

# 2D-CNN 모델을 이용한 메타-전이학습 기반 부정맥 분류

김아현, 염성웅, 김경백  
전남대학교 인공지능융합학과  
kah6817@gmail.com, yeomsw0421@gmail.com, kyungbaekkim@jnu.ac.kr

## Arrhythmia classification based on meta-transfer learning using 2D-CNN model

Ahyun Kim, Sunhwoong Yeom, Kyungbaek Kim  
Department of Artificial Intelligence Convergence  
Chonnam National University

### 요 약

최근 사물인터넷(IoT) 기기가 활성화됨에 따라 웨어러블 장치 환경에서 장기간 모니터링 및 수집이 가능해짐에 따라 생체 신호 처리 및 ECG 분석 연구가 활성화되고 있다. 그러나, ECG 데이터는 부정맥 비트의 불규칙적인 발생으로 인한 클래스 불균형 문제와 근육의 떨림 및 신호의 미약등과 같은 잡음으로 인해 낮은 신호 품질이 발생할 수 있으며 훈련용 공개데이터 세트가 작다는 특징을 갖는다. 이 논문에서는 ECG 1D 신호를 2D 스펙트로그램 이미지로 변환하여 잡음의 영향을 최소화하고 전이학습과 메타학습의 장점을 결합하여 클래스 불균형 문제와 소수의 데이터에서도 빠른 학습이 가능하다는 특징을 갖는다. 따라서, 이 논문에서는 ECG 스펙트럼 이미지를 사용하여 2D-CNN 메타-전이 학습 기반 부정맥 분류 기법을 제안한다.

### 1. 서론

심장은 심장 근육을 통해 퍼지는 작은 전기 자극을 생성한다. 심전도(ECG)란 심장에서 생성되는 전기적 활동을 측정하여 심장의 이상반응을 감지하는 검사이다. ECG 신호를 통해 심장이 너무 느리거나 너무 빠르게 혹은 불규칙하게 뛰는 현상인 부정맥을 검출할 수 있다. 세계보건기구(WHO) [1]에 따르면 부정맥과 같은 심혈관 질환은 전 세계 사망의 약 30%를 차지하는 주요 사망 원인이다. 부정맥은 일반 사람들도 흔히 겪는 증상이나 심장 질환을 가지고 있는 사람에게는 뇌졸중이나 심정지와 같은 위험을 초래할 수 있어 부정맥을 조기에 진단하는 것은 매우 중요하다. ECG 신호는 시간에 따른 심장 기록에 관한 것으로 시계열 데이터이다. ECG 시계열 데이터에서 특징을 추출하고 분류하기 위해서 기존 연구에서는 주파수와 진폭과 같은 파형을 통한 특징 추출이 이루어졌으며 분류는 지원 벡터 머신(SVM), 랜덤 포레스트(RF), KNN(K-Nearest Neighbor) 등 수많은 머신러닝 도구를 사용하여 수행되었다[2].

최근 사물 인터넷(IoT)과 같은 엣지 컴퓨팅(Edge Computing) 기술의 발달로 인해 그림 1.처럼 스마트

워치나 여러 스마트 제품을 통한 개인 ECG 신호의 측정이 가능하게 되었다. 이는 방대한 양의 ECG 데이터 수집할 수 있는 기회를 제공하였고 딥러닝의 큰 발전을 이루었다[3].



그림 1 . IoT 기기를 이용한 ECG 신호 측정

그러나, IoT 장치에서 생성된 시계열 원시 데이터를 딥러닝 모델을 사용하여 분류하기 위해서는 많은 양의 주석이 달린 데이터가 필요하고, IoT 장치에서 사용할 수 있는 리소스가 제한되기에 대규모 데이터 세트를 사용하는 훈련이 어렵다. 리소스 한

계를 극복한다 하더라도 주석 처리를 위한 의료 전문가의 수동 작업에서 발생하는 비용 또한 상당하다. 사물 인터넷(IoT) 장치의 급격한 성장은 주석이 있는 소수의 데이터에서 잘 일반화할 수 있는 분류 모델을 개발의 필요성을 제시한다. 또한, ECG 데이터는 부정맥 비트의 불규칙적인 발생으로 인한 클래스 불균형 문제, 잡음으로 인해 낮은 신호 품질, 훈련으로 사용할 공개데이터 세트가 작다는 특징을 갖는다 [4]. 이 논문에서는 2D-CNN 모델을 이용한 메타-전이학습 기반 부정맥 분류를 제안한다. ECG 1D 신호를 2D 스펙트로그램 이미지로 변환하여 잡음의 영향을 최소화하고 전이학습과 메타학습의 장점을 결합하여 클래스 불균형 문제와 소수의 데이터 셋으로도 빠른 학습이 가능하다.

## 2. 연구배경

### 2-1. 전이학습(Transfer Learning)

전이학습이란 대용량의 데이터를 가진 특정 분야에서 학습된 모델의 가중치를 가지고 소량의 데이터를 가진 유사하거나 전혀 새로운 분야에 사용하여 신경망을 학습하는 것을 의미한다. 대규모 훈련 데이터 세트가 없을 때 비교적 적은 데이터 세트를 가지고도 모델의 성능을 향상시킬 수 있는 방법이다 [5]. 전이학습은 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network) 모델에서 이미지나 영상 부분의 학습 시 활용 가능하다. 대용량 데이터 세트로 미리 학습된 CNN의 구조 중 분류를 담당하는 컨볼루션 계층(Convolution Layer)인 초기 계층에서는 가중치를 동결하고 마지막 계층인 완전히 연결된 계층(Fully Connected Layer)의 가중치에서 새로운 데이터를 이용해 학습시킨다[6]. 그러나, 연구에 따르면 전이학습 사용 시 다양한 데이터를 사용하여 모델을 사전 훈련하지 않기 때문에 단순히 사전 지식을 새 모델에 전달하는 것만으로는 오히려 분류의 정확도가 저하[7]될 수 있으며 모델과 데이터에 맞지 않는 파라미터를 사용하게 될 시 예측 및 일반화 오류가 발생한다.

### 2-2. 메타학습(Meta Learning)

메타학습이란 ‘학습하는 방법을 학습’하는 것으로, 문제 해결에 필요한 학습 방법을 습득하는 것을 의미한다. 메타 학습이란 인간은 적은 데이터만으로도 학습이 빠르게 가능한데 이는 경험이 학습에 쓰이기 때문이다. 메타 학습에서는 이처럼 적은 데이터 즉,

기존의 학습 경험을 이용하여 모델이 새로운 학습 문제에 유연하고 빠르게 적응할 수 있도록 학습시키는 방법이다. 메타학습의 대표적 접근 방법은 거리 학습 기반(Metric Based Learning)과 모델 기반 학습 방식(Model-Based Approach) 및 최적화 학습 방식(Optimizer Learning)이 있다. 본 연구에서는 최적화 학습 방식 중 다양한 학습 과제로 이루어진 메타 데이터 셋을 이용하여 모델을 사전에 학습한 후 이 모델을 이용하여 학습되지 않은 새로운 데이터 셋에 대해 적은 양의 데이터만으로 비교적 좋은 성능을 보이는 MAML(Model-Agnostic Meta-Learning)을 사용하고자 한다. 즉, MAML은 다양한 데이터에 대한 학습 경험을 갖고 새로운 데이터에 최적화된 가중치를 찾는 방법이다[8]. 그림 2는 메타 학습 알고리즘(MAML) 다이어그램을 나타낸다. 여기서,  $\Delta L$ 은 손실 함수를 통해 계산되는 손실의 그라디언트(gradient)를 나타내며  $\theta^*$ 는 손실의 그라디언트를 반영하여 갱신될 가중치를 나타낸다.

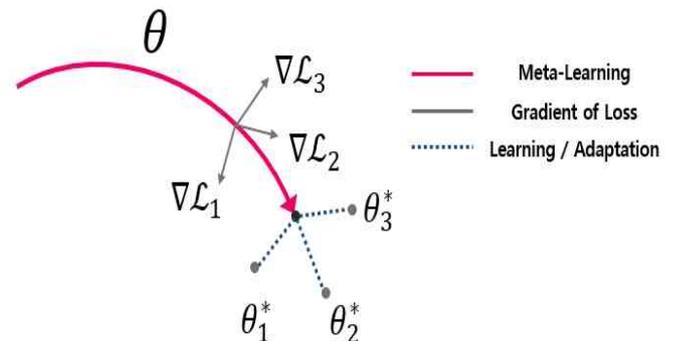


그림 2 . 모델의 파라미터를 최적화하는 메타 학습 알고리즘(MAML) 다이어그램

## 3. 부정맥 분류를 위한 2D-CNN 모델 기반 메타 전이 학습

이 논문에서는 주석이 처리된 소량의 ECG 스펙트로그램 데이터 셋을 통해 부정맥 감지 문제를 해결하기 위한 메타 전이 학습 방법을 제안한다. 소량의 ECG 데이터는 2개의 다른 데이터 세트인 부정맥 증상을 갖는 사람을 대상으로 10시간동안 28개의 레코드로 구성된 MIT-BIH 부정맥 데이터세트와 정상적이고 일반적으로 부정맥을 나타내지 않는 사람을 대상으로 18개의 레코드로 구성된 MIT-BIH 정상 데이터세트를 사용하였다. 해당 연구는 전이학습을 이용하여 1,000개 이상의 범주에 대한 수백만 개

의 이미지가 포함된 ImageNet 데이터 세트에 대해 심층 CNN을 사전 훈련한다. 이후 사전 훈련된 가중치는 학습 샘플을 이용해 여러 번의 그래디언트 업데이트 과정을 반복한다. 그 가중치는 부정맥 분류에 최적화된 가중치를 갖게 된다. 이후 메타 매개변수는 나중에 새 작업에 맞게 미세 조정하기 위해 저장된다. 그림 3은 본 논문에서 제안하는 메타 전이 학습 구조이다.

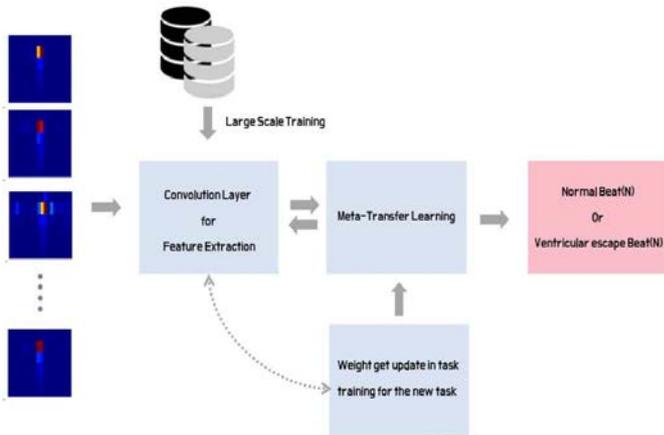


그림 3 . 제안하는 메타 전이 학습 구조

#### 4. 결론

본 논문에서 제안하는 기법은 ECG 신호를 스펙트럼 이미지로 변환하여 잡음의 영향을 최소화 시킨 후 ImageNet에서 사전 훈련한 가중치를 통해 ECG 도메인에 적용한다. 이후 메타학습의 MAML 기법을 사용하여 최적화된 파라미터를 통해 가중치를 업데이트시켜 소량의 MIT-BIH 부정맥 데이터로 학습한 2D-CNN ECG 분류기의 정확도를 개선한다. 특히, 기존의 연구에서 전이학습만을 이용해 대용량의 데이터 세트에서의 학습한 특징 추출기를 적은 수의 ECG 데이터에 적용 후 부정맥을 분류한 결과보다 메타-전이학습을 결합하여 적용하였을 시 분류기의 성능이 더 향상되고 학습 속도 또한 단축될 수 있음을 보여주었다.

#### Acknowledgement

이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 바이오·의료기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2019M3E5D1A02067961).

#### 참고 문헌

[1] Cardiovascular Diseases (CVDs), May 2017, [online] Available:  
 [2] Ozal Yildirim, "A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification", Computers in Biology and Medicine, vol. 96, pp. 189-202, 2018, ISSN 0010-4825.  
 [3] Qi, Wen, and Hang Su. "A cybertwin based multimodal network for ecg patterns monitoring using deep learning." IEEE Transactions on Industrial Informatics (2022).  
 [4] K. Weimann and T. O. Conrad, "Transfer learning for ecg classification", Scientific reports, vol. 11, no. 1, pp. 1-12, 2021.  
 [5] M. K. Gajendran, M. Z. Khan and M. A. K. Khattak, "ECG Classification using Deep Transfer Learning," 2021 4th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT), 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICICT52872.2021.00008.  
 [6] Ahyun Kim, Mirinae Lee, Sunhwoong Yeom, "CNN based Arrhythmia Classification using ECG Spectrum", 2021년도 추계 한국스마트미디어학회  
 [7] W. Chen, T. Banerjee and E. John, "A Meta-Transfer Learning Approach to ECG Arrhythmia Detection," 2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), 2022, pp. 1300-1305, doi: 10.1109/EMBC48229.2022.9871518.  
 [8] Finn, Chelsea, Pieter Abbeel, and Sergey Levine. "Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks." International conference on machine learning. PMLR, 2017.  
 [9] Ahyun Kim, Sunhwoong Yeom, "CNN and Transfer Learning-Based Arrhythmia Classification Using ECG Spectral Images", 한국스마트미디어학회 2022년 종합학술대회