

잡음에 강인한 수면 단계 판별 네트워크를 위한 학습 방법

Training Method for Noise-Robust Sleep Staging Network

저자 (Authors)	유채화, 강제원 Chaehwa Yoo, Je-Won Kang
출처 (Source)	대한전자공학회 학술대회 , 2020.8, 898-899 (2 pages)
발행처 (Publisher)	대한전자공학회 The Institute of Electronics and Information Engineers
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE10448029
APA Style	유채화, 강제원 (2020). 잡음에 강인한 수면 단계 판별 네트워크를 위한 학습 방법. 대한전자공학회 학술대회, 898-899.
이용정보 (Accessed)	이화여자대학교 203.255.***.223 2021/07/29 06:38 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

잡음에 강인한 수면 단계 판별 네트워크를 위한 학습 방법

*유채화, 강제원
이화여자대학교 전자전기공학과
e-mail : chyoo@ewhain.net jwongk@ewha.ac.kr

Training Method for Noise-Robust Sleep Staging Network

*Chaehwa Yoo, Je-Won Kang
Department of Electronic and Electrical Engineering
Ewha W. University

Abstract

With development of deep learning technology, there has been increasing attention to exploit it on various domain such as healthcare, autonomous driving, etc. Especially for mobile devices for health management and treatment, deep models are vulnerable to noise, resulting in performance degradation, since they are trained with inputs acquired in the best environment. This paper proposes input transformation during model's training to make it embrace bigger range of input's perturbation. Experimental results show that the proposed method gives better robustness to not only adversarial noise but also other types of noises.

I. 서론

최근, 헬스 케어, 자율주행 등의 영역에서 연구와 경제적 목적으로 딥 러닝 기술을 접목하는 것에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히 딥 러닝 기반 수면 단계 판별 알고리즘은 사용자가 자는 동안 획득한 뇌파(EEG)로부터 수면 단계를 결정하고 치료 자극을 주는 생체 장치를 개발하는 데 사용될 수 있다. 하지만 이런 딥

러닝 모델은 고성능 장비를 사용하여 획득한 신호를 바탕으로 훈련되어, 외부 잡음에 의해 성능이 저하된다.

본 논문에서는 이 문제를 해결하기 수면 단계 판별 네트워크가 잡음에 강인하도록 적대적 변환을 사용한 학습 방법을 제안한다. 적대적 학습을 통해 모델이 감당할 수 있는 최대 크기의 잡음을 학습하고, 이를 추가한 입력으로 목적 모델을 훈련함으로써 잡음에 대한 견고함을 더할 수 있다. 다양한 종류의 잡음에 대해 실험한 결과 제안하는 학습 방법을 통해 적대적 잡음 및 모델링에 기반한 잡음 (가우시안, 슛)에 대해서 강인한 성능을 유지하는 것을 확인하였다.

II. 본론

제안하는 방법은 그림 1에 설명되어 있다. 두 가지 다른 모델 M_A 과 M_B 이 있을 때, θ_B 는 변형된 입력에 대해 강인함을 주고자 하는 목적 모델이며 M_A 는 동일한 테스트를, 여기서는 수면 단계 판별, 수행하는 사전에 훈련된 모델이다. M_A 는 M_B 보다 적은 훈련 가능한 매개변수를 가지는 덜 복잡한 모델이다. 사전 훈련된 모델 M_A 은 모델에 허용되는 입력의 변형 크기를 학습하기 위한 것이다. 식 (1)에서 변형된 입력 $\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \delta$ 은 파라미터가 고정된 모델 M_A 에 의

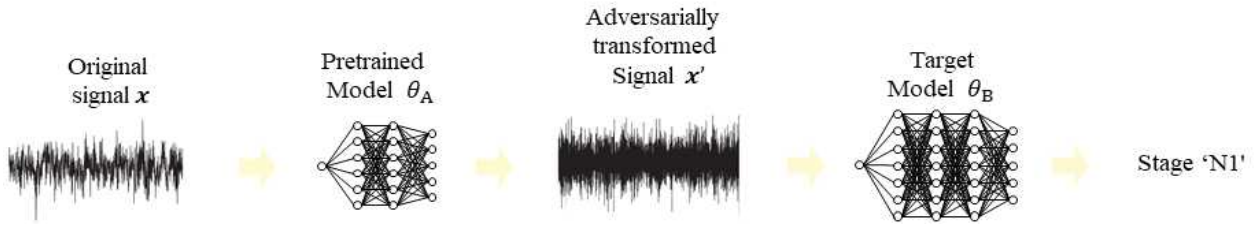


그림 1. 제안하는 학습 방법.

한 예측과 클래스 라벨 y 사이의 손실 l 을 최대화함으로써 학습된다. 여기서 손실 l 은 모델의 예측과 클래스 라벨 사이의 교차 엔트로피 손실로 정의된다.

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \delta = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}' \in \Delta_{\mathbf{x}}} l(M_A(\mathbf{x}'), y) \quad (1)$$

이를 위해, 입력 변형은 식 (2)의 Projected Gradient Ascent (PGA) update에 의해 수행된다.

$$\mathbf{x}'^{(t+1)} = \mathbf{x}'^{(t)} + \prod_{\Delta_{\mathbf{x}'}} [\epsilon \cdot \operatorname{sign}\{\nabla_{\mathbf{x}'} l(\theta_A(\mathbf{x}'), y)\}] \quad (2)$$

여기서 $t \leq T$ 는 최대 반복 횟수 T 에 의해 제한된 반복 횟수, ϵ 는 스텝 크기이며, $\Delta_{\mathbf{x}'}$ 는 변형된 \mathbf{x}' 가 투영되는 변동 범위이다.

학습된 \mathbf{x}' 로부터, 목표 모델 M_B 은 클래스 라벨 y 과 \mathbf{x}' 에 대한 모델의 예측 사이의 손실 l 을 최소화하기 위해 식 (3)에 의해 훈련된다.

$$\min_{\mathbf{w} \in M_B} l(M_B(\mathbf{x}'), y) \quad (3)$$

III. 실험

표 1에 제안 알고리즘의 모델에 잡음에 대한 강인함을 부여하는 지에 대해 확인하기 위해 기존 모델 [1]과 제안 방법을 사용하여 학습한 모델의 3가지 유형의 잡음에 따른 테스트 성능을 평가하였다. 사용한 데이터셋은 sleep-edf [2] 로 피험자 0에 대해 테스트하였다. 잡음 유형 각각 3가지의 강도로 인가된 모든 경우에 대해 기본 모델이 평균 0.17의 F1 점수 하락이 있었던 반면, 제안 모델은 평균 0.11의 성능 저하를 보였다. 이를 통해 제안 방법이 적대적 잡음 외 다른 형태의 잡음에 대해서도 모델의 성능을 유지함을 확인하였다.

모델	비잡음	잡음 유형								
		적대적 잡음			가우시안 잡음			숫 잡음		
		낮음	중간	높음	낮음	중간	높음	낮음	중간	높음
기존 모델 ^[1]	0.80 (0.88)	0.69 (0.78)	0.51 (0.58)	0.37 (0.39)	0.80 (0.88)	0.80 (0.87)	0.56 (0.72)	0.79 (0.87)	0.67 (0.79)	0.44 (0.55)
제안 모델	0.80 (0.87)	0.81 (0.87)	0.81 (0.87)	0.79 (0.86)	0.80 (0.85)	0.75 (0.84)	0.69 (0.79)	0.86 (0.85)	0.74 (0.83)	0.71 (0.82)

표 1. 다양한 잡음 유형과 강도로 테스트했을 때의 전반적인 성능 비교. 성능 측정 값은 매크로 F1-점수(정확도) 형식으로 표시된다. 잡음의 강도는 각 잡음을 결정하는 서로 다른 파라미터 값에 따라 낮음, 중간, 높음의 정도로 분류하였다. 각 사례에 대한 최상의 F1 점수가 굵은 글씨로 제시되어 있다.

IV. 결론

의료, 자율 주행 등 생활 전반의 영역에서 적용되는 딥 러닝 모델은 잡음으로 인해 변형된 입력에 취약하다. 본 논문에서는 모델의 잘못된 예측을 초래하는 변형된 입력을 가능한 크게 수용하도록 하기 위해, 대립적 훈련을 통해 변형된 입력을 목표 모델의 학습 데이터로 사용하는 적대적 변환 방법을 통해 이 문제를 해결하고자 했다. 실험 결과는 제안된 방법을 통해 기존 수면 단계 판별 네트워크에 적대적 잡음 뿐만 아니라 다른 유형의 잡음에 대해서도 강인함을 보장할 수 있음을 보여준다.

Acknowledgement

This research was supported by Convergent Technology R&D Program for Human Augmentation through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Science and ICT (NRF-2019M3C1B8090804).

참고문헌

- [1] Supratak, A., Dong, H., Wu, C., & Guo, Y. (2017). DeepSleepNet: A model for automatic sleep stage scoring based on raw single-channel EEG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(11), 1998-2008.
- [2] sleep-edf, <https://physionet.org/pn4/sleep-edfx/>