by machine learning under proper conditions.

Keywords— EEG, power spectrum, SVM

1 はじめに

近年、ブレイン・コンピュータ・インターフェース [1] など、脳活動から非侵襲的に認知状態を推定・識別する手法に関心が高まっている。そこで、時間分解能が高く装置も小規模な脳波と、生体信号に対しても高い汎下性能を示すことが近年注目されている SVM [2] を利用し、開眼・閉眼・暗算負荷の 3 種類の課題遂行中の被験者の脳波から、課題（認知状態）の推定・識別を行う実験を行った。

閉眼安静時に強く生ずる 波帯の活動が開眼や負荷によって抑制される [3] ことから、周波数データを用いることによってこれらのタスクを判別できると考えられる。そこで、脳波の生データをそのまま識別するのに対し、周波数データを用いた場合、さらに、部位・狭周波数帯ごとの識別結果を統合する提案手法を用いた場合で識別精度の比較を行った。

2 実験

2.1 脳波計測

著者 1 名を含む 20 代男性 7 名 (23~26 歳) が被験者として実験に参加した。脳波の計測実験は、暗室内にて行われた。エレクトロキャップ (日本光電製) にて被験者の頭皮上に電極を装着し、接続された生体アンプ Polymate (TEAC 製) によって増幅された信号を、サンプリング周波数 200 [Hz] で A/D 変換し、PC 上に保存した。計測チャンネルは国際 10-20 法による 21 点で、両耳朶連結基準で残りの 19 点を算出した。この際、頭皮とエレクトロキャップとの間の接触インピーダンスはエレクトロジェルを注入して低減させ 5 [k Ω] 以下にした。

2.2 タスク

開眼タスク、閉眼タスク、暗算タスクの 3 種類のタスクを行った。各タスクは 4 セットずつ行い、終了後の内観報告で異常があった場合はやり直しを行った。なお、全てのタスクはディスプレイからの視距離 75 [cm] で顎台にて頭部を固定した状態で行った。

2.2.1 開眼タスク

30 秒間、なるべく瞬目せずに眼を開けるよう教示した。この際、ディスプレイ (800 × 600 pixel) 上に表示したチェスボード画像 (白と黒の四角形 1 [deg] を上下左右に交互に並べた図) を視覚刺激として呈示し、これを観察させた。

2.2.2 閉眼タスク

眼を閉じた状態で 30 秒間できるだけ何も考えずリラックスするよう教示した。

2.2.3 暗算タスク

眼を閉じた状態で、測定直前に教えた 3 桁の数から 7 ずつ引く暗算を繰り返し行うよう教示した。この際、終了時の数字が正しくない場合とタスク終了後のヒアリングで問題があった場合の試行は識別用のデータから除外した。被験者の暗算能力に合わせ、暗算を開始する数字を調整した。

2.3 状態識別

各タスク遂行中の脳波データのうち各 4 試行分 30 秒間のデータを利用して、SVM による状態識別を行った。ただし、暗算タスクについては計測時間が試行ごとに異なるため、開始から 30 秒分のデータに統一した。

2.3.1 周波数データによる識別

まず、0.05-30 [Hz] のパワースフィラ (10 次) によってエリアシングや高周波雑音 (アーチファクト) を除去した。フィルタ透過後の信号を窓幅 256 点 (=1.28 [sec]), 0.5 [sec] ごとにシフトさせながら AR モデル (次数: 20) によってパワースペクトル密度推定を行った。得られた周波数データを、測定部位ごとに 50 次 (0~約 39 [Hz] まで 1/128 [Hz] ごとに分割したデータ 50pt 分) のベクトルデータとした。それぞれ 2 状態に対し、測定した全 19 部位の周波数データを時間窓ごとに結合した 950 次

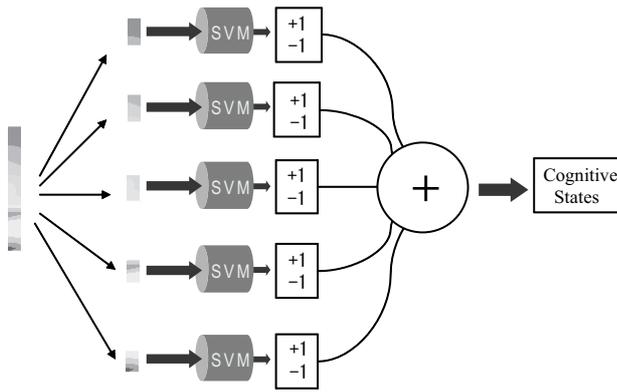


図 1: 提案手法

(19*50) のベクトルを SVM に入力し, 20 分割交差確認法にて識別精度を求めた。

また, 比較として, 同じ時間窓 (256 点) の 19 部位の生データを結合した 4864 次 (19*256) のベクトルを用いた場合の精度も同様に求めた。

2.3.2 提案手法による識別

生体信号のような多次元のデータを扱うには, 情報集約の手法が重要となるが, 集約の際に必要な情報が欠落してしまう可能性も考えられ, 目的に対しどの手法を用いるのが最適かを知るの難しい。

そこで, 単純に部位・周波数帯を絞った小さな SVM 識別器を多数構成し, これらの { 1, -1 } の出力を加算することによって, 高次元の情報を利用しつつ識別器への入力次元は低くする手法を提案する。

各部位 50pt の周波数をさらに 10pt ごと 5pt シフトで 19 段階に分割し, 19 部位 19 周波数帯のデータで 2 状態識別 SVM を構成した。こうして得られた各 SVM の出力を図 1 のように加算し, 加算結果がプラスかマイナスかでどちらの状態かを決定するという手法で各 2 状態間を識別した。

3 結果

各手法による認知状態識別精度の被験者平均を図 2 に示す。80 % 程度の精度で識別された生データに対し, 周波数データを利用した場合は 90 % 近い精度が得られ, t-test 右側検定で有意に高いことがわかった ($p < 0.01$)。さらに, 提案手法ではどのタスク間においても, すべての被験者で周波数データの手法よりも精度が向上した。

4 まとめ

本研究は, 脳波のスペクトル推定によって, 開眼・閉眼・暗算負荷の認知状態の推定・識別を行った。

スペクトル推定による前処理を行った脳波データを, SVM を使って識別させた結果, 開眼・閉眼および, 暗

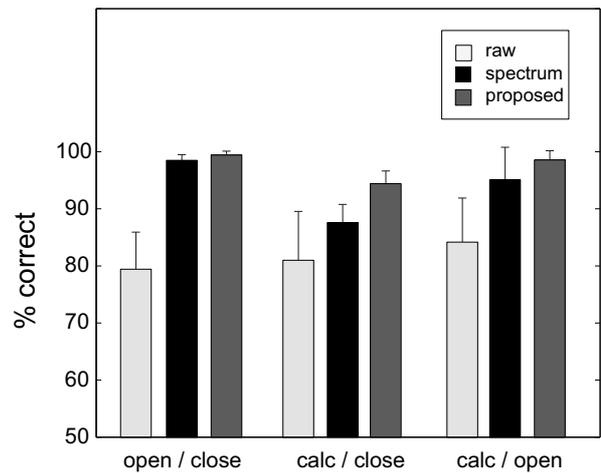


図 2: 手法ごとの識別精度。エラーバーは SD を示す。それぞれ, raw:生データ, spectrum:周波数データ, proposed:提案手法。

算をしているか否かの心的負荷の有無について, 生データよりも高い識別精度が得られ, SVM の結果を加算する提案手法ではさらに高い 90[%] 以上の精度で識別できた。

以上のことから, 周波数解析による特徴抽出が, 脳波からの認知状態判別において有効であると示唆された。

また, 提案法の各 SVM の出力に, それぞれの識別精度によって重み付けを行うことによって, タスク間の識別に不要なデータの影響を減らし, さらに精度を向上させることができるのではないかと考えられる。ただし, 提案手法には, 分割数に伴って処理時間が多くかかることから, ブレイン・コンピュータ・インターフェースに利用するためには, 不要なデータの識別を行わないなど, 処理の高速化が必要になる。

謝辞

本研究の一部は, 文部科学省グローバル COE プログラム「インテリジェント センシングのフロンティア」および, 科学研究費補助金・基盤研究 (B) 19300071 の助成により行われた。

参考文献

- [1] JR. Wolpaw, N. Birbaumer, DJ. McFarland, G. Pfurtscheller and TM. Vaughan (2002) “Brain-computer interfaces for communication and control.” Clin Neurophysiology, 113(6):767-91.
- [2] V. N. Vapnik (1998) “Statistical Learning Theory” Wiley, NewYork
- [3] 佐藤光源, 松岡洋夫編集 (1993) “最新臨床脳波学” 心身医学