

16チャンネルを用いた母音想起時脳波 の機械学習による分類

Classification of 16-channel Vowel Imagery Using Machine Learning

松永卓也¹⁾, 名取恭汰¹⁾, 小林伸彰²⁾
Takuya Matsunaga, Kyota Natori, and Nobuaki Kobayashi

1) 日本大学 精密機械工学専攻 修士 (〒274-0063 千葉県船橋市習志野台7-24-1, E-mail: csta21107@g.nihon-u.ac.jp)
2) 博(工) 日本大学 准教授 (〒274-0063 千葉県船橋市習志野台7-24-1, E-mail: kobayashi.nobuaki@nihon-u.ac.jp)

Studies on silent speech brain-computer interface (BCI) systems are underway to facilitate communication with care recipients who have lost their language faculty or suffer from aphasia. This study shows a method of performing electroencephalographic analysis when a person imagines a vowel sound (vowel imagery) to realize a silent speech BCI nursing care support system. Vowel imageries were recorded while the three subjects recalled the vowels a, i, u, e, and o, and the classification accuracy was analyzed using EEGNet. When comparing the results of using 16 channels and eight channels, an improvement in classification accuracy of approximately 7% and 16% was confirmed for the two subjects, respectively.

Key Words : BCI、silent speech、vowel imagery

1. はじめに

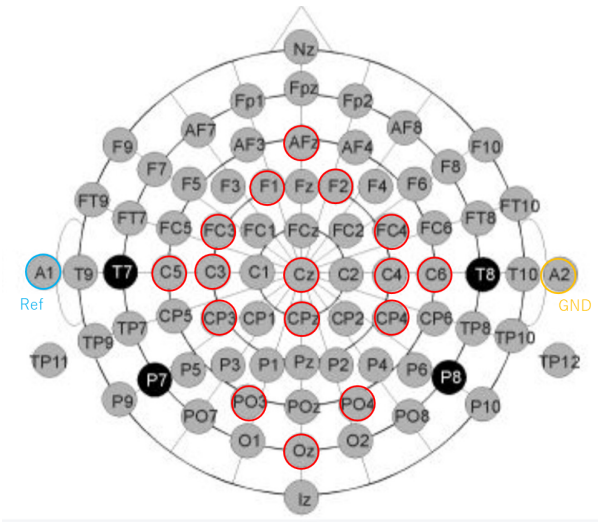
日本では少子高齢化が進んでおり、また、身体障害者が436万人、人口1000人当たり34人が体に障がいを持っている(2016年10月1日時点)[1]。このことから高齢者や身体障がい者を介護する介護者の不足が社会課題である。近年、これらの問題を解決するために Brain Machine Interface(BMI)、Brain Computer Interface(BCI)技術が注目されている。ここでBMI・BCIとは脳内の神経活動を測定し、その測定された信号により機械・コンピュータを操作する技術のことを指している。具体的な例としては、車いす制御、コミュニケーション支援、リハビリテーションなどが挙げられる。

本研究では、コミュニケーション支援にあたる silent speech について着目した。Silent SpeechはBCIに分類される。人間の脳は声に出さずとも、頭の中で音を想起すると、実際に発話した時と同様の脳波パターンが発生することが分かっている。その脳波を分析し言葉として再変換することがこの技術の目的である。実際の発声を伴わないことから、Silent Speechという名前がつけられている。

本研究では、言葉の中でも最も基本となるあ、い、う、え、お、いわゆる『母音』に焦点を絞り研究を行った。

2. 実験条件

脳波の測定には脳波キャップとして g.tec 社製の g.GAMMACAP、電極には g.tec 社製の g.SAHARA hybrid EEG electrodeを用いた。被験者は日本人男性3人 (21~22歳) とし、いずれも既知の神経学的障がいまたは他の重大な健康上の問題を有してない者を対象とした。また、電極は図1の通りに配置した。



音想起時間である後半の 4 秒を取り出す。その後、脳波データを 0.1 秒の重複を持つ 0.2 秒のセグメント 29 個に分割した。

以上のようにして得られたデータをEEGNetと呼ばれる深層学習モデルを用いて学習させた[2]。EEGNetは、脳波分類に特化した深層学習モデルで、空間領域と時間領域で特徴量を抽出することが可能である。本モデルによって分類精度を算出した。また、本実験は16チャンネルで脳波を取得している。よって、チャンネル数を減らし、8チャンネルの場合の分類精度の比較を行う。8チャンネルの電極は図2の通りに配置した。

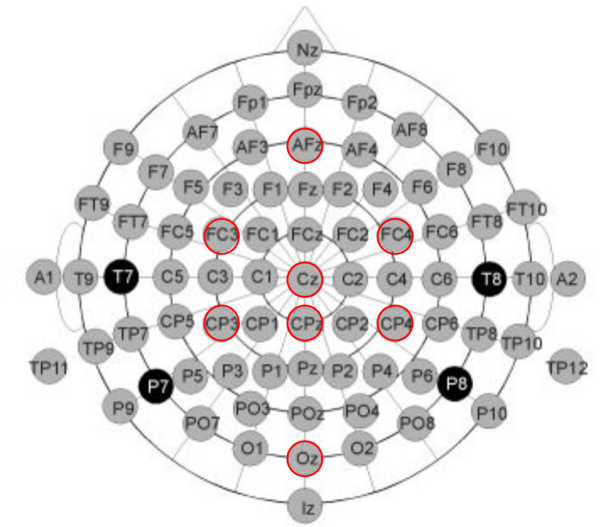


図 2 8チャンネルの電極配置

4. 結果

被験者3名それぞれの分類精度を以下に示す。

表 1 16チャンネルの各被験者の分類精度
単位：％

被験者	A	B	C
1回目	47.43	52.08	37.15
2回目	46.70	50.17	34.90
3回目	44.44	51.04	35.59
4回目	47.40	47.40	36.98
5回目	42.53	52.08	36.46
平均	45.70	50.56	36.22

表 2 8チャンネルの分類精度
単位：％

被験者	A	B	C
1回目	38.37	33.68	35.42
2回目	37.33	35.07	36.11
3回目	39.58	32.81	35.24
4回目	38.89	33.51	36.28
5回目	38.89	36.98	36.81
平均	38.61	34.41	35.97

また、上記の平均値を被験者ごとに比較したグラフを以下に示す。

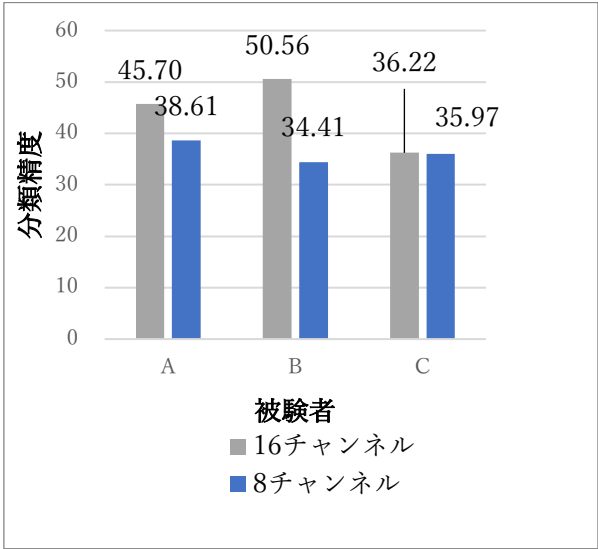


図 3 各被験者の分類精度の平均値比較

5. 考察

表1から、16チャンネル使用したときの分類精度の平均は被験者Aでは45.70%、被験者Bでは50.56%、被験者Cでは36.22%であった。

表2から、8チャンネル使用したときの分類精度の平均は被験者Aでは38.61%、被験者Bでは34.41%、被験者Cでは35.97%であった。

図3より、被験者Aは約7%、被験者Bは約16%、分類精度に差が見られた。このことから電極数の増加に伴い、より精度の高い分類が可能であると考えられる。

また、分類精度には被験者間の個人差が見受けられた。脳波の個人差に加えて、被験者ごとの集中度や体調なども関与していると考えられる。よって、実験のトライアル数を増やし、個人差を少なくすることが課題である。

参考文献

- [1] 内閣府、「令和6年度版 障害者白書」『参考資料 障害者の状況』 <https://www8.cao.go.jp/shougai/whitepaper/r06hakusho/zenbun/siryo_01.html> 閲覧日 : (2025/04/02)
- [2] J. Huang, M. Lin, J. Fu, Y. Sun, and Q. Fang, "An Immersive Motor Imagery Training System for Post-Stroke Rehabilitation Combining VR and EMG-based Real-Time Feedback, " 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), pp. 7590- 7593, 2021.
- [3] N. Kobayashi, T. Nemoto and T. Morooka, "High Accuracy Silent Speech BCI Using Compact Deep Learning Model for Edge Computing", *2023 11th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, pp. 1-6, 2023.