

YAI Sleep AI Challenge



YAI – Sleep AI Challenge

목 차

01

팀 소개

02

문제 접근 방법

03

데이터 전처리 및 최적화 기법

04

모델 선정 및 실험 결과

05

결론 및 한계

06

참고 자료

YAI – Sleep AI Challenge

팀 소개

YAI는?

Yonsei AI의 준말로 연세대학교 최초의 인공지능학회
딥 러닝의 이론 학습 / 모델 구현 / 성능 향상에 대해서 공부합니다



김서하

연세대학교 경영학과 학사 졸업, 연세대학교 인공지능학회 YAI 6기 회장
CNN 논문 리서치, 최적화 기법 리서치, AMP 구현, 스케줄러 리서치
Efficient Net B4 / ResNext50 모델 훈련, CNN 앙상블 실험



서윤지

연세대학교 응용통계학과 학사 재학, 연세대학교 인공지능학회 YAI 5-6기 부회장
CNN / RNN 논문 리서치, 데이터 채널별 전처리 구현, Early Stopping 구현, Stratified K Fold 구현
BiLSTM / ResNet50 모델 훈련, CNN-RNN 앙상블 실험



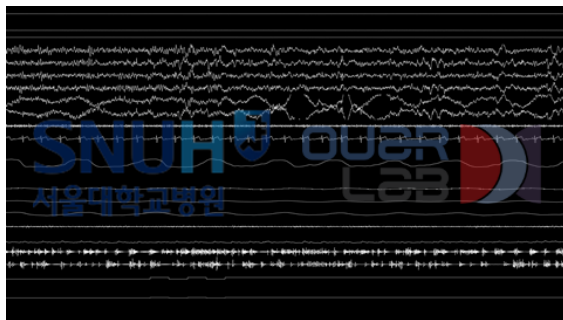
장우성

연세대학교 인공지능학회 석사 재학, 인공지능학회 YAI 7기 부회장
RNN 논문 리서치/구현



YAI – Sleep AI Challenge

문제 접근 방법



문제 정의

뇌파, 심전도, 호흡 등의 생체 신호가 포함된 수면다원검사 이미지 데이터를 기반으로 각 이미지의 수면 단계(Wake, N1, N2, N3, REM) 분류

- 이미지에서 시계열 데이터를 인식하는 하계 하기 위해 특징 추출과 시계열 모델을 통합
- 이미지 전반적인 특징 학습을 위해 CNN Model 학습 - Efficient Net b4, ResNext 50, ResNet 50
- 시계열적 특징 학습을 위해 RNN Model 학습, 모델 특성에 맞게 데이터 전처리 - BiLSTM
- CNN Model과 RNN Model에서 추출된 예측 결과를 Soft Voting Ensemble



YAI – Sleep AI Challenge

데이터 전처리 및 최적화 기법



Preprocessing

1채널인 Gray Scale 이미지를 Concat하여 3차원으로 변환
ResNet+BiLSTM의 경우 데이터를 이어붙여 새로운 데이터셋 생성하고,
EOG 그룹과 EEG-EOG-EMG 그룹만을 사용해 학습을 진행



AMP

Autocast와 Grad Scaler을 이용하여 Automatic Mixed Precision 사용
각각의 operation(Linear, Conv, Reduct)에 맞는 데이터 타입(float 32와 float 16)을
자동으로 매칭해 정확도를 유지한채 학습 퍼포먼스를 향상



Early Stopping

Overfitting을 막기 위해 Valid Loss가 5회 이상 줄어들지 않는 경우 학습을 정지



YAI – Sleep AI Challenge

데이터 전처리 및 최적화 기법



Adam W

Adam의 Weight 업데이트 식에 직접적으로 Weight Decay를 추가함(Decoupled Weight Decay)
Adam Optimizer에도 Weight Decay의 효과가 크도록 영향을 미침



Cosign Annealing Warm Starts

Cosign Annealing을 사용하여 학습 Iteration 중간에 Learning Rate를 증가시켜
큰 폭의 Weight Update를 만들어 가파른 Local Minimum에 빠지는 것을 방지
(Cosign Annealing Warm Starts + Adam W = Adam WR)



Stratified K-Fold

모델 학습시 Stratified K-Fold로 Split해 5개의 Fold 모델을 만들고,
Inference할 때 5개의 모델을 각각 불러내 Test하여 나온 확률을 평균내 예측을 안정화



YAI – Sleep AI Challenge

모델 선정 및 실험 결과 - CNN



ResNet 50

Residual Block을 통해 shortcut을 만들어, 잔차를 최소화시키는 학습을 하려는 것이 특징
데이터의 크기와 복잡도를 고려해 50층의 레이어를 가진 ResNet50을 선정



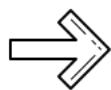
ResNext 50

하나의 Group convolution을 통해 split-transform-merge함으로써 연산량을 줄이는 것이 특징
데이터의 크기와 복잡도를 고려해 50층의 레이어를 가진 ResNext50을 선정



Efficient Net B4

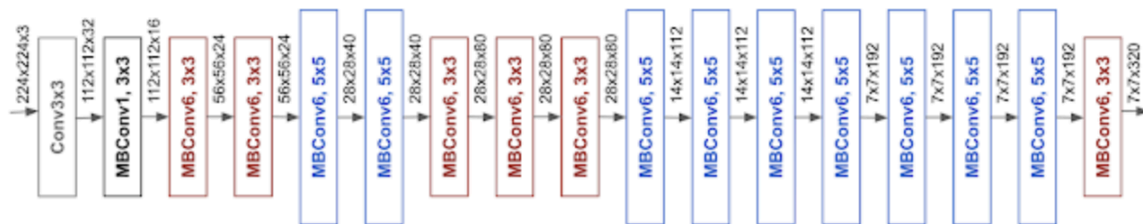
Width Scaling, Depth Scaling, Resolution Scaling을 모두 고려하는 Compound Scaling을
이용하여 정확도와 효율성을 달성, 데이터의 크기와 복잡도를 고려하 EfficientNet B4을 선정



ResNext와 Efficient Net은 Image Net Pretrained된 Weight로 전이학습 하였으며,
3가지 CNN 모델을 대상으로 실험해본 결과 Efficient Net B4가 가장 효과적이었음

Efficient Net B4

필터 개수를 늘리는 Width Scaling, 레이어 개수를 늘리는 Depth Scaling, 해상도를 높이는 Resolution Scaling을 모두 고려하는 Compound Scaling을 이용하여 정확도와 효율성을 달성



$$\begin{aligned} \text{depth: } d &= \alpha^\phi \\ \text{width: } w &= \beta^\phi \\ \text{resolution: } r &= \gamma^\phi \\ \text{s.t. } \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 &\approx 2 \\ \alpha &\geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1 \end{aligned}$$

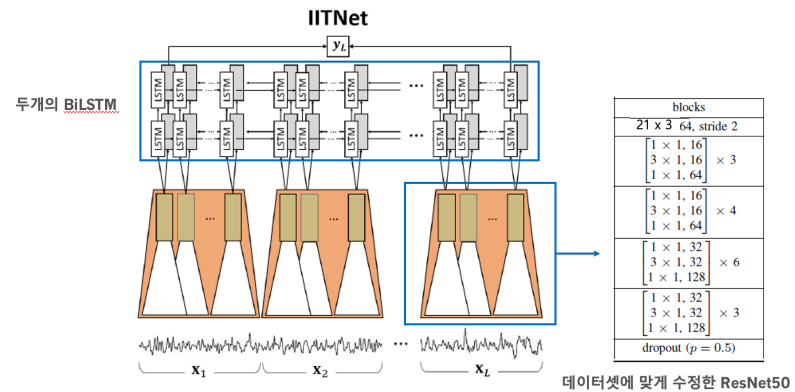
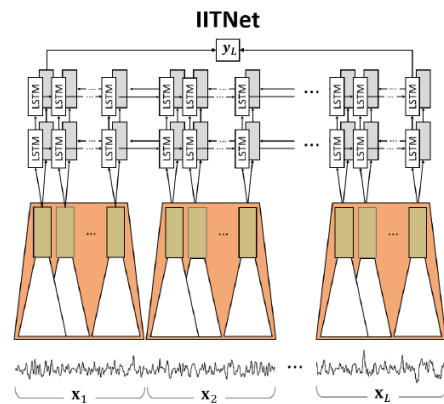
- 모델(F)를 고정하고 Depth(d) 레이어의 수, Width(w) 채널의 수, Resolution(r) 이미지 해상도를 조정함
- MnasNet과 거의 동일한 Search Space 하에서 AutoML을 통해 모델을 탐색하여 얻은 모델을 사용 (Efficient Net B0)
- Depth, Width, Resolution 은 각각 α , β , γ 로 1.2, 1.1, 1.15를 사용해 파이를 키워주며 모델 사이즈를 늘림
- Image Net으로 Pretrained된 Efficient Net B4를 사용하여 20만개의 학습/10만개의 검증 데이터로 샘플링하여 재학습

모델 선정 및 실험 결과 – RNN

ResNet 50 + BiLSTM

Intra- and Inter-epoch Temporal Context Network (IITNet)

Using Sub-epoch Features for Automatic Sleep Scoring in Raw Single-channel EEG 논문 참고



- 해당 논문은 수치형 데이터이기에 이미지 데이터에 맞게 모델의 아키텍처와 데이터를 새로 구성함
- 총 L개의 데이터가 ResNet에 Input으로 들어가며, ResNet의 Output들을 합쳐 BiLSTM의 Input으로 사용

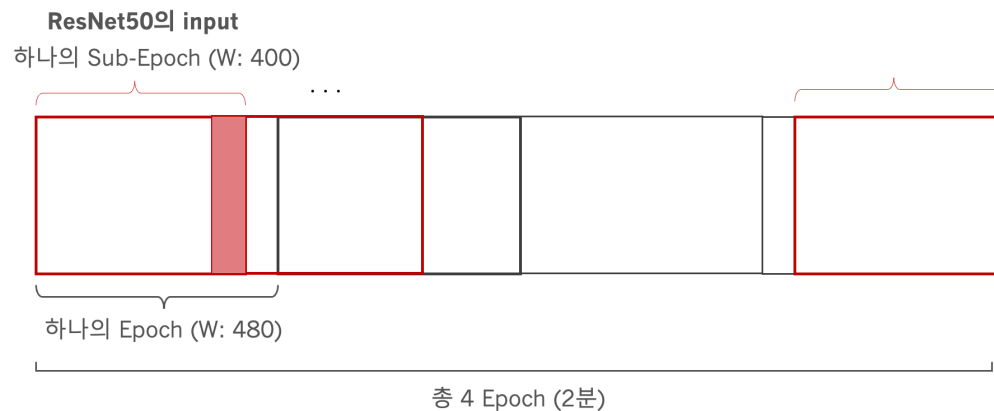
YAI – Sleep AI Challenge

모델 선정 및 실험 결과 – RNN

ResNet 50 + BiLSTM

Intra- and Inter-epoch Temporal Context Network (IITNet)

Using Sub-epoch Features for Automatic Sleep Scoring in Raw Single-channel EEG 논문 참고



- 총 4개의 Epoch(총 2분)를 이어붙인 새로운 데이터셋 생성
- Overlap을 허용한 5개의 Sub-Epoch로 나누어서 ResNet의 Input으로 사용
- 1개의 채널 그룹(EOG)과 3개의 채널 그룹(EEG, EOG, EMG)로 Input을 바꿔가며 훈련함



YAI – Sleep AI Challenge

모델 선정 및 실험 결과 – RNN

ResNet 50 + BiLSTM

1개의 channel 사용 (EOG)
(KFold(5), EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, AdamW, AMP 사용)

Fold별 1 epoch 결과 평균	62.1%
Fold별 EarlyStopping 때의 결과 평균 (epoch=4)	65.8%
5개의 Fold 앙상블한 결과 (submit 점수)	66.9%

3개의 channel 사용 (EEG, EOG, EMG(근육))
(EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, AdamW, AMP 사용)

1 epoch 결과	65.4%
EarlyStopping 때의 결과 평균 (epoch=7)	69.2%

Efficient Net B4

이미지 Gray Scale에서 RGB로 차원을 늘려 사용
(EarlyStopping, CosignAnnealingWarmStarts, AdamW, AMP 사용)

1 Fold 4 epoch 결과	76.5 %
Efficient Net B4 1 Fold 4 Epoch + BiLSTM 채널 1	76.9 %
1 Fold 5 epoch 결과	78.0 %

*Efficient Net B4 Epoch 5와 ResNext50 Epoch 2를
앙상블한 경우 약 78.1 %로 상승하였음



YAI – Sleep AI Challenge

결론 및 한계

결론

- Efficient Net이 ResNet 보다 복잡한 시계열적 특성을 잘 뽑아내 단일 모델로도 높은 점수를 받은 것 같음
- EOG 1채널 → EEG, EOG, EMG 3채널로 Input을 바꿀 때 성능이 확 오른 것으로 보아
가능한 모든 채널을 이용하는 것이 성능 향상에 도움이 되는 것 같음
- 적은 시간 학습한 모델임에도 높은 점수를 받은 것은 AMP와 AdamWR이 효율을 올려주었기 때문이라 생각됨

한계

- Efficient Net의 Output을 BiLSTM에 학습시키지 못했음
- 가장 높은 성능을 보였던 Efficient Net에 K-Fold를 적용하지 못하였음
- 5 Epoch 동안 계속되어 Loss가 줄었기 때문에, Efficient Net을 더 학습시켰으면 더 높은 성능을 보였을 것 같음



YAI – Sleep AI Challenge

참고 자료

- AMP - <https://pytorch.org/docs/stable/amp.html>
- Adam W - https://hiddenbeginner.github.io/deeplearning/paperreview/2019/12/29/paper_review_AdamW.html
- Cosign Annealing Warm Starts - https://hiddenbeginner.github.io/deeplearning/paperreview/2020/01/04/paper_review_AdamWR.html
- ResNet - <https://bskyvision.com/644>
- ResNext - <https://everyday-deeplearning.tistory.com/entry/%EC%B4%88-%EA%B0%84%EB%8B%A8-%EB%85%BC%EB%AC%B8%EB%A6%AC%EB%B7%B0ResNext>
- Efficinet Net - <https://hoya012.github.io/blog/EfficientNet-review/>
- IITNet - <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809420301932>

YAI Sleep AI
Challenge
Q & A