

연속 웨이블릿 변환과 딥러닝을 이용한 ECG 기반 개인 식별

나대경¹, 이진영¹, 목영후¹, 광근창²¹조선대학교 전자공학부 전자공학전공 학부생²조선대학교 전자공학부 교수

skeorud4350@chosun.kr, dk000516@chosun.kr, dudgn3015@chosun.kr, kwak@chosun.ac.kr

ECG-Based Personal Identification

Using Continuous wavelet transform and Deep Learning

Dae-Kyoung Na¹, Yeong-Hu Mok¹, Jin-Young Lee¹, Keun-Chang Kwak²¹Department of Electronics Engineering²Professor, Department of Electronics Engineering, Chosun University

요 약

본 연구는 ECG 기반 사용자 인식 시스템에서 MobileNet-V2, SqueezeNet과 기존 전이 학습 모델들의 성능을 비교하였다. PTB-ECG 데이터베이스를 사용하여 각 모델의 계산 효율성과 인식 정확도를 분석하였다. MobileNet-V2는 98.88%의 검증 정확도와 8분 59초로 빠른 훈련 속도를 기록하였으며, SqueezeNet은 95.75%의 검증 정확도를 보이며 3분 12초의 훈련 속도로 메모리 효율성 면에서 뛰어난 성능을 나타냈다. 실험 결과, 두 모델은 ECG 신호 분석에 적합한 경량화 모델임을 확인할 수 있었다.

1. 서론

최근 생체 인식 시스템은 보안과 개인화된 사용자 경험을 제공하는 핵심 기술로, 지문, 홍채, 얼굴 인식 등이 널리 사용되고 있다[1]. 그러나 이러한 방식은 위조나 환경 변화에 취약할 수 있다. 반면, ECG 신호는 비침습적이며 개인마다 고유한 패턴을 가지고 있어, 신뢰도가 높은 생체 신호로 주목받고 있다[2]. 본 연구에서는 기존의 전이 학습 모델들보다 계산 자원이 적게 소모되면서도 우수한 성능을 발휘하는 ECG 기반 사용자 인식 시스템을 구현하기 위해 MobileNet-V2와 SqueezeNet을 사용하였다. MobileNet-V2는 연산량을 줄이면서도 98.88%의 검증 정확도를 기록하였고, SqueezeNet은 매개변수를 줄이면서 95.75%의 정확도를 보였다. 따라서 본 연구에서는 ECG 신호를 기반으로 MobileNet-V2와 SqueezeNet의 성능을 분석하고, 이를 기존 연구 모델들과 비교하였다.

2. 연속 웨이블릿 변환

연속 웨이블릿 변환(CWT)은 시간과 주파수를 동시에 분석하는 신호 처리 기법으로, 다중 해상도로 신호를 분석할 수 있다. 모 웨이블릿은 확장과 이동이 가능해 다양한 신호 분석에 활용되며, 특히 생체 신호 처리에 유용하다. CWT는 신호를 시간-스케일 평면으로 변환

하여 주파수 대역에서 국소화 된 신호 변화를 정밀하게 분석하고, 이 결과는 신호의 주요 특징을 반영한다[3]. 본 연구에선 위 방법을 이용하여 실험을 진행하였다.

3. 제안한 방법

3.1 전이 학습

전이 학습은 데이터가 부족하거나 자원이 제한된 환경에서 학습 시간을 단축하고 성능을 향상시키는 효과적인 방법이다. 기존 연구에서는 AlexNet, GoogleNet, ResNet의 다양한 사전 학습 모델이 ECG 기반 생체 인식에 적용되었다. 이 모델들은 1차원 ECG 신호를 연속 웨이블릿 변환(CWT)으로 2차원 스케일로그래프로 변환해 분석하였으며[4], 이를 통해 CNN이 ECG 신호의 복잡한 패턴을 효율적으로 처리할 수 있다.

3.2 사전 학습 모델

본 연구에선 MobileNet, SqueezeNet을 사용하였으며, 각각의 특성으로 ECG 신호 분석에 적합한 효율적인 구조를 제공한다.

- **MobileNet:** MobileNet은 경량화된 모델로, Depthwise Separable Convolution을 사용해 계산 자원이 제한된 상황에서도 연산량을 크게 줄이면서 우수한 성능을 발휘한다[5].
- **SqueezeNet:** SqueezeNet은 AlexNet과 유사한 성

능을 유지하면서도 모델의 매개변수를 대폭 줄여 메모리와 계산 자원을 절감할 수 있는 모델이다[6].

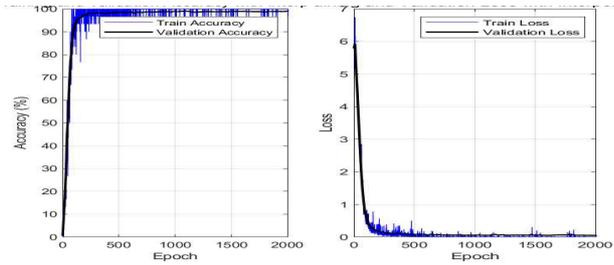
4. 실험 및 결과

4.1 데이터셋

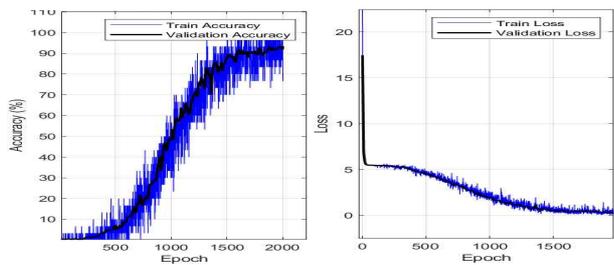
본 연구에서는 PTB-ECG 데이터베이스를 사용하였다. 이 데이터는 독일 국립 계측 연구소(PTB)에서 수집된 것으로, 총 27,000개의 기록을 포함하고, 290명의 남자를 대상으로 편안히 앉아있는 상태에서 측정되었다[7].

4.2 실험 결과

실험에서는 MobileNet과 SqueezeNet 모델을 사용 하여 학습시켰다. 각 모델은 5번의 Epoch 동안 학습되었으며, 학습률은 0.0001로 고정되었다. 모든 모델은 Adam Optimizer를 사용하였고 minibatch size는 30으로 고정시켜 학습했다. 모델 학습은 단일 GPU에서 수행되었고, 검증 정확도는 MobileNet이 98.88%, SqueezeNet이 95.75%로 나타났다. 이는 기존 연구에서 사용된 AlexNet, GoogLeNet, ResNet과 유사한 정확도를 보인다. 특히, 경량화된 모델임에도 우수한 성능을 유지해, 제한된 환경에서도 효율성을 기대할 수 있다.



(그림 1) Accuracy and Loss on MobileNet



(그림 2) Accuracy and Loss on SqueezeNet

<표1> Comparative Transfer Learning Models

Model	Epoch	Validation Acc.	Test Acc.	Training Time
AlexNet[4]	20	98.89	97.37	3m 38s
googleNet[4]	20	99.37	97.83	9m 11s
ResNet[4]	10	99.13	97.60	77m 28s
MobileNet	5	99.12	98.85	8m 59s
SqueezeNet	5	96.12	95.80	3m 12s

5. 결론

본 연구에서는 ECG 신호를 활용한 바이오메트릭스 시스템의 성능을 MobileNet-V2와 SqueezeNet을 사용해 기존 연구들과 비교 분석하였다. MobileNet-V2는 연산량을 줄이면서도 98.88%의 높은 검증 정확도와 빠른 처리 속도를 보였다. SqueezeNet은 95.75%의 정확도를 기록했으며, 매개변수를 크게 줄여 자원 제한 환경에서도 효율적으로 동작함을 확인할 수 있었다. 이 결과는 두 모델이 ECG 기반 사용자 인식 시스템에 적합한 경량화 모델임을 보여준다. 특히, MobileNet-V2는 정확도와 처리 속도 면에서 기존 연구들에 비해 우수한 성능을 입증했으며, 안정적인 성능을 유지하는 모델임을 확인할 수 있었다.

Acknowledgement

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 지원을 받아 수행된 AI 헬스케어 융합대학 사업 연구임.

참고문헌:

[1] Jain, A. K., Flynn, P., & Ross, A. A. Handbook of Biometrics. Berlin, Springer, 2007.
 [2] Ye,C.,Kumar, B.V.,&Coimbra, M. T. "ECG Biometrics: A Robust Approach Using Heartbeat Morphology." Pattern Recognition, 43(8), 2551-2558, 2010.
 [3] Kadambe, S., Murray, R., & Boudreaux-Bartels, G. F. "Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector." IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 46(7), 838-848, 1999.
 [4] Byeon, Y.-H., Pan, S.-B., & Kwak, K.-C. "Intelligent Deep Models Based on Scalograms of Electrocardiogram Signals for Biometrics." Sensors, 19(4), 935, 2019.
 [5] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., & Adam, H. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications." arXiv preprint, 2017.
 [6] Iandola, F. N., Han, S., Moskewicz, M. W., Ashraf, K., Dally, W. J., & Keutzer, K. "SqueezeNet: AlexNet-Level Accuracy with 50x Fewer Parameters and <0.5MB Model Size." arXiv preprint, arXiv:1602.07360, 2016.
 [7] Wubbelier, G., Stavridis, M., Kreiseler, D., Boussejot, R. D., & Elster, C. "Verification of Humans Using the Electrocardiogram." Pattern Recognition Letters, 28, 1172-1175, 2007.