

スケートボードトリック分類チャレンジの解法

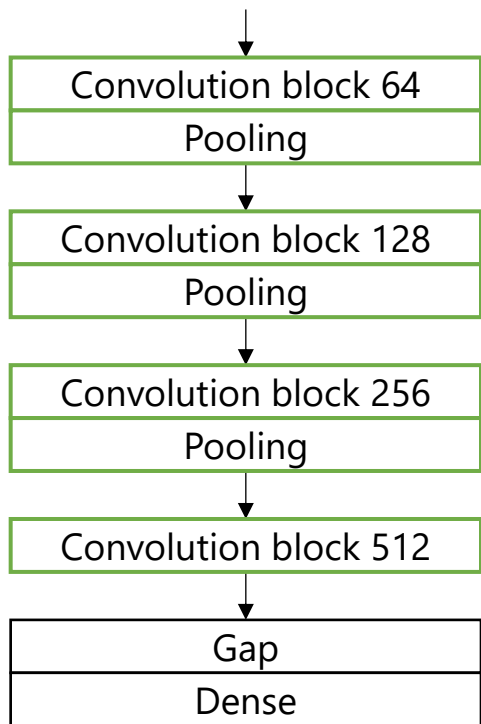
データ①: 0.9155496 1st-place

データ②: 0.7104558 6th-place

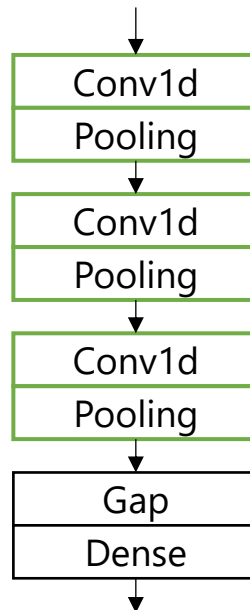
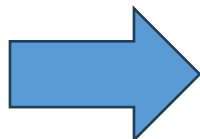
概要

解法の要点：

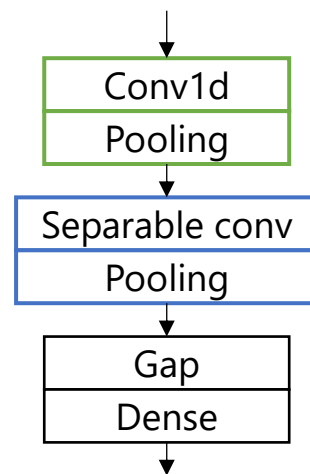
- ① KFoldPerSubject：被験者ごとにデータを分割
- ② 前処理：単純なパイプラインを採用
- ③ ネットワーク構造の最適化：過学習とならない適切な複雑度



ベースライン(1d-U-Net)



データ①



データ②

コンテスト

目的：

スケートボードの動作を頭皮上の生体信号からポンピング、前向きキックターン、後向きキックターンの3つのトリックを分類する

データセット：

5人の被験者から取得された、72チャンネルの電気信号、トリックの時刻と種別、チャンネルラベルが提供された。生データのまま提供されたデータ①とホスト側で前処理したものをデータ②の2種類を使用する。

データ①：生データ

項目
駆動していないチャンネルの除去

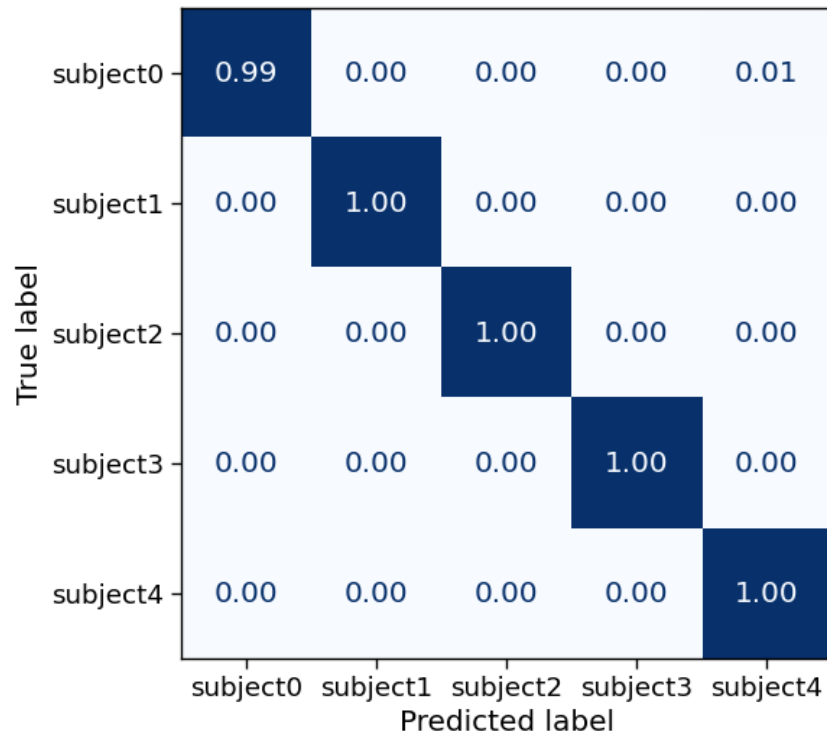
データ②：前処理済(Callan, et al., 2024)

項目
バンドパスフィルタ
電源ノイズの除去
駆動していないチャンネルの除去
アーチファクト部分空間法
部分的に駆動していない信号の補完
レファレンス信号の平均化
独立成分分析
ダイポール
ICLabel法
非「脳由来」成分の除去

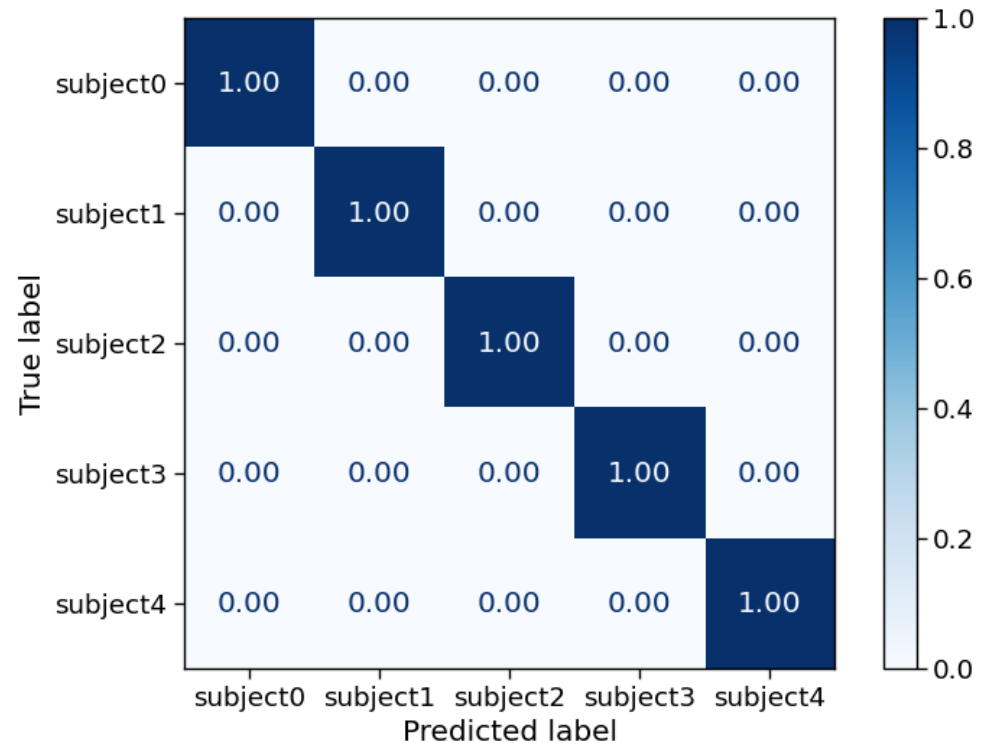
① KFoldPerSubject

データから被験者を推定できるのか試行した。
Trial単位に交差検証(K=3)した時の結果を混合行列で示す。

- データに関係なく分類できる**被験者依存性を確認**した。
- **学習時はデータセットを被験者ごとに分割するほうが良い。**



データ①：生データ



データ②：前処理済

実験結果

② 前処理

データセット①の前処理を検討するため、フィルター処理の結果を比較した。
カットオフ周波数は0.5秒間で観測可能な最低周波数から2Hz、ナイキスト周波数の1/2から125Hzを設定した。また、電源ノイズ（60Hz）の影響を考慮し、ノッチフィルターも検証した。フィルタリングの有無によるモデルの性能を被験者ごとにデータセットを分割し、Trial単位で交差検証した。この時の結果を表にまとめる。

→ オフセット除去、チャンネル除去、バンドパスフィルター (2～125Hz) のパイプラインを採用

前処理の比較(subject0)

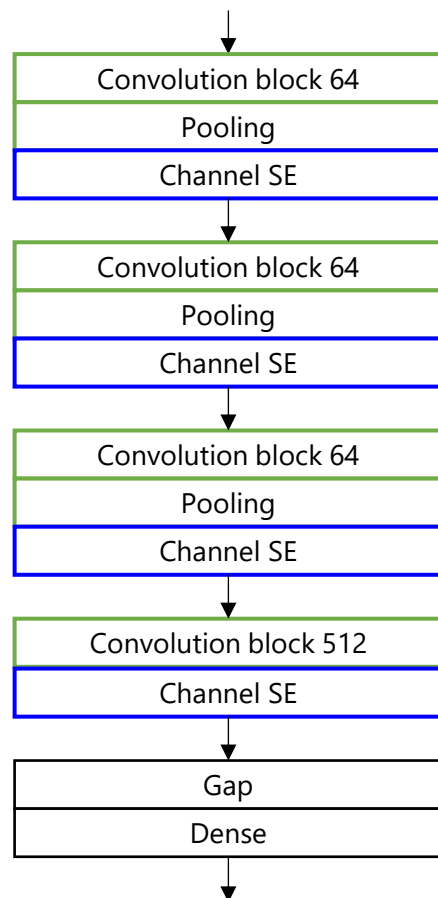
Normalize	✓	✓	✓	✓	✓
Highpass Filter		✓			
Lowpass Filter			✓		
Bandpass Filter				✓	✓
Notch Filter					✓
OOF	78.8	81.1	78.8	84.7	83.2

アテンション機構が有効であるのか検証した。

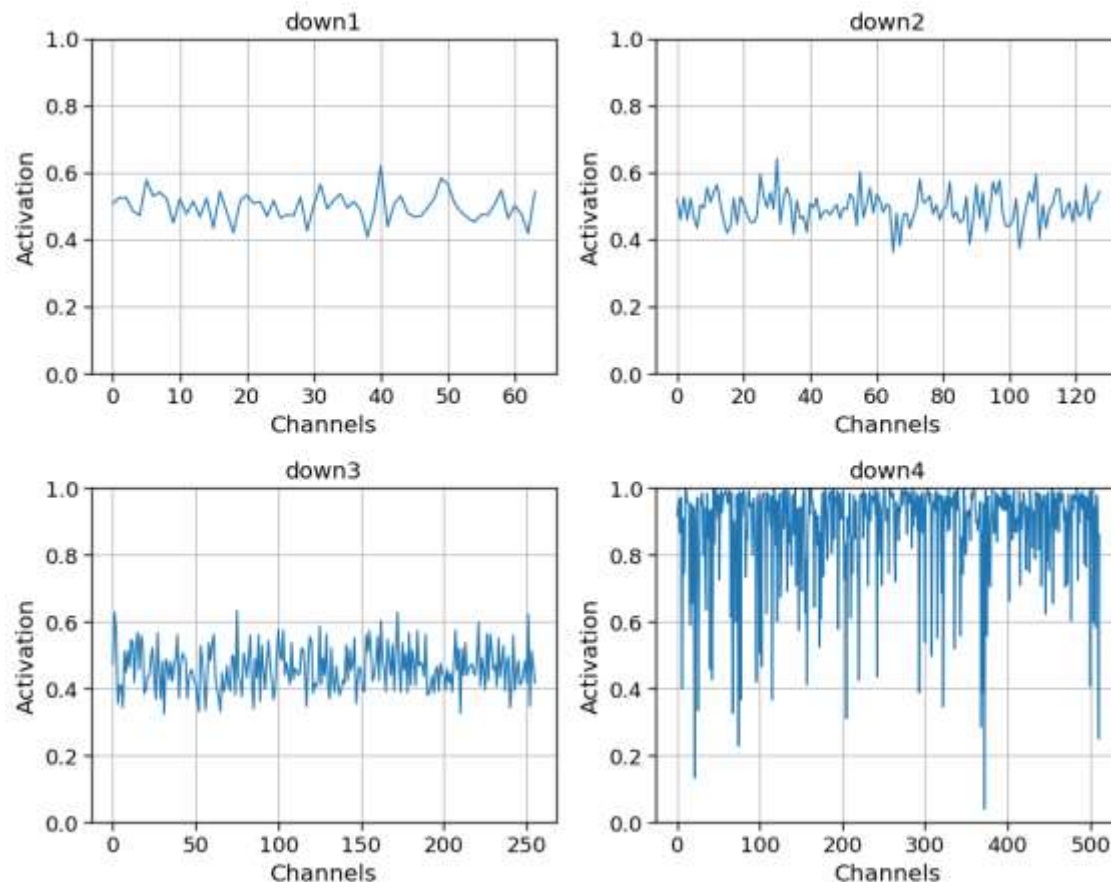
チャンネル方向のSEブロックを挿入し学習させたときの結果を図に示す。

→ 4ブロック目で初めて活性度に強弱がついている

→ **浅いレイヤーでモデルを構築する場合にはアテンションは不要**



ネットワーク構造



チャンネルごとの活性度

前頁より、過学習しやすく被験者依存性も有することが示された。

そこで、ネットワークのレイヤー数を浅めに畳み込みのチャンネル数や方法等、表の項目を最適化した。

→ データ①におけるsubject0の**分類精度は84.7から93.9まで改善**した

→ **カーネルサイズはデータ① < データ②**の傾向がみられた

→ 受容野で考えるとデータ①は高周波、データ②は低周波の成分が有効だと考えられる

最適化対象のパラメータ

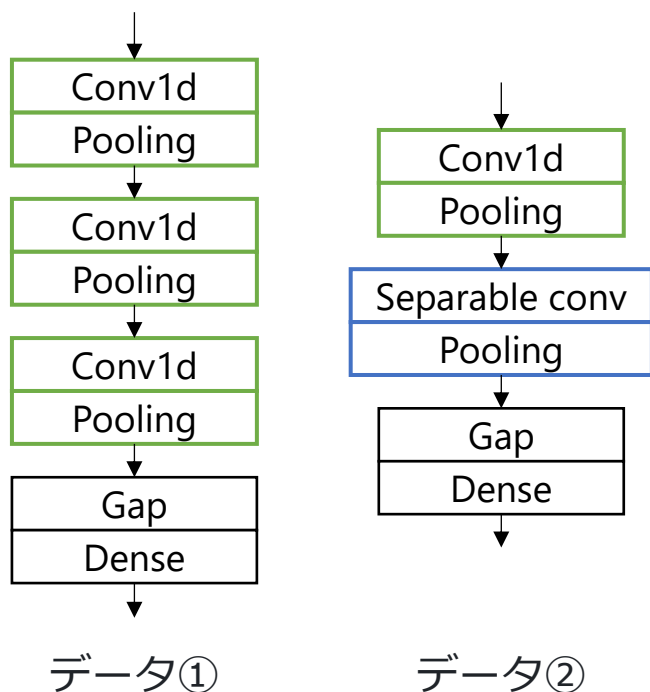
隠れ層のチャンネル数	128~1024
カーネルサイズ	3~19
畳み込みのレイヤー数	2~3
畳み込みの種類	Conv1d, Depthwise, Separable
プーリング	Max, Average, Both
活性化関数	ReLU, SiLU, GELU, Leaky ReLU

まとめ

U-Netをベースラインとし、前処理やモデル構造の探索を実施した。

- ① KFoldPerSubject : 被験者ごとにデータを分割
- ② 前処理 : 単純なパイプラインを採用
- ③ ネットワーク構造の最適化 : 過学習とならない適切な複雑度

上記の工夫によって、得られたモデル構造は単純でデータの性質に合わせた受容野に調整されたものでした。その結果、データ①におけるsubject0の精度は84.7から93.9まで改善しました。全被験者での分類精度を表にまとめます。



最終結果(全被験者)

	CV	LB
データ①	89.6	91.6
データ②	74.0	71.0