# 대조적 학습을 통한 자가 개선 BeatGAN

황채은1 박경문2 1,2 경희대학교 컴퓨터공학과 hce9603@khu.ac.kr, gmpark@khu.ac.kr

# Self-Improving BeatGAN via Contrastive Learning

Chaeeun Hwang, Gyeong-Moon Park
Computer Science and Engineering, Kyung Hee University

### 요 약

최근 사람들의 주요 관심사 중에 하나로 건강이 자리매김함에 따라 다양한 질병과 그 진단에 대한 중요도가 높아지고 있다. 그 중에서도 심장 질환은 한국인의 10대 사망 원인 중 하나에 속할 정도로 자주 발생할수 있는 질병이기에, 이를 진단하고 치료하는 것은 병원에 있어서 중대한 일이 되었다. 현재 병원에서는 환자의 심전도 데이터를 측정하고 기록하여 분석하는 일을 전문 의료 인력에게 의존하고 있으며, 이는 많은 인력과 수고로움을 유발한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하고자 지식 증류를 도입한 BeatGAN의 모델에 추가적으로 대조적 학습법을 도입하여 개선한 부정맥 예측 딥러닝 모델을 제안한다.

#### 1. 서론

최신 기술을 도입한 의학의 발전으로 사람들의 평균 수명은 지난 세기에 비해 크게 늘어났으며, 이에 사람들은 늘어난 수명만큼 건강에 대해 관심을 두게 되었다. 건강에 대한 관심은 질병을 예방하고 진단하며, 치료하는 데에 중점을 두게 되었고, 이 중 심장 질환은 한국인의 10대 사망 원인에 속할 정도로 흔하지만 치명적인 병으로 많은 사람들의 걱정거리 중 하나가 되었다.

이에 심장 질환 및 혈관 질환의 관찰과 예측은 병원에서도 중요한 일이 되었다. 심장 질환 및 혈관 질환은 계속해서 늘어나는 추세이며,이 중 자주 언급되는 심혈관 질환 중 하나는 바로 부정맥이다. 부정맥은 심장박동이 정상보다 지나치게 빠르거나, 느리거나, 불규칙한 증상을 보이는 것으로, 생사와 직결된 중질환인 뇌졸중이나 심장마비를 일으킬 수 있고 돌연사로 이어질 수 있다. 이토록 치명적인 부정맥은 치료가 불가능한 것은 아니나 미리 예측하고 발견하는 것이 치료에 중요한 역할을 할 수 있다

부정맥은 보통 심전도 검사를 통해 얻은 심전도 데이터(ECG 데이터)를 수집하여 분석함으로써 진단할 수 있으며, 이를 통해 치료로이어지게 된다. 심전도 데이터의 분석은 주로의사를 통해 이루어지나, 증가하는 환자의 수에 따라 늘어나는 데이터의 양은 의사들에게수고로움을 유발할 수 있다.

따라서 본 논문에서 우리는 ECG 데이터에서 비정상적인 리듬을 감지하여 부정맥을 판단할수 있는 AI 기반의 딥러닝 알고리즘 BeatGAN[1]에 Knowledge Distillation[2]을 결합한 SI-BeatGAN[3]에 추가적으로 Contrastive Learning[4] 방식을 도입하여 개선한 딥러닝모델을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 BeatGAN과 Knowledge Distillation, Contrastive Learning에 대한 설명을 하며, 3장에서는 제안된 모델의 네트워크 구조와 최적화 목표를 제시한다. 4장에서는 실험을 통해 기존의 모델과 개선된 모델의 성능을 비교하며, 마지막으로 5장에서는 결론을 제시한다.

# 2. 관련 연구

### 2.1. BeatGAN

BeatGAN[1]은 생성자(Generator)와 구분자 (Discriminator)의 두 네트워크를 활용하여 적대적으로 생성된 시계열 데이터를 통해 ECG 데이터로부터 비정상적인 리듬을 감지하는 알고리즘이다. BeatGAN은 비지도(Unsupervised) 방식이므로 레이블 없이 적용이 가능하고, ECG데이터에서 거의 0.95 AUC의 정확도를 가지는때우 빠른 속도를 가진 모델이다. 또한 비정상적인 패턴과 그와 관련된 시간 틱을 정확하게 찾아내어 시각화 및 주의 집중을 위한 해석 가

능한 출력을 제공하며, ECG 데이터와 CMU Motion Capture 데이터에서 비정상적인 움직임을 성공적으로 감지할 수 있다.

# 2.2. Knowledge Distillation(지식 중류)

Knowledge Distillation[2]은 큰 모델(Teacher Network)에서 작은 모델(Student Network)로 지식을 증류시켜 전달하는 방식으로, 기존의 큰 모델에서 학습을 통해 필요한 정보만을 남긴다. 복잡하고 크기가 큰 모델은 실제 활용하기에 힘들 수 있고, 자원을 많이 사용하므로지식 증류를 통해 작은 네트워크에 필요한 정보만을 전달해 효용을 높이고 성능을 높이는 것이 지식 증류의 목적이다.

지식 증류는 Softmax 함수에 매개변수 T (Temperature)를 적용하여 출력값을 Soft Label 로 하여 모방학습에서의 이점을 최대화하고 성능을 높인다.

# 2.3. Contrastive Learning(대조적 학습)

Contrastive Learning은 데이터의 Label 없이 네트워크 모델을 학습하는 방식인 Unsupervised Learning의 일종이다. 이 방식은 Batch내에서 이미지를 추출하여 서로 비슷한 이미지인 Positive pair끼리는 서로 가깝게 하고, 비슷하지 않은 이미지인 Negative pair끼리는 멀리 떨어지게 하여 구분하면서 모델을 학습한다.

#### 2.3.1. SimCLR

SimCLR[4]은 각 이미지에 서로 다른 두 개의 Data argumentation을 적용하여, 같은 이미지로부터 나온 결과는 Positive pair로 정의하고, 서로 다른 이미지로부터 나온 결과들은 Negative pair로 정의하는 형태로 Contrastive Learning 방식을 적용한 모델이다.

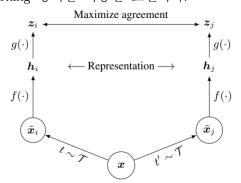


Figure 1. SimCLR의 구조

Figure 1은 SimCLR의 구조를 그림으로 나타 낸 것이다. 하나의 이미지(χ)에서 Data augmentation을 거쳐 생성된 두 개의 이미지  $(\chi_i, \chi_i)$ 로 나뉘어지고, 이렇게 변환된 이미지 는 Positive pair로 정의한다. 이렇게 변환된 이 미지 $(\chi_i, \chi_i)$ 들은 CNN기반의 네트워크(f)를 통 과하여 Visual representation embedding  $vector(h_i, h_i)$ 로 변환된다. 이 때 사용되는 네 트워크를 base encoder라고 부르며, SimCLR에 서는 ResNET을 이용한다. 이렇게 Visual representation vector는 Projection head 라고 불리는 MLP 기반의 네트워크(g)를 통과 하여 변환되고, 변환된 결과 $(z_i, z_j)$ 를 이용하 여 Contrastive loss를 계산한다.

SimCLR에서 positive pair(i, j)에 대한 Contrastive loss는 다음의 식과 같다.

$$\ell_{i,j} = -log \frac{\exp(sim(z_i, z_j)/\tau)}{\sum_{k=1}^{2N} \mathbb{I}_{[k \neq i]} \exp(sim(z_i, z_k)/\tau)}$$

# 3. 모델 구성 및 설계

#### 3.1. BeatGAN 네트워크 구조

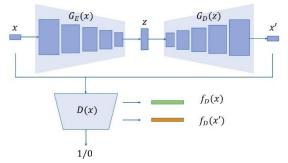


Figure 2. BeatGAN 네트워크 구조

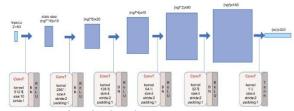
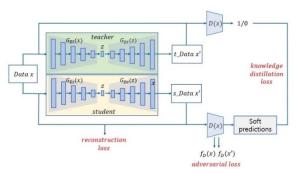


Figure 3. 디코더 네트워크  $G_D$  구조

BeatGAN의 네트워크 구조는 Figure 2에 묘사되어있다. 인코더  $G_E$ 와 디코더  $G_D$ 로 구성된 오토인코더가 있다. 여기에 입력데이터 x가 인코더로 들어오면 은닉벡터 z로 압축되고  $G_D(z)$ 는 x'을 생성한다. 여기에 적대적 데이터를 생성하여 학습하는 방식인 GAN을 적용하여 Discriminator(D)가 정규화의 역할을 수행한다.

Figure 3은 디코더 네트워크인  $G_D$ 의 구조를 나타낸 것으로, DCGAN의 생성자 구조와 비슷하다[5]. 기존의 GAN과 달리 DCGAN은 완전 연결된 구조의 대부분을 CNN 구조로 대체하였다.  $G_D$ 는 Figure 3과 같이 1D Transposed Convolution Layer들과 Batch-norm, Leaky ReLU로 구성되어 있으며,  $G_E$ 와  $G_D$ 는 서로 유사하나 반대방향으로 되어있다.

# 3.2. Knowledge Distillation을 적용한 BeatGAN 의 구조



**Figure 4.** Knowledge Distillation이 적용된 BeatGAN 의 구조

기존의 연구에서 진행한 Knowledge Distillation을 적용하여 개선된 BeatGAN의 구조는 Figure 4와 같다[5]. BeatGAN 모델을 사전에 훈련시키고 이를 교사 네트워크로 삼아서, 데이터에 대해 예측한 결과를 학생 네트워크로 전달받는다.

## 3.3. SimCLR을 적용한 BeatGAN의 구조

(\* 아직 프로젝트 진행중이므로 구조도 및 수식이 미완성입니다.)

# 4. 연구 및 결과

#### 4.1. 데이터

데이터는 기존의 BeatGAN과 동일하게 MIT-BIH arrhythmia database를 활용했다[6]. 이는 심전도와 관련된 딥러닝에서 자주 사용되는 것으로, 일반적으로 부정맥 감지를 평가하는 데 사용할 수 있는 데이터이다. 이 데이터는 피험자 47명으로부터 수집한 2채널 구성의 24시간 ECG 기록을 30분동안 발췌하여 총 48개로 구성되어 있다. 이 데이터에는 총 97,568개의 비트와 2,860만 시간 틱이 포함되어 있다.

## 4.2. 연구 결과

Table 1은 기존의 BeatGAN 모델의 AUC 및 AP 성능과, Knowledge Distillation을 적용하여 개선한 SI-BeatGAN에 SimCLR을 적용하여 개선한 SI-BeatGAN V2를 테스트한 결과를 표로 나타낸 것이다.

Table 1에서 볼 수 있듯, SI-BeatGAN V2가 기존의 모델 및 이전 연구의 모델보다 정확도 가 더 향상되었음을 알 수 있다.

Table 1. ECG 데이터에서 각 모델의 성능

모델	AUC	AP
BeatGAN	약 0.945893	약 0.910805
SI-BeatGAN	약 0.947469	약 0.914809
SI-BeatGAN V2	약 0.948322	약 0.915308

(\* 연구 진행이 완료되지 않아 예상치로 기입합니다.)

## 5. 결론

본 논문에서는 Knowledge Distillation 기법을 적용한 기존 연구의 BeatGAN에 추가적으로 SimCLR을 활용하여 적용시킨 새로운 모델인 SI-BeatGAN V2를 소개하였다. 이 연구에서 제 안하는 새로운 모델은 기존의 모델에 비해 더 높은 정확도(AUC)를 보여줌으로써 개선을 수행하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] Zhou B, Liu S, Hooi B, Cheng X, Ye J. BeatGAN: Anomalous Rhythm Detection using Adversarially Generated Time Series, Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence Main track. Pages 4433-4439, 2019
- [2] Ji M, Shin S, Hwang S, Park G, Moon I. Refine Myself by Teaching Myself: Feature Refinement via Self-Knowledge Distillation. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 10664-10673, 2021
- [3] 임에딘, 황채은. (2021). 지식 증류를 통한 자가 개선 BeatGAN(Self-Improving BeatGAN via Knowledge Distillation). 경희대학교 컴퓨터공학과 학부생논문.
- [4] Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., & Hinton, G. (2020, November). A simple framework for contrastive learning of visual representations. In International conference on machine learning (pp. 1597-1607). PMLR.
- [5] Alec Radford, Luke Metz, Soumith Chintala. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015
- [6] George B Moody and Roger G Mark. The impact of the mit-bih arrhythmia database. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 20(3):45–50, 2001