

# 脳波による生体状態の推定に関する研究

## Study on Estimation of Biological State Using EEG

叶 嘉林

指導教員 小川毅彦

拓殖大学 工学研究科 機械・電子システム工学専攻

キーワード：脳波 生体信号 機械学習

### 1. はじめに

脳波や筋電位を用いて人間の状態や動作意図を推定する方法が検討されている<sup>1)</sup>。脳波は膨大な神経細胞の微小な活動電位の重畳であり、またノイズの影響も大きい。そのため、脳波から生体状態を推定するのは難しい問題であり、信号処理や機械学習などが必要である。その一方で、簡易的な脳波計によりある程度の精度で脳波を簡便に測定する方法も用いられるようになってきた<sup>2)</sup>。

本研究は、簡易的な脳波計で生体状態や動作意図を推定することを目的としている。脳波から生体状態を推定するための機械学習の使用が必要である。今回は、機械学習による人間の動作推定の効果を確認するために、既存データベースのデータを用いて計算機実験を行った。具体的には、人体が手を使って物を持ち上げる際の脳波信号である Grasp-and-Lift EEG Detection データ<sup>3)</sup>を用いて実験を行い、機械学習の方法について検証した。

### 2. Grasp-and-Lift EEG Detection<sup>3)</sup>

「Grasp-and-Lift EEG Detection (GAL)」は脳波による手の働きの識別の実験である。このデータは、さまざまな重量と摩擦の持ち上げ試験中の多チャンネル EEG データであり、機械学習などの方法で識別シミュレーションを行う。脳波と手の働きの関連性を研究する。Kaggle からダウンロードした予測データは、実験に参加した 12 人のボランティア、合計 3936 の実験結果である。

「GAL」は、次の 6 つのイベント ①HandStart, ② FirstDigitTouch, ③ BothStartLoadPhase, ④

LiftOff, ⑤Replace, ⑥BothReleased に対する 32 チャンネル EEG データから成る。

### 3. 分類学習シミュレーション

脳波による生体動作推定の可能性を確認するために、Kaggle データ「Grasp-and-Lift EEG Detection (GAL)」によってシミュレーションを行う。このデータは、32 チャンネルの脳波から、6 つの動作を推定する問題である。GAL の元データでは、6 つの動作を表す列項目で、該当する動作を 1 とすることで動作を表している。本研究では、1 つの列項目 motion に、該当する動作を文字列で表すこととする。機械学習の実行には、MATLAB の分類学習アプリケーションを使用する。また、多数のデータを合わせた実行ではなく、データを一つずつ用いて学習・検証を実施し、それらの結果について議論する。

まず、MATLAB にデータを読み込む。MATLAB のワークスペースに、学習データ (Data file) と教師データ (Event file) をインポートし、それらを連結して 1 つの全体データとする。学習データを train, 教師データを event とし、全体データは data = [train, event] で連結する。さらに、ワークスペースから全体データ data を読み込む。応答を motion とし、予測子から 6 つの動作を表す列項目を外す。

続いて、分類学習の設定と実行を行う。機械学習の具体的な手法としては、決定木 (decision tree), 判別分析, サポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) を試し、精度とそれぞれの

混同行列を比較する。

#### 4. 実験結果

データの分布を確認するために、脳波の Fp1 と Fp2 の成分による散布図を図 1 に示す。それぞれの動作に相当するクラスターが確認できる。機械学習として決定木、判別分析、SVM で学習・分類を行ったところ、精度は 80%程度となった。決定木による学習・分類結果の混同行列を図 2 に示す。精度は 81.0%であった。続いて最適化可能な決定木によって 5 分割交差検証で学習・分類を行ったところ、分類誤差は図 3 のように推移し、精度は 83.5%まで改善した。以上、今回の実験では分類精度が十分ではないため、改善が必要と思われる。

今後本研究では、簡易脳波計による入力チャンネルを減らした認識を考えている。そのため、PCA 等で重要なチャンネルを選び、そのチャンネルのデータから動作を推定することが目標になる。

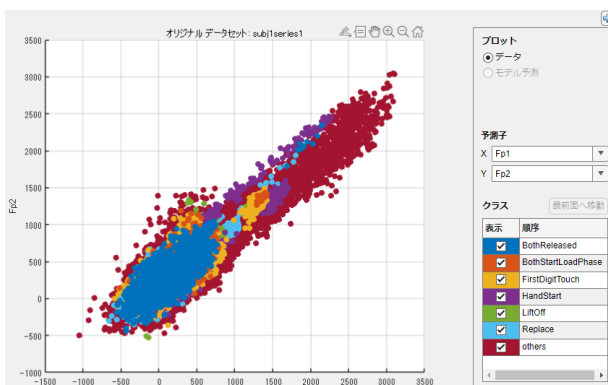


図 1: データの散布図

		モデル 1						
		BothReleased	BothStartLoadPhase	FirstDigitTouch	HandStart	LiftOff	Replace	others
真のクラス	BothReleased	103	12	2		164	3493	
	BothStartLoadPhase	1	15	3	13	2	810	
	FirstDigitTouch	7	284	10	18	46	4785	
	HandStart	5	55	212	6	14	4898	
	LiftOff		33	6	128	4	2882	
	Replace	56	9	3		785	4827	
	others	115	228	115	104	432	95491	
		予測されたクラス						

図 2: 決定木による学習・分類結果の混同行列

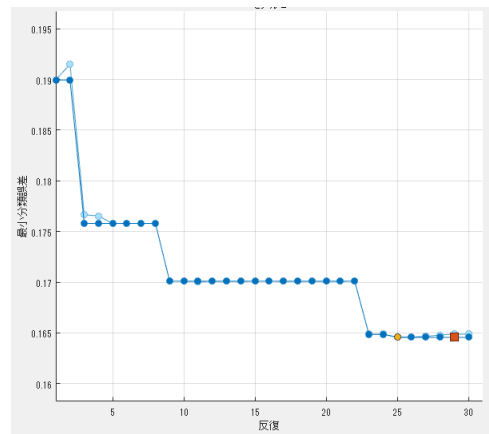


図 3: 最適化可能な決定木による誤差の推移

#### 5. まとめ

本研究では、簡易的な脳波計で生体状態や動作意図を推定することを目的に、まずは機械学習による人間の動作推定の効果を確認するために、既存データベースのデータを用いて計算機実験を行った。決定木を用いた結果では最終的に分類精度は 83.5%となった。

今後の課題としては、さらなる検証実験により分類精度を改善することとともに、簡易脳波計による実現を目標に脳波の重要なチャンネルを選び、そのチャンネルのデータからの動作推定の検証が考えられる。

#### 参考文献

- 1) C. A. Frantzidis, et. al.: Toward Emotion Aware Computing: An Integrated Approach Using Multichannel Neurophysiological Recordings and Affective Visual Stimuli, IEEE Tran. on Info. Tech. in Biomedicine, vol. 14, no. 3, pp. 589-597, 2010.
- 2) MindWave Mobile 2: <https://www.neurosky.jp/mindwave-mobile2/>
- 3) Grasp-and-Lift EEG Detection : <https://www.kaggle.com/competitions/grasp-and-lift-eeeg-detection/overview/evaluation>