

사용자 독립적 뇌파 운동 심상 분류 성능 향상을 위한 Squeeze-and-Excitation Block 적용

한혜원¹, 최원준²

¹홍익대학교 컴퓨터공학과 학부생

²홍익대학교 기계시스템디자인공학과 학부생

hhan14@g.hongik.ac.kr, joon8454@gmail.com

Application of Squeeze-and-Excitation Block for Improving Subject-Independent EEG Motor Imagery Classification Performance

Hyewon Han¹, Wonjoon Choi²

¹Dept. of Computer Engineering, Hongik University

²Dept. of Mechanical and System Design Engineering, Hongik University

요 약

최근 뇌-컴퓨터 인터페이스 분야에서는 뇌파 신호를 이용한 운동 심상 분류 연구가 활발히 이루어지고 있다. 뇌파는 개인별 차이가 큰 생체 신호로, 사용자에게 독립적인 경우 추론이 어려워지는 문제가 있어 운동 심상 분류에서는 주로 피험자 종속적인 연구가 행해져 왔다. 본 논문에서는 컨볼루션 신경망 기반의 뇌파 분류 모델인 EEGNet 에 새로운 방식으로 개선한 Squeeze-and-Excitation block 을 적용해 피험자에 대해 독립적인 운동 심상 분류 성능을 향상시키는 방법을 제안하며, 제안한 Squeeze-and-Excitation block 을 적용한 모델이 기존 모델보다 높은 분류 성능을 보여주는 것을 실험적으로 확인하였다.

1. 서론

뇌-컴퓨터 인터페이스 (Brain-Computer Interface, BCI) 는 뇌 활동을 통해 장치를 제어할 수 있도록 하는 기술이다. 운동 심상 (Motor Imagery) 은 신체적 움직임을 직접 행하지 않고 움직임만을 상상하는 것을 의미한다. 운동 심상을 사용하면 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템을 직접적으로 제어하는 것이 가능하기 때문에, 해당 분야에서 가장 활발히 연구되고 있다. 운동 심상 인식 및 분류에는 뇌파 (Electroencephalogram, EEG) 같은 비침습적 생체 신호를 일반적으로 사용한다. 이는 운동 기능 장애를 가진 사람을 돕는 보조장치 기술을 개발하는 연구에 활용되기도 한다[1].

하지만 운동 심상 기반의 뇌-컴퓨터 인터페이스가 실생활에 도래하기까지는 많은 시간이 걸릴 것으로 예상된다. 운동 심상의 인식 성능이 장치 사용자에게 따라 크게 달라지는 문제가 있기 때문이다. 많은 운동 심상 분류 연구들은 유일 피험자로부터 얻은 데이터만을 사용하여 인공 신경망을 학습 및 검증한다[2]. 그러나 이런 접근 방식은 필연적으로 다른 피험자의

데이터에 대한 일반화 능력이 떨어진다.

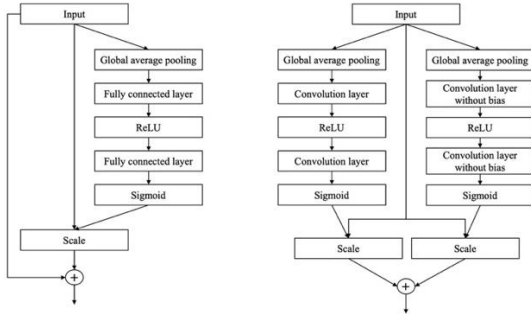
본 연구에서는 인공 신경망의 성능이 피험자별 데이터에 대해 종속에서 자유로운 피험자 독립적 실험 환경을 조성하여 연구를 진행하였다. 본문에서는 컨볼루션 신경망 기반의 EEG 분류 모델인 EEGNet[3]에 채널을 압축하고 재조정할 수 있는 Squeeze-and-Excitation block (SE block)[4] 구조를 개선하여 사용자 독립적 운동 심상 분류 정확도를 높이는 방법을 제안한다.

2. 제안하는 방법

SE block 은 압축과 재조정 두 단계로 이루어진다. 입력 데이터는 global average pooling 을 통해 각 채널의 특징 정보로 압축되고, fully connected layer 를 거친 뒤 원래의 입력 데이터 형태로 재조정된다. 본 논문에서 제안하는 SE block 은 기존의 SE block 과 두 가지 차이점이 존재한다. 첫 번째로, EEG 데이터의 공간적 특징을 가중치에 더 효과적으로 반영하기 위해 fully connected layer 가 아닌 convolution layer 를 사용한다. 두 번째로, 단일 구조를 편향을 포함하고, 편향을 포

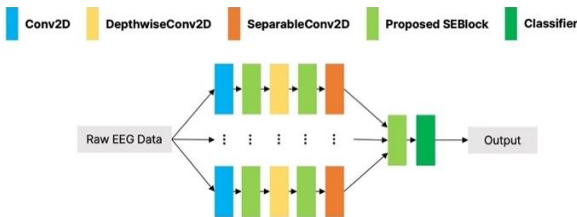
합하지 않은 이중 갈래 구조로 분화하였다. 따라서 제안한 SE block 을 사용한 모델은 뇌파의 특징을 고르게 잘 추출 할 수 있으며, 사용자 간의 뇌파 차이에도 견고성을 유지할 수 있다. 그림 1 은 기존의 SE block 과 제안하는 SE block 의 구조를 비교해 보인다.

(그림 1) 기존 SE block (왼쪽)과 제안 SE block (오른쪽)



EEGNet 은 temporal convolution, depthwise convolution, separable convolution, 그리고 classifier 로 구성된다. 본 연구에서는 temporal convolution 직후, depthwise convolution 직후, 그리고 classifier 직전까지 총 3 곳에 제안하는 SE block 을 삽입하여 모델을 개량하였다. 그림 2 는 제안하는 모델의 구조를 도식화 하여 나타낸 것이다.

(그림 1) 제안하는 모델의 구조



3. 실험 및 결과

실험은 BCI Competition IV 2a[5] 데이터셋을 156 Hz 에서 125 Hz 로 down sampling 및 Z-점수 정규화 하여 진행되었다. 해당 데이터셋은 22 개의 전극 채널로부터 신호를 추출한 EEG 데이터로서 9 명의 피험자로부터 수집되었다. 왼손, 오른손, 양쪽 발, 혀의 네 가지 신체 부위에 대해 수집한 운동 심상 뇌파 신호가 각 항목에 대해 동일한 수의 데이터로 구성되어 있다.

기존의 EEGNet 과 제안한 SE block 이 적용된 신경망의 성능을 비교하기 위해 각각의 신경망에 대해 실험을 진행하였다. 총 9 명의 피험자로 이루어진 데이터셋에서 8 명의 데이터를 학습에 사용하고, 나머지 1 명의 데이터를 검증에 사용하는 Leave-One-Subject-Out 교차 검증 방법을 이용하여 사용자에 독립적인 환경을 조성하고 실험을 진행했다. 결과 지표로는 분류 정확도를 사용했다. Shapiro-Wilk 검정을 통하여 실험 결과가 정규 분포를 따르는 것을 확인하였으며, 대응 표본 t-검정을 이용하여 실험 결과가 유의 수준 0.05 에서 통계적으로 유의함을 확인하였다.

<표 1> 분류 정확도 비교

Model	EEGNet	Proposed model
S1 accuracy (%)	66.49	71.70
S2 accuracy (%)	55.56	54.34
S3 accuracy (%)	76.91	82.29
S4 accuracy (%)	59.20	57.99
S5 accuracy (%)	53.99	60.24
S6 accuracy (%)	50.69	55.03
S7 accuracy (%)	73.61	74.31
S8 accuracy (%)	67.01	69.27
S9 accuracy (%)	67.19	68.58
Average accuracy (%)	63.41	65.97
p-value	-	0.01

4. 결론

본 연구는 새로운 형태의 SE block 을 제안하고, 이를 EEGNet 에 적용하여 피험자 독립적인 EEG 운동 심상 분류에 대한 성능을 향상시켰다. BCI Competition IV 2a 데이터셋에 실험한 결과, 제안한 모델이 기존의 모델에 비해 2.56% 향상된 분류 정확도를 보여 우수함을 확인하였다 (p<0.05). 본 논문에서 제안한 SE block 은 독립적인 모듈 형태로, 기존의 SE block 과 다른 특징 추출 및 합성 방식을 사용하면서 원본 구조의 간결성을 유지한다. 다른 신경망 구조에도 쉽게 적용이 가능하므로, 다양한 분야에서 성능 향상을 기대해볼 수 있다.

참고문헌

- [1] Zhu, H., Forenzo, D., & He, B., "On the deep learning models for EEG-based brain-computer interface using motor imagery," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 30, pp. 2283–2291, 2022.
- [2] Altaheri, H., et al., "Deep learning techniques for classification of electroencephalogram (EEG) motor imagery (MI) signals: a review," Neural Computing and Applications, pp. 1–42, 2021.
- [3] Lawhern, V. J., et al., "EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces," Journal of neural engineering, vol. 15 no. 5, Article 056013, 2018.
- [4] Hu, J., Shen, L., & Sun, G., "Squeeze-and-excitation networks," Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, Salt Lake City, UT, USA, 2018, pp. 7132–7141.
- [5] Brunner, C., et al., "BCI Competition 2008–Graz data set A," Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology, vol.16, pp. 1-6, 2008.