

SIA-GAN: ECG Signal과 STFT를 통해 이미지화된 ECG를 이용한 GAN 기반의 multimodal 심부전 탐지 알고리즘

B2I-GAN: GAN-Based Arrhythmia Detection Algorithm Using ECG and Imaged ECG By STFT

요 약

현재 병원에서는 심장질환 환자의 심전도 데이터를 장시간 측정하고, 결과를 심장내과 전문의가 직접 확인 후 부정맥을 진단한다. 따라서 진단에 많은 시간이 소요되며, 굉장히 피로한 작업이다. 이러한 문제점을 해결하고자 자동으로 심부전을 탐지하는 딥러닝 알고리즘 연구가 활발히 진행되고 있지만, 기존 연구는 대부분 signal 데이터만을 이용했기 때문에 주파수 등의 다른 유용한 정보들을 학습할 수 없다. 따라서 우리는 STFT 변환을 통해 심전도 시그널을 이미지화 시킨 데이터와 signal 데이터를 함께 활용해 서로에게 긍정적인 영향을 줄 수 있도록 학습한다. 또한 의료 데이터에서는 정상 데이터와 비정상 데이터 사이에 개수 불균형이 존재하기 때문에 GAN 기반의 2D-CNN 모델을 구성함으로써 정상데이터 만으로도 학습을 할 수 있도록 설계한다. 더불어 Transformer의 attention 메커니즘을 활용함으로써 signal과 STFT 이미지 사이에서 feature fusion이 잘 될 수 있도록 한다. 실험결과 우리는 AUC 0.9529의 높은 정확도를 달성하였다.

1. 서 론

현재 심부전 데이터 분석에는 심장내과 전문의가 24시간 동안 측정된 심전도 데이터를 모두 확인하는 과정이 필요하다. 이렇게 장시간 동안 측정된 데이터를 분석하는 것은 상당히 부담이 되는 작업이다.

이를 해소하기 위해 많은 연구들이 진행되고 있지만, 아직 문제점이 존재한다. 대표적으로 심부전 환자의 ECG 데이터가 부족하기 때문에 비정상 데이터가 충분치 않다는 점에 있다. 따라서 본 연구에서는 GAN을 활용하여 정상 데이터만 학습시켜도 비정상을 탐지할 수 있도록 한다.

또한 기존의 연구들에서는 ECG signal만을 사용해 비정상을 탐지했기 때문에 2차원 데이터에서 얻을 수 있는 색상, 주파수 등의 정보를 활용할 수 없었다. 따라서 우리는 지난 연구에서 STFT 변환을 통해 ECG signal을 2D로 변환해 비정상을 탐지하는 B2I-GAN 모델을 고안했고, [표1]과 같이 frequency 정보가 anomaly detection에 긍정적인 효과를 미친다는 것을 밝힌 바 있다.

[표 1] B2I-GAN (our model) 및 다른 모델 성능

모델	AUC	AP
AE	0.8944	0.8415
AnoGAN	0.8642	0.8035
Ganomaly	0.9083	0.8701
BeatGAN	0.9447	0.9143
B2I-GAN	0.9460	0.9058

하지만 STFT로 변환된 이미지만을 사용하면 사람이 변환된 이미지를 해석하기 난해하고, encoder와 decoder에 모두

2D cnn을 사용하기 때문에 학습에 오랜 시간이 걸린다는 한계점이 있었다. 따라서 본 연구에서는 STFT 변환을 통해 signal 정보와 frequency 정보를 함께 활용하여 각 모달리티의 단점을 보완하고 장점을 극대화 시키고자 한다. 그리고 각 feature를 효과적으로 fusion을 위해서 transformer를 활용해 다양한 연구를 진행하였다.

그리고 이를 토대로 실험을 진행한 결과 우리 SIA-GAN 모델은 epoch=100에 대해 AUC 0.9529라는 우수한 정확도를 가짐을 확인할 수 있었다.

2. 관련 연구

2.1. GAN 기반의 Anomaly Detection

최근 GAN에 대한 관심이 높아지면서 이를 활용한 비정상 탐지 연구가 제안되었다. 대표적으로 GAN을 활용해 이미지에서 비정상을 감지하는 AnoGAN [1] 모델, incoder-decoder-incoder 구조로 잠재표현을 비교해 이미지에서 비정상을 감지하는 Ganomaly [2] 모델, auto-encoder와 GAN을 결합해 1차원 ECG 신호에 대해 심부전을 탐지하는 BeatGAN [3] 모델이 존재한다.

2.2. STFT 기반의 ECG 데이터 분석 연구

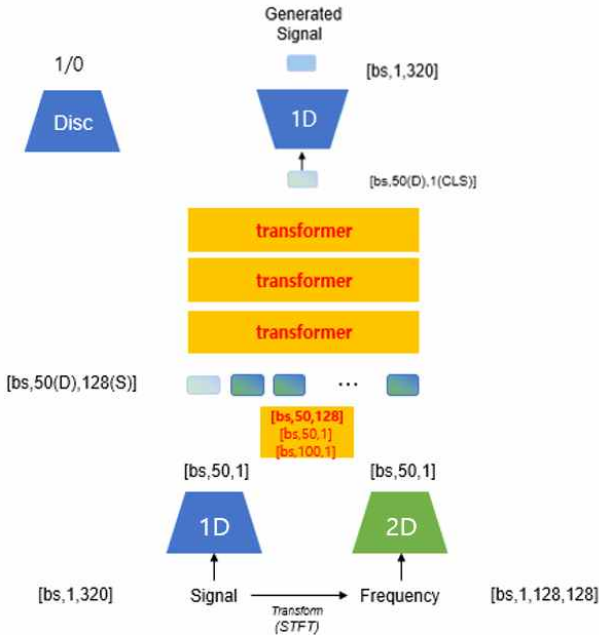
STFT를 활용해 ECG 데이터를 분석하려는 시도도 존재했다. 대표적으로 ECG 신호에 STFT를 적용해 이미지로 변환한 후 특징을 추출함으로써 심방 세동을 검출하고 진단하는 자동화된 알고리즘을 고안한 연구와[4], 부정맥 환자의 STFT 스펙트로그램 이미지를 2D-CNN의 입력으로 활용하여 심전도를 분류하는 연구가 존재한다[5].

3. SIA-GAN

3.1. Dataset

해당 연구에 사용할 데이터는 MIT-BIH Arrhythmia Database이다. 이 데이터베이스는 다양한 종류의 심부전증을 나타내는 데이터를 포함하고 있으며 ECG 디러닝 분야의 많은 연구에서 사용되어 왔다. 내부 데이터는 초당 360Hz로 sampling된 신호로, 우리는 이 전체 샘플 중 가장 특징을 잘 나타내는 II-lead에 대해 320개 씩 나누어 정상 신호(N) SVE (S), VEBs (V)를 앓고 있는 환자의 ECG 신호를 추출하였다. 그리고 각 데이터에 대해 STFT를 적용해 원본 ECG 신호와 함께 학습 데이터로 사용하였다.

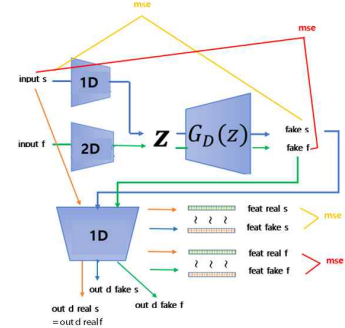
3.2. 모델



[그림 1] SIA-GAN 구조

우리 모델의 구조는 [그림 1]과 같다. ecg signal과 그에 대응하는 STFT 이미지를 각 1D, 2D cnn으로 이루어진 encoder에 입력으로 주고 [bs,50,1]의 동일한 차원의 잠재벡터를 얻는다. 그리고 각 modality의 잠재공간이 서로 matching 되지 않을 확률이 높으므로 linear layer를 통과하여 잠재공간의 distribution matching을 시도한다. 그 후 transformer의 encoder를 통과시켜 attention이 이루어지도록 한다. cls token을 가져와 signal을 generation한다. 마지막으로 discriminator에 original signal과 만들어진 fake signal을 입력으로 주어 real/fake를 판별하도록 함으로써 generator와 경쟁적으로 학습하며 성능을 향상시킨다.

3.3. loss



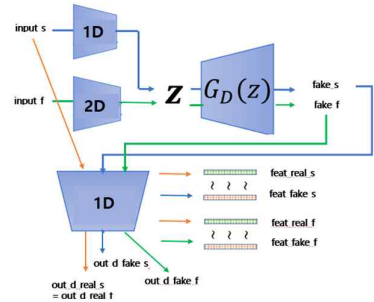
[그림 2] generator loss

generator의 loss는 [그림 3]과 같이 구성되어 있다. signal, frequency 각각의 loss의 수식은 아래와 같다.

$$L_{G_s} = \|s - s'\|_2 + \lambda \|f_D(s) - f_D(s')\|_2$$

$$L_{G_{f_q}} = \|s - f'q'\|_2 + \lambda \|f_D(s) - f_D(f'q')\|_2$$

위 수식에서 λ 는 adversarial regularization의 효과를 조정하는 weighting parameter이고, s 는 원본 signal, s' 는 fake signal을 뜻한다. $f'q'$ 는 해당 signal과 매칭되는 real frequency image 이고 $f'q'$ 는 fake frequency image를 나타낸다. $f_D(\cdot)$ 는 discriminator 은닉층에서의 활성화 벡터를 의미한다. generator에서는 이를 최소화 시키는 방향으로 학습해 real input과 fake output 사이의 차이를 최소화한다.



[그림 3] discriminator loss

signal, frequency discriminator의 loss는 각각 아래와 같다.

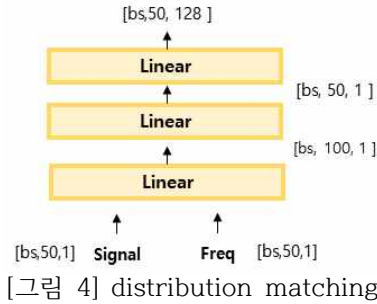
$$L_{D_s} = \frac{1}{N} \sum_i^n [\log(D(s_i)) + \log(1 - D(s'_i))]$$

$$L_{D_{f_q}} = \frac{1}{N} \sum_i^n [\log(D(s_i)) + \log(1 - D(f'q'_i))]$$

수식에서 $D(\cdot)$ 는 discriminator를 의미한다. discriminator에서는 이 값을 최대화 시키는 방향으로 학습해 real input과 fake output을 구분할 수 있게 된다. 재구성 모델을 위해서는 adam optimizer를 사용하였다.

3.4 feature fusion

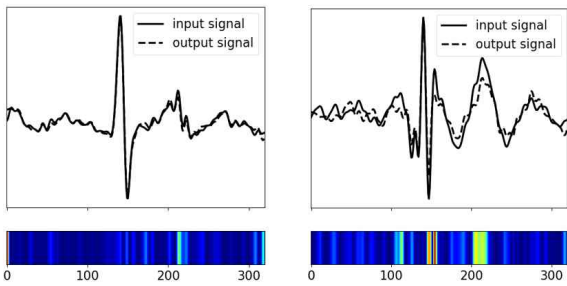
우리는 각 modality의 정보가 잘 fusion될 수 있도록 다양한 실험을 진행했다. 우선 우리는 multimodal transformer를 통과하기 전에 linear layer를 통과시켜 각 잠재공간의 distribution을 matching하고 feature가 미리 어느 정도 fusion될 수 있도록 한다.



또한 우리는 한 개의 transformer만을 이용해도 각 modality가 잘 fusion될 수 있도록 하는 효율적인 transformer 모델을 제안한다. 현재는 q,k,v를 모두 signal+freq 정보를 넣어 self attention을 진행하는 방식으로 구성하였고, 추후 각 transformer layer에서 q,k,v를 변경하여 실험함으로써 더욱 효율적인 multimodal transformer를 제안할 계획이다.

4. 실험결과 및 결론

4.1 실험결과



[그림 4] 정상 ECG(좌측)와 비정상 ECG(우측) 생성 비교

정상 ECG signal에 대해서는 좌측과 같이 원본과 거의 비슷한 signal을 generation한다. 반면 비정상 ECG signal에 대해서는 우측에서 보이는 것처럼 정상 ECG 형태에 가깝게 generation하는 것을 관찰할 수 있다. 아래 heatmap에서 original signal과 fake signal과의 차이를 한 눈에 볼 수 있어, 어디에서 anomaly가 발생했는지 알기 쉽다.

4.2 성능 비교

Epoch=100으로 실행한 결과를 signal generation 모델 Ganomaly, AnoGAN, BeatGAN과 frequency generation 모델인 B2I-GAN 모델과 비교한 결과는 [표 2]와 같다.

[표 2] SIA-GAN (our model) 및 다른 모델 성능

model	AUC	AP
Ganomaly	0.9083	0.8701
AnoGAN	0.8642	0.8035
BeatGAN	0.9447	0.9143
B2I-GAN	0.9460	0.9058
SIA-GAN	0.9529	0.9175

실험 결과, signal, frequency 중 하나의 정보만을 사용했을 때 보다 두 가지를 모두 활용한 우리의 SIA-GAN의 AUC가 큰 폭으로 상승하였다. 이는 frequency와 signal 정보가 서로 긍정적인 영향을 미치고 있으며, feature fusion이 성공적이었음을 나타낸다.

4.3. 결론

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 signal, frequency 정보를 모두 활용하여 높은 정확도를 가짐과 동시에 heatmap에서 이상을 쉽게 확인 할 수 있게 되면서 anomaly detection에 있어 뛰어난 성능을 보인다. 또한 기존 multimodal transformer 연구들에서 transformer 여러 개를 사용해 feature fusion을 진행해왔던 것과 다르게 transformer 하나 만을 사용해 시간을 절약하면서도 효과적으로 feature fusion을 달성하는 방법을 제안했다. 마지막으로 심부전 탐지 분야에 있어 이미지화된 ECG와 GAN을 활용한 심부전 탐지 연구는 진행된 바가 없기 때문에 새로운 방향성을 제시할 수 있을 것으로 기대된다.

5. 참고문헌

- [1] Thomas Schlegl, Philipp Seeböck, Sebastian M. Waldstein, Ursula Schmidt-Erfurth, Georg Langs 2017. Unsupervised Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks to Guide Marker Discovery
- [2] Samet Akcay, Amir Atapour-Abarghouei, Toby P. Breckon 2018. GANomaly: Semi-Supervised Anomaly Detection via Adversarial Training
- [3] Bin Ahou, Shenghua Liu, Bryan Hooi, Xueqi Cheng, Jing Ye., 2019c. BeatGAN: Anomalous Rhythm Detection using Adversarially Generated Time. IJCAI-19.
- [4] Sara Ross-Howe, H.R. Tizhoosh Kimia Lab, University of Waterloo Waterloo, Ontario, BHI 2019. Atrial Fibrillation Detection Using Deep Features and Convolutional Networks, 2019
- [5] JINGSHAN HUANG 1,2, BINQIANG CHEN 1,2, BIN YAO1,2 , AND WANGPENG HE, IEEEaccess, ECG Arrhythmia Classification Using STFT-Based Spectrogram and Convolutional Neural Network, 2019