

## CNN-GRU ハイブリッドモデルを用いた 運動想起脳波判別における時系列特徴抽出手法の比較検証

### Comparative Verification of Temporal Feature Extraction Methods for Motor Imagery EEG Classification using CNN-GRU Hybrid Model

早川 諒<sup>1)</sup> 佐久間 拓人<sup>1)</sup> 加藤 昇平<sup>1)</sup>  
Ryo Hayakawa Takuto Sakuma Shohei Kato

#### 1 はじめに

Brain-computer interface (BCI) は、脳活動と関連する脳波から人間の意図を読み取ることで、脳からコンピュータを直接制御可能にする技術である。そのため、特に重度運動機能障害者に対して、リハビリテーションなど多様な応用が期待される。

Pérez-Velasco ら [1] は、スキップ接続を利用した深いネットワークを持つ Convolutional Neural Network (CNN) による脳波分類モデル (EEGSym) を提案した。EEGSym は利用する脳波電極数を 8 個にまで抑えつつ、判別実験で 92.1% の被験者が Accuracy (Acc) 70% 以上を達成し、高い汎化性能を示した。しかしながら、一度の判別に 3 秒間の脳波データを入力する必要があるため、計算量が大きい。また、BCI ではスライディングウィンドウ技法が用いられ、レスポンスタイムを早めるためにスライド幅を小さく設定する。Wang ら [2] は脳波で制御可能な車いすを作成し、スライド幅を 200 ミリ秒に設定した。EEGSym を [2] に応用する場合、ウィンドウサイズ 3 秒、スライド幅は 200 ミリ秒となるため、大部分が同じデータとなり冗長である。また、Zhang ら [3] は CNN と Long Short Term Memory (LSTM) を組み合わせたモデルを提案し、ウィンドウサイズを 62.5 ミリ秒、スライド幅は 31.2 ミリ秒に削減することで計算量を抑え、冗長な計算を削減した。

上記 2 つの先行研究を参考に、本研究ではデータ拡張と CNN によるロバストな空間的特徴を抽出し、Gated Recurrent Unit (GRU) による時間的特徴の抽出に着目した。汎化性能と計算負荷を軽減した CNN-GRU ハイブリッドモデルを提案する。加えてスライド幅を変更することや、ResNet のスキップ接続を GRU に取り入れることにより、脳波判別性能の向上を目指す。

#### 2 方法

##### 2.1 CNN-GRU ハイブリッドモデルの構造

図 1 に本研究におけるモデルの構造を示す。CNN は EEGSym を参考にした。EEGSym では入力とする脳波のウィンドウサイズは 3 秒間であったが、本研究ではその 24 分の 1 である 125 ミリ秒に削減される。CNN の出力は次の段階である GRU に入力される。GRU は、時間的な依存関係を学習可能な構造を持つため、過去の情報を保持して時間的特徴を抽出できる。最終的に、出力層では softmax 関数を使用して、左手と右手の運動想起を判別する。本研究では脳波を 125 ミリ秒ごとに分割して順次入力し、最後の入力に対して左手または右手の運動想起を判別する。

1) 名古屋工業大学 大学院工学研究科 工学専攻 情報工学系プログラム

Computer Science Program, Dept. of Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

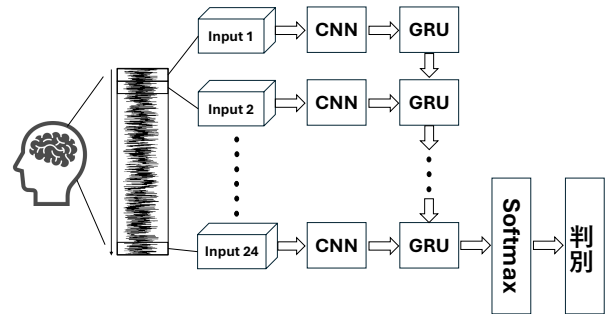


図 1: CNN-GRU モデルの構造

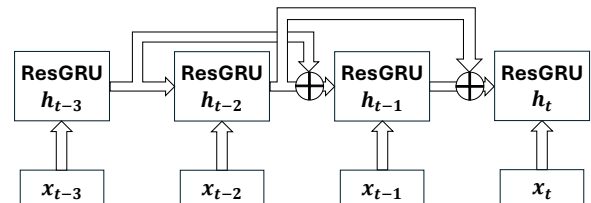


図 2: ResNet を参考にした GRU

##### 2.2 ResNet を参考にした GRU の構造

GRU はある入力  $x_t$  に対し、過去の自身の状態  $h_{t-1}$  から時刻  $t$  における状態  $h_t$  を計算する。一方で、図 2 に本研究における ResNet を参考にした GRU (ResGRU) の構造を示す。ResGRU はスキップ接続によって、時刻  $t-1$  と  $t-2$  における自身の状態をもとに出力を計算する。その計算式は以下のようにあらわされる。

$$h_t = \text{ResGRU}(x_t, \frac{(h_{t-1} + h_{t-2})}{2}) \quad (1)$$

ResGRU では、 $h_{t-1}$  と  $h_{t-2}$  を加算平均したものを過去の状態として利用し、入力  $t$  に対して状態  $h_t$  を計算する。これによって通常の GRU よりも過去の状態を参照し、時間経過による過去の情報の損失を防ぐことを目的としている。

#### 3 実験

モデルの学習及び、評価のために Pérez-Velasco ら [1] と同様に 5 つのオープンデータセット [4]-[8] を利用する。これらのデータセットには、左手または右手の開閉運動を想起するときに記録された脳波信号が含まれる。本研究では通常の GRU を用いる CNN-GRU ハイブリッドモデルを GRU モデル、ResNet を参考にした GRU を用いる CNN-GRU ハイブリッドモデルを ResGRU モデルと呼ぶ。また、softmax 関数の出力を確信度として定義し、GRU モデルと ResGRU モデルの判別結果のうち、確信度が最も高い判別結果を採用するモデルを BestGRU モデルと呼ぶ。まずは GRU モデル、ResGRU モデル、BestGRU モデルと EEGSym を比較する。そのときモデルは Pérez-Velasco ら [1] と同様の事前トレーニ

表 1: 判別性能に関する比較

	平均 Acc (%)	Acc $\geq$ 70% (人)
BestGRU モデル	82.5	95
ResGRU モデル	82.2	94
GRU モデル	82.2	92
EEGSym	84.5	99

表 2: 計算量に関する比較

提案手法	計算時間 (ミリ秒)	パラメータ数	ウィンドウサイズ (ミリ秒)
提案手法	26.5	111932	125
EEGSym[1]	34.4	144440	3000

ング (PreTrain) とファインチューニング (DataFT) を実施し, 3 秒間の脳波に関する判別性能を調べる. このとき, 提案モデルにおいてスライド幅は 125 ミリ秒に設定する. また, GRU モデルと EEGSym に関して判別に用いる脳波データ長を 2.25 秒に減少させたときの判別性能を調べる. そのときのスライド幅は 125 ミリ秒に設定する. さらにスライド幅を 94 ミリ秒に設定することで, ウィンドウが 25% 重複するときの性能も調べる. 評価の基準は平均 Acc と Acc が 70% 以上の被験者数とする. 二値分類に基づく BCI は, Acc70% 以上で利用可能であることが先行研究 [1][5][7] で報告されているためこの基準を採用した. 評価に用いるデータセットは Physionet[4] である.

## 4 結果

表 1, 2 に Pérez-Velasco ら [1] と同様の内容で実験した場合の結果を示す. 表 1 に示すとおり, いずれのデータセットに関しても平均 Acc 及び, Acc70% 以上の被験者数が減少し, 表 2 に示すとおり, 計算時間は約 23% に相当する 7.9 ミリ秒, パラメータ数は約 3 万減少, 入力データ長は 125 ミリ秒まで低減した. GRU モデルと ResGRU モデルの平均 Acc にはほとんど差がなかったが, Acc70% 以上を記録する被験者数が 2 人増加し, BestGRU モデルはほかの提案手法と比べて高い判別性能を示した.

表 3 に用いる脳波の長さやスライド幅を変化させたときの結果を示す. 括弧内はスライド幅を表す. EEGSym は平均 Acc が 3 秒間の脳波を使った時と比べて平均 Acc が 1.6 ポイント低下したが, GRU モデルでは 0.7 ポイント低下した. また, スライド幅を短くすることで平均 Acc が 0.3 ポイント低下する代わりに, Acc70% 以上を記録する被験者数が 3 人増加した.

## 5 考察

計算時間, パラメータ数, 入力データ長の低減より, GRU の適用によって計算量の削減に成功したといえる. また, GRU の過去の情報を保持する性質を利用して, ウィンドウサイズを超えた脳波の時間的特徴を利用することが可能になったと考えられる. Pérez-Velasco ら [1] と比べて判別性能は低下したが, 平均 Acc は数ポイントの低下にとどまった. これにより GRU が時間的特徴のある程度抽出できたと考えられる. また, どのデータセットに関しても平均 Acc は約 80% を記録しており, 二値分類による BCI 運用において必要な Acc が 70% であること [5] から, モデルは利用可能であると考えられる. また, ResGRU モデルの汎化性能が GRU モデルに

表 3: 脳波データ長を短くした時の比較

	平均 Acc (%)	Acc $\geq$ 70% (人)
GRU モデル (125)	81.5	91
GRU モデル (94)	81.9	95
EEGSym	82.9	98

比べて高かったことから, スキップ接続が有効であったと考えられる. また, BestGRU モデルが提案手法の中で最も判別性能が高かったことから, 確信度に基づいて判別結果を採用する手法が有効であったと考えられる.

用いる脳波の長さを 2.25 秒に制限することによって EEGSym は平均 Acc が 1.6 ポイント低下したが, GRU モデルは 0.7 ポイントの低下にとどまった. このことから, GRU モデルは EEGSym に比べて用いる脳波が短くなった時でも, 性能を落とさずに判別できると考えられる. さらに, スライド幅を短縮し, 判別時に脳波の 25% を重複させることで判別性能が向上した. このことからウィンドウを一部重複させることにより, ウィンドウの重複なしには抽出しきれなかった脳波の時間的特徴を抽出できたと考えられる.

## 6 まとめと今後の展望

本研究では, CNN-GRU ハイブリッドモデルを提案し, GRU によって計算量を削減した. スキップ接続を GRU に取り入れることで汎化性能が向上し, 確信度に基づいて判別結果を採用することで判別性能が向上することが示された. 今後はスキップ接続の接続方法を変化させることや, モデルの数をさらに増やしてより多くのモデルの確信度をもとに判別結果を決定する手法を検討する.

### 謝辞

本研究は, 一部, 文部科学省科学研究費補助金 (課題番号 JP24H00741), ならびに, 国立研究開発法人情報通信研究機構委託研究の助成により行われた.

### 参考文献

- [1] S. Pérez-Velasco et al., "EEGSym: Overcoming inter-subject variability in motor imagery based BCIs with deep learning", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 30, pp. 1766-1775, 2022.
- [2] H. Wang and A. Bezerianos, "Brain-controlled wheelchair controlled by sustained and brief motor imagery BCIs," *Electron. Lett.*, vol. 53, no. 17, pp. 1178-1180, Aug. 2017,
- [3] D. Zhang et al., "Making sense of spatio-temporal preserving representations for EEG-based human intention recognition", *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 50, no. 7, pp. 3033-3044, Jul. 2020.
- [4] A. L. Goldberger et al., "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215-e220, Jun. 2000.
- [5] Min-Ho Lee et al., "EEG dataset and OpenBMI toolbox for three BCI paradigms: An investigation into BCI illiteracy," *GigaScience*, vol. 8, no. 5, pp. 1-16, May 2019.
- [6] M. Kaya et al., "A large electroencephalographic motor imagery dataset for electroencephalographic brain computer interfaces," *Sci. Data*, vol. 5, no. 1, Dec. 2018, Art. no. 180211.
- [7] J. Meng and B. He, "Exploring training effect in 42 human subjects using a non-invasive sensorimotor rhythm based online BCI", *Frontiers Hum. Neurosci.*, vol. 13, pp. 1-19, Apr. 2019.
- [8] J. R. Stieger et al., "Mindfulness improves brain-computer interface performance by increasing control over neural activity in the alpha band", *Cerebral Cortex*, vol. 31, no. 1, pp. 426-438, Jan. 2021.