



# 集団加算平均解析による耳周辺 SSVEP の分類

## The Classification of Ear-EEG SSVEP Using Group Additive Averaging Analysis

伊藤月雲<sup>1)</sup>, 崔高超<sup>2)</sup>, 唐山英明<sup>1)</sup>

Tsukumo ITO, Gaochao CUI, and Hideaki TOUYAMA

1) 富山県立大学 工学研究科 (〒939-0398 富山県射水市黒河 5180, {u455003@st., touyama@}pu-toyama.ac.jp)

2) 富山県立大学 情報工学部 (〒939-0398 富山県射水市黒河 5180, cuigaochao@pu-toyama.ac.jp)

**概要:** 定常状態視覚誘発電位 (SSVEP) は一般に訓練なしで観測できるため、ブレイン・コンピュータ・インタフェース (BCI) の研究で広く利用されている。近年、耳周辺からの脳波計測が注目されているが、耳周辺は SSVEP が顕著に現れる後頭部から離れており、頭皮部の脳波に比べて検出が難しい。本研究では、SSVEP の分類精度を高めるため、集団加算平均解析を行い、機械学習による分類の正答率で優れた結果を得た。本手法は協力型 BCI のシステム構築に有用であると考えられる。

**キーワード:** 耳周辺脳波, SSVEP, 集団加算平均

### 1. はじめに

近年、脳活動を活かし、外部機器との直接的な連携を可能にするブレイン・コンピュータ・インタフェース (BCI) の研究が盛んに行われている。この技術は、神経補綴や VR ゲームへの活用が考えられている[1, 2]。BCI で使用される脳活動のひとつに脳波があり、例えば事象関連電位 (ERP) を用いた研究がある[3]。BCI では、一般的に国際 10-20 法や拡張 10-20 法に基づく計測が行われる。しかし、そのような計測では、頭皮部に電極を安定して取り付けるために、キャップや導電性ゲルを使用し、頭部の締め付けによる不快感や外観上の課題がある。これらの課題を解決するために、耳周辺に電極を配置し、ユーザの快適性を向上させることが可能になる ear-EEG が提案されている[4]。既に、ear-EEG によって基礎律動や定常状態視覚誘発電位 (SSVEP) などの脳波計測や解析が行われており、睡眠評価やてんかん診断への応用が考えられている[5, 6]。

SSVEP は高頻度で点滅を繰り返すフリッカ刺激を注視することで観測される脳波である。ユーザの訓練が不要であり、信号対雑音比 (SN 比) が高いことから、BCI 研究に用いられている[7]。SSVEP は後頭部の視覚野付近で優位に表れるため[8]、拡張 10-20 法における頭皮部の O1, O2, Oz などから計測される。しかし、ear-EEG で使用される耳周辺の電極は視覚野から離れているため、後頭部と比較して耳周辺 SSVEP のスペクトルの振幅が小さく[6]、SSVEP の分類精度が低下すると考えられる。

本研究では、耳脳波から計測された SSVEP の分類精度の向上を目的とした集団加算平均解析の手法をあらたに

提案する。集団内で加算平均を行うことで、加算平均なしの場合 (以下、非加算平均条件) と比較して、時間周波数解析結果において特徴をとらえやすくなり、分類精度の向上が期待できる。また、集団加算平均解析によって短時間の時間窓でも分類精度が高くなり、リアルタイム性を確保できる。そのため、集団加算平均解析は集団での BCI のシステムを構築する際に適していると考えられる。

### 2. 方法

#### 2.1 実験概要

実験には男性 11 名、女性 4 名の計 15 名が参加した。計測機器には DC デジタル多用途脳波アンプ (BIO-NVX 52, イーストメディック) が使用され、同社の Ag/AgCl パッシブ電極に導電性ゲルを用いて計測が行われた[9]。計測条件として、低周波数カットフィルタを 0.5Hz、高周波数カットフィルタを 70Hz に設定し、サンプリング周波数を 2,000Hz とした。探査電極は自作した脳波キャップを用いて、図 1 のように右耳周辺の R1~R8 に貼付された。また、基準電極は拡張 10-20 法に基づき、両耳朶 (A1 と A2) の平均とし、また接地電極は AFz とした。実験中、実験参加者は安静座位の姿勢で、前方 50cm のディスプレイ (27inch) に表示される刺激を注視するように指示された。ディスプレイ上には、一定周期で白と黒の点滅を繰り返すフリッカ刺激が呈示された。点滅刺激の視角は 19.3°であった。フリッカ刺激の周波数は SSVEP の振幅が大きく現れるとされる 10Hz 付近から[10]、5Hz, 7Hz, 9Hz, 11Hz を選定し、この順番に 12 秒間ずつ実験参加者に呈示した。また、各

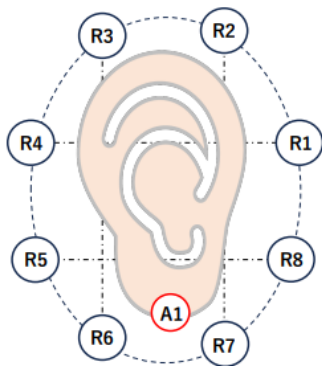


図 1: 右耳周辺電極配置[9]

刺激呈示後に 60 秒間の休憩時間が挟まれ、実験参加者は目を十分に休めるよう指示された。4 種類の刺激呈示課題を 1 セッションとして計 2 セッションの計測を行った。

本実験はヘルシンキ宣言に従い、富山県立大学「人を対象とする研究」倫理審査委員会における審査・承認を受け、参加者から事前に同意書を受けた。

### 3. データ解析

#### 3.1 前処理

本研究では、4 種類の刺激が呈示された 12 秒間の脳波データから、刺激呈示開始直後と終了直前の 1 秒間ずつを信号の安定性に影響が出ないように除外し、10 秒間のデータを採用した。10 秒間のデータは 0.25 秒間、0.50 秒間、0.75 秒間、1.00 秒間の時間窓で重複せず分割され、2~60Hz のバンドパスフィルタが適用された。その後、脳波データに対して、刺激間や実験参加者間での個人差を排除し、分類精度を向上させるために、式(1)のような標準化が行われた。x,  $\mu$ ,  $\sigma$  はそれぞれ、4 種類の刺激が呈示されたときの時系列データの値、平均値、標準偏差を表している。

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

#### 3.2 Morlet wavelet 変換

Morlet wavelet 変換は 1980 年代に Jean Morlet らによって提案された時間-周波数解析手法であり[11]、近年、半値全幅 (FWHM) を用いた定義が提案されている[12]。Morlet wavelet 変換は、時系列データの周波数と時間の両方について解析が可能であり、脳波データのような非正常信号の解析に有用であることから、脳波に含まれる周波数成分の時間的变化や特定の周波数応答をとらえるために用いられている。

本研究では、Morlet wavelet 変換を用いて、前処理が行われた電極 R1~R8 の脳波データを 4 種類の刺激が呈示された時の時間-周波数特性を表現するスカログラムに変換した。

#### 3.3 集団加算平均解析

加算平均は ERP の導出の際に一般的に用いられる。ERP は事象と時間的な関連を持ち、ノイズである背景脳波より

低振幅である。そのため、脳波信号を事象が起きた時刻でそろえ、データ点ごとに加算平均することで、事象に時間的に関連しないノイズが平坦化され、ERP の SN 比が向上し、明瞭にとらえやすくなる[13]。

ここで、加算平均の原理を SSVEP に適用する場合を考えると、まず SSVEP はある刺激に周波数的に関連した信号と関連のないノイズから成り立っている。SSVEP を時間-周波数特性を表すスカログラムに変換し、周波数軸と時間軸をそろえ、それぞれの軸に対応したデータ点ごとに加算平均することで、刺激に関連しない周波数のノイズが平坦化され、刺激に関連した周波数成分を明瞭にとらえやすくなると考えられる。

本研究では、同じ周波数の点滅刺激が呈示された複数名の集団の時系列データを同じ時間窓で分割し、分割された時系列データを変換して得られた複数のスカログラムを用いて、集団の加算平均を行った。この際、加算平均回数は集団の人数を変えながら 2~15 回とした。また、非加算平均条件のスカログラムのデータ数と加算平均を行った条件の集団スカログラムのデータ数が同数になるように処理した。具体的には、4 種類の刺激が 15 人の実験参加者に呈示された時の 10 秒間の時系列データが 2 セッション分、計 120 個ある (1 種類の刺激が呈示されたときの時系列データは計 30 個)。例えば、5Hz の刺激が呈示された際の 30 個の脳波データを時間窓 0.50 秒間で重複せず分割した場合、600 個の時系列データが得られる。前処理が行われた 600 個の時系列データは Morlet Wavelet 変換により、600 個のスカログラムに変換される。5Hz のスカログラムを 5 回加算平均する場合、非加算平均条件スカログラムから、ランダムに 5 個のスカログラムを選び、周波数軸と時間軸をそろえ、それぞれの軸に対応するデータ点ごとに加算平均し、新たに集団スカログラムを導出する。集団スカログラムは分類の比較を公平に行うため、非加算平均条件スカログラムと同数の 600 個が算出された。その他の刺激、時間窓、加算平均回数の場合においても同様の処理を行った。また、複数のスカログラムを同じ組み合わせで加算平均すると、同じ値を持った集団スカログラムが複数でき、データの偏りが生じる。そのため、加算平均の組み合わせについては、重複のないランダムな組み合わせとした。

最後に、非加算平均条件のスカログラムと集団加算平均解析を行った集団スカログラムに呈示刺激に対応したラベルを割り当て、分類のためのデータセットを作成した。

#### 3.4 RandOm Convolutional KERNel Transform (ROCKET)

ROCKET はランダムに生成された、多数の畳み込みカーネルを用いて、時系列データから特徴量を抽出する手法である。ランダムにカーネルの重みを割り振るため、カーネルのパラメータ学習が不要となり、計算時間が短縮される[14]。また、ROCKET とリッジ分類器を用いた、耳周辺 SSVEP の分類において FBCCA や Transformer と比較して優れた精度が示されており、耳周辺の 8 電極から計測され

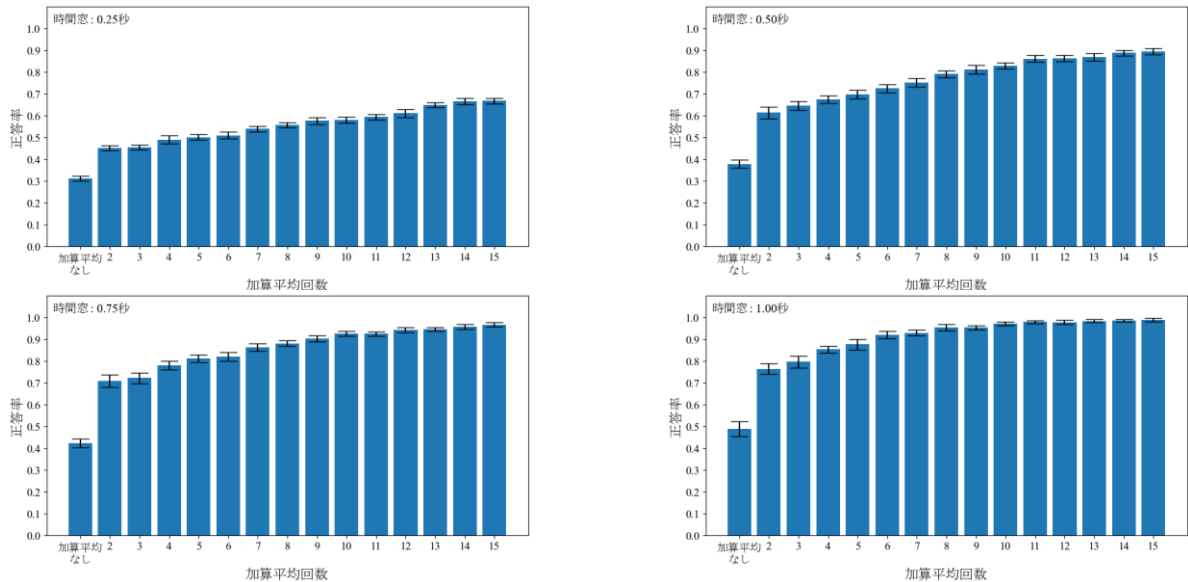


図 2: 時間窓 0.25, 0.50, 0.75, 1.00 秒間, それぞれの集団スカログラムの加算平均回数と正答率の関係

た時系列データに対して, 4 秒間の時間窓を用いた 4 クラスの分類で  $75.5 \pm 6.7\%$  の正答率を達成している[15].

したがって本研究においても, 耳周辺 SSVEP の分類で高い精度を示した ROCKET 手法を採用した. 3.3 章で作成したスカログラムのデータセットを無作為に入れ替え, 訓練データとテストデータに分割した後, 10,000 個の 1 次元畳み込みカーネルを持つ ROCKET を用いてスカログラムから特徴量抽出を行った.

### 3.5 リッジ分類器

リッジ分類器はリッジ回帰を基にした分類アルゴリズムである. リッジ回帰は線形回帰にモデルの重みの 2 乗に対してペナルティを与える L2 正則化項を追加することで, 多重共線性問題を軽減し, モデルの過学習を抑えることが可能になる[16].

なお, 3.4 章の ROCKET アルゴリズムでは, 多数のカーネルを使用し, 入力データを多くの特徴量に変換するため, リッジ分類器と組み合わせて使用することで交差検証の高速化と過学習の抑制による高い精度が期待できる[17].

以下では, 3.4 章で ROCKET によって変換された特徴量データセットに対して, リッジ分類器を用いて, 4 種類の刺激が呈示された時の耳周辺 SSVEP の分類を行った結果について述べる. 分類精度は 5 分割交差検証を採用して導出した. ここで, 5 分割交差検証は非加算平均条件と全ての加算平均条件ごとに 20 回行うものとした. また, 正しく分類されたデータ数を全データ数で割ることで正答率を得た.

## 4. 結果

3.5 章で述べた 5 分割交差検証による正答率を図 2 に示す. 集団スカログラムの加算平均回数 (加算人数に相当する) の増加に伴って 0.25 秒間, 0.50 秒間, 0.75 秒間, 1.00 秒間の全ての時間窓で平均正答率が高くなった. また, 全ての時間窓で平均正答率の最高値は 15 回加算平均した場

表 1: 時間窓 0.25, 0.50, 0.75, 1.00 秒間の時の平均正答率における最高値と最低値

時間窓	0.25秒	0.50秒	0.75秒	1.00秒
平均正答率の最高値 (集団スカログラム)	0.668	0.895	0.967	0.989
平均正答率の最低値 (非加算平均条件スカログラム)	0.312	0.378	0.423	0.489

合, すなわち集団のすべての人数で加算平均を行う場合で, 最低値は非加算平均条件の場合であった.

また, 時間窓が長くなるに伴い, 平均正答率の最高値と最低値が高くなった. 特に, 時間窓が 0.50 秒間, 0.75 秒間, 1.00 秒間の時の平均正答率は 0.900 前後になっているが, 時間窓が 0.25 秒間の時の平均正答率の最高値は 0.700 以下となった (表 1).

## 5. 考察

解析結果より, 時間窓が 0.25 秒間の時に平均正答率の最高値が, 0.50 秒間以上の時間窓の時の最高値と比較して特に低くなっているのは, 0.25 秒間の時間窓が, 本実験で誘発された SSVEP に対して十分な長さではなく, 周波数分解能が低下したためであると考えられる. これは, 点滅刺激の周波数とも深く関連していると考えられる. 一方で時間窓が 0.50 秒間の時の平均正答率の最高値は 0.900 に近い値であるため, やはり多人数の集団内での加算平均が可能な場合には, リアルタイム性の確保とともに正答率の高い BCI のシステムを構築できると考えられる. また時間窓が 1.00 秒間の時は, 6 回加算平均をした時点で平均正答率が 0.900 を超えているため, 比較的少人数の集団においてもほぼリアルタイム性を有する BCI の実現に適していると考えられる.

集団加算平均解析手法は, リアルタイム性が求められるような状況において, SSVEP を用いた BCI のシステムでの活用が期待される. また, 装着時の外観上の問題もないことに加えて, 耳周辺から計測される SSVEP は個々人で

はSN比が低い、集団加算平均解析手法を用いることでSN比が向上することから、日常的な場面での集団BCIゲームなどに応用できると考えられる。今後は、バッテリーを含むよりコンパクトな計測システムを実現することや、点滅刺激周波数の高頻度化によって明滅を意識しない状況でのシステムの利活用の検討、さらには、点滅刺激を注視せずに視空間的注意のみによるVR空間内の集団の意図推定も念頭に検証を進めていく。

## 6. 結論

耳周辺から計測されたSSVEPは、後頭部と比較してその周波数スペクトルの振幅が小さくなるという問題があり、注視対象の刺激の分類が困難になると考えられる。本研究では、耳周辺SSVEPの分類精度を高めるための集団加算平均解析手法を提案した。本手法では、刺激に周波数的に関連した信号と関連のないノイズから成り立っているSSVEPをMorlet Wavelet変換により、スカログラムに変換し、スカログラムの周波数軸と時間軸をそろえ、それぞれの軸に対応したデータ点ごとに加算平均することで、刺激に関連しない周波数のノイズが平坦化され、刺激に関連した周波数成分を明瞭にとらえやすくなると考えられる。その結果として、本手法を用いることで集団スカログラムの加算平均回数(集団の人数)の増加に伴い、平均正答率が向上し、時間窓が1秒間の時の平均正答率の最高値は0.989となった。以上から本手法は、特にリアルタイム性と精度が求められる耳周辺のBCIのシステムを構築する場合に有用であると考えられる。

## 参考文献

- [1] Sumit Soman, B.K. Murthy: Using Brain Computer Interface for Synthesized Speech Communication for the Physically Disabled, *Procedia Computer Science*, Vol. 46, pp. 292-298, 2015.
- [2] Szczepan Paszkiel: Control Based on Brain-Computer Interface Technology for Video-Gaming with Virtual Reality Techniques, *Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems*, Vol. 10, No. 4, pp. 3-7, 2016.
- [3] Man Li, Feng Li, Jiahui Pan, Dengyong Zhang, Suna Zhao, Jingcong Li, Fei Wang: The MindGomoku: An Online P300 BCI Game Based on Bayesian Deep Learning, *Sensors*, Vol. 21, No. 1613, pp. 1-18, 2021.
- [4] Stephan Debener, Rainer Emkes, Maarten De Vos, Martin Bleichner: Unobtrusive ambulatory EEG using a smartphone and flexible printed electrodes around the ear, *Scientific Reports*, Vol. 5, Article 16743, pp. 1-10, 2015.
- [5] Bleichner, M. G., & Debener, S.: Concealed, Unobtrusive Ear-Centered EEG Acquisition: cEEGrids for Transparent EEG, *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 11, pp. 163, 2017.
- [6] Yuanlu Zhu, Ying Li, Jinling Lu, Pengcheng Li: EEGNet With Ensemble Learning to Improve the Cross-Session Classification of SSVEP Based BCI From Ear-EEG, *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 15295-15303, 2021.
- [7] Rui Na, Chun Hu, Ying Sun, Shuai Wang, Shuailei Zhang, Mingzhe Han, Wenhan Yin, Jun Zhang, Xinlei Chen, Dezhi Zheng: An embedded lightweight SSVEP-BCI electric wheelchair with hybrid stimulator, *Digital Signal Processing*, Vol. 116, pp. 103101, 2021.
- [8] Christoph S. Herrmann: Human EEG responses to 1–100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena, *Experimental Brain Research*, Vol. 137, pp. 346-353, 2001.
- [9] 伊藤真由, 崔高超, 木下史也, 唐山英明: SSVEPによるBCI開発に向けた耳周辺の電極位置の検討, *電気学会論文誌C(電子・情報・システム部門誌)*, Vol. 143, No. 2, pp. 178–184, 2023.
- [10] Danhua Zhu, Jordi Bieger, Gary Garcia Molina, Ronald M. Aarts: Brain-computer interface systems based on the steady-state visual evoked potential: A comprehensive review, *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2010, Article ID 702357, pp. 12, 2010.
- [11] P. Goupillaud, A. Grossmann, J. Morlet: Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis, *Geophysical Research Letters*, Vol. 23, pp. 85-102, 1984.
- [12] Michael X. Cohen: A better way to define and describe Morlet wavelets for time-frequency analysis, *NeuroImage*, Vol. 199, pp. 81-86, 2019.
- [13] 入野野 宏: 「心理学のための事象関連電位ガイドブック」, 北大路書房, pp. 10, (2005)
- [14] Angus Dempster, François Petitjean, Geoffrey I. Webb: Rocket: Exceptionally fast and accurate time series classification using random convolutional kernels, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 34, pp. 1454-1495, 2020.
- [15] Xueyuan Li, Taichi Haba, Gaochao Cui, Fumiya Kinoshita, Hideaki Touyama: The classification of SSVEP-BCI based on ear-EEG via RandOm Convolutional KErnel Transform with Morlet wavelet, *Discover Applied Sciences*, Vol. 6, pp. 149, 2024.
- [16] Gary C. McDonald: Ridge regression, *WIREs Computational Statistics*, Vol. 1, pp. 93-100, 2009.
- [17] Alejandro Pasos Ruiz, Michael Flynn, James Large, Matthew Middlehurst, Anthony Bagnall: The great multivariate time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algorithmic advances, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 35, pp. 401-449, 2021.