

浸透学習法を用いた Localizer 実験における EEG からの視認物体の推定

五十嵐 大地[†] 柳元 美玖^{††} 長尾 智晴^{†††}
[†] 横浜国立大学 理工学部 ^{††} 横浜国立大学 大学院環境情報学府
^{†††} 横浜国立大学 大学院環境情報研究院

1. はじめに

近年人の感情や思考を解析するために、磁気共鳴機能画像法(以下 fMRI と呼ぶ)を用いた研究が盛んに行われている。fMRI データは脳波(以下 EEG と呼ぶ)データより空間分解能が高く、脳活動の解析に有効であるが、機材やコストの関係で EEG より取得が困難なデータとなっている。そこで本稿では当研究室で提案された浸透学習法[1][2]の性質を利用し、学習時には fMRI と EEG データを用い、試験時には EEG データのみから fMRI データの特徴を再現することで脳活動の解析を行う手法を提案する。今回は Localizer 実験と呼ばれる、3 クラスの提示画像毎に脳の活動パターンが異なることを fMRI データによって示した実験に対して、fMRI・EEG 同時計測を行ったデータを取得し、3 クラス分類問題として提案手法を適用した。

2. 提案手法

図 1 に本手法で用いるモデルの構造を示す。主データ(以下 Main と呼ぶ)には学習時と試験時に利用可能な EEG データを、補助データ(以下 Aux と呼ぶ)には学習時のみ利用可能な fMRI データを入力とする。

2.1 fMRI データの特徴抽出 Localizer 実験における fMRI データの信号値は局所的な領域の変化量に着目するため、Linear の ResidualNetwork[3] (ResLinear)を構築し特徴抽出を行う。

2.2 EEG データの特徴抽出 EEG データはチャンネル間での波形の形状パターンに着目するため、Convolutional Neural Network (CNN)を構築し特徴抽出を行う。

2.3 浸透特徴の抽出 浸透学習法における percolate のフェーズで、Aux の入力を次第に 0 に近づけながら結合荷重を更新することで Main から Aux の特徴を再現した浸透特徴を抽出する。

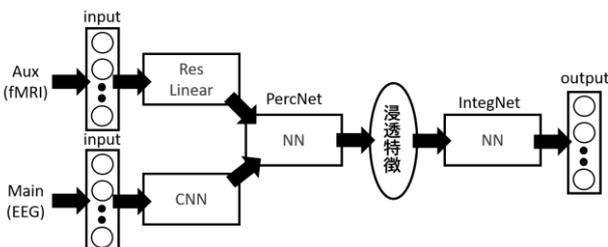


図 1: モデルの構造

表 1: 各手法における学習・試験精度

手法	学習精度(%)	試験精度(%)
1. EEG(CNN)	100.00	34.38
2. fMRI(ResLinear)	95.42	41.25
3. 提案(percolating)	97.71	35.00

3. 実験設定

fMRI データは統計モデルで解析する際に一般的な前処理を施したうえで、定常時との差分をとったものの積分値をとって使用した。EEG データは 200Hz にダウンサンプリングしたものを使用した。1. EEG データ単体に CNN を使用した手法、2. fMRI データ単体に ResLinear を使用した手法、3. 提案手法、の 3 つについて、3 種の視認物体推定における分類精度を求めた。

4. 実験結果

手法 1 における EEG 単体での試験精度よりも、提案手法 3 で学習したモデルでの EEG 単体での試験精度の方が高かった。このことから、浸透学習法において Aux と Main で性質の異なるデータでの学習が可能であることが示された。

5. まとめ

本稿では浸透学習法の性質を利用して EEG データから fMRI データの特徴を再現し利用するような手法を提案した。今後の課題として Aux と Main 用のモデル並びに浸透特徴抽出箇所モデルの構造の改良と、各種パラメータの調整が挙げられる。

参考文献

- [1] 柳元美玖, 長尾智晴. (2017). 学習時のみに使用可能な情報を浸透させるニューラルネット. 情報処理学会研究 MPS 研究会, 2017(6), 1-6.
- [2] 特許出願済み:特許 2017-153613
- [3] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).