

# 심전도 신호의 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법

(Personal Recognition Method using Coupling Image of ECG Signal)

김진수\*, 김성혁\*\*, 반성범\*\*\*

(Jin Su Kim\*, Sung Huck Kim\*\*, Sung Bum Pan\*\*\*)

## 요약

심전도 신호는 위조가 불가능하며 양쪽 손목에서 신호를 간편히 취득할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 심전도 신호의 방향 정보를 이용해 커플링 이미지를 생성하고, 이를 이용한 개인 인식 방법을 제안한다. 제안하는 커플링 이미지는 정방향 심전도 신호와 R-peak를 기준으로 회전된 역방향 심전도 신호를 이용해 생성하며, 생성한 커플링 이미지는 개인별로 고유한 패턴과 명암을 나타낸다. 또한 같은 주기의 심전도 신호 연산을 통해 R-peak 영역 데이터가 증가하여 개인 인식 성능 향상이 가능하다. 생성한 커플링 이미지는 제안한 합성곱 신경망을 이용해 패턴 및 명암에 대한 특징을 추출하며, 네트워크 속도 향상을 위해 다수의 풀링층을 사용해 데이터 크기를 축소한다. 실험은 47명의 공개된 심전도 데이터를 이용하며, 공개된 네트워크 중 top-5 성능이 상위권인 5개 네트워크와 제안한 네트워크를 이용해 비교 실험을 진행한다. 실험 결과 제안한 네트워크의 개인 인식 성능이 99.28%로 가장 높게 나타남에 따라, 제안한 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법이 유효함을 확인하였다.

■ 중심어 : 개인 인식 ; 심전도 ; 커플링 이미지 ; 합성곱 신경망

## Abstract

Electrocardiogram (ECG) signals cannot be counterfeited and can easily acquire signals from both wrists. In this paper, we propose a method of generating a coupling image using direction information of ECG signals as well as its usage in a personal recognition method. The proposed coupling image is generated by using forward ECG signal and rotated inverse ECG signal based on R-peak, and the generated coupling image shows a unique pattern and brightness. In addition, R-peak data is increased through the ECG signal calculation of the same beat, and it is thus possible to improve the recognition performance of the individual. The generated coupling image extracts characteristics of pattern and brightness by using the proposed convolutional neural network and reduces data size by using multiple pooling layers to improve network speed. The experiment uses public ECG data of 47 people and conducts comparative experiments using five networks with top 5 performance data among the public and the proposed networks. Experimental results show that the recognition performance of the proposed network is the highest with 99.28%, confirming potential of the personal recognition.

■ keywords : Personal Recognition ; Electrocardiogram ; Coupling Image ; Convolutional Neural Network

## I. 서론

개인 신체에 있는 생체 정보를 이용해 신원을 확인하는 바이오 인식은 기존 개인 인식 방법의 단점을 보완하기 위해 연구되어 왔다. 오늘날 대중적으로 사용하는 생체 정보는 얼굴, 지문, 홍채로 다양한 분야에서 신원 확인 방법으로 사용하고 있다. 그러나 얼굴은 조명 변화 및 얼굴이 가려져 있을 경우 인식하지

못하는 문제점이 있으며, 홍채는 빛 반사로 인해 확인하기 어려운 문제점이 있다[1].

이러한 문제점을 보완하기 위해 생체 신호를 이용한 개인 인식 연구가 활발히 진행되고 있다. 생체 신호는 생체 활동을 통해 발생하는 전기의 흐름을 측정된 신호로 심전도, 근전도, 뇌전도 등이 있다. 그중 심전도 신호는 심장의 수축과 이완을 통해 발생하는 전위변화를 기록한 신호로 외부에서 신호를 확인할 수 없어 보안에 강인한 장점이 있다[2]. 또한 개인별로 고유한

\* 일반회원, 조선대학교 제어계측공학과

\*\* 일반회원, 빛가람정보

\*\*\* 정회원, 조선대학교 전자공학과

이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(No. NRF-2017R1A6A1A03015496)과 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2018R1A2B6001984).

접수일자 : 2019년 08월 14일

게재확정일 : 2019년 09월 08일

교신저자 : 반성범, e-mail : sbpan@chosun.ac.kr

특성을 나타내 개인 인식에 사용이 가능하다.

심전도의 측정 위치는 표준 12리드 유도법에 의해 리드-1 ~ 리드-12까지 정의되어 있으며, 양쪽 손과 발, 흉부의 위치에 따라 리드가 결정된다. 여러 리드 중 리드-1 신호는 양쪽 손목에서 신호를 취득하여 일상생활 도중 신호를 취득함에 있어 불편함이 적으며, 팔찌나 스마트워치 등 소형 액세서리 형태의 장비를 이용해 신호 취득이 가능한 장점이 있다.

기존 심전도 신호를 이용한 개인 인식 방법은 사람이 특정한 특징 추출 알고리즘을 사용하는 방법[3, 4, 5]이었지만, 범용성이 부족한 문제점이 있어 네트워크를 이용해 데이터에서 최적의 특징을 자동으로 추출하는 방법으로 변화하고 있다[6, 7]. 또한 L. Biel[8]의 연구 결과로 인해 대부분의 기존연구에서 심전도 신호의 1개 채널을 사용해 개인 인식을 수행한다.

본 논문에서는 이러한 연구 흐름에 따라 심전도 신호 1개 채널 및 합성곱 신경망을 이용한 개인 인식 방법을 제안한다. 제안하는 개인 인식 방법은 1차원 심전도 신호의 방향성 정보를 이용해 2차원 커플링 이미지를 생성하며, 제안한 합성곱 신경망으로 개인을 분류한다. 제안한 커플링 이미지는 개인별로 고유한 패턴 및 명암을 나타내며, 같은 주기의 심전도 신호 연산을 통해 R-peak 영역 데이터가 증가하는 장점이 있다. 이는 개인 인식 성능 향상이 가능하며[9], 네트워크에서 데이터가 부족해 발생하는 언더피팅의 문제점을 해결할 수 있다. 생성한 커플링 이미지로 개인을 분류하기 위해 제안한 합성곱 신경망은 18개의 합성곱층, 6개의 풀링층 등으로 구성되어 있으며, 이미지를 128\*128로 정규화하여 입력데이터로 사용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 방법인 심전도 신호의 커플링 이미지 생성 방법과, 이를 이용한 개인 인식 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 제안한 네트워크에서 공개 데이터를 이용한 실험 결과를 설명하고, 4장에서는 결론으로 논문을 마무리한다.

## II. 제안하는 개인 인식 방법

그림 1은 본 논문에서 제안하는 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법의 흐름도이다. 심전도 신호로 개인 인식을 수행하기 위해 신호 내의 잡음을 대역 통과 필터, 중간값 필터를 이용해 제거한다. 그 후 Pan&Tompkins 알고리즘을 기반으로 R-peak 검출을 통해 2~3주기로 신호를 분할한다. 전처리 및 분할이 완료된 심전도 신호를 이용해 2차원 커플링 이미지를 생성하여 개인의 중요한 정보를 지니고 있는 R-peak 영역 데이터를 증가시키며, 제안한 네트워크를 이용해 학습을 진행한다. 테스트 심전도 데이터는 위와 같은 전처리 방법 및 신호 분할, 커플링 이미지 생성 과정을 동일하게 수행한 후 제안한 네트워크에서 학습된 정보를 이용해 개인을 분류한다.

### 1. 신호 전처리

심전도 신호는 신호를 취득할 때 다양한 잡음이 섞여 취득된다. 심전도 신호에 포함되는 잡음의 종류는 호흡에 의한 기저선 변동 잡음(0.5Hz 미만 존재), 움직임에 의한 근 잡음(40Hz 초과 존재), 전력선 잡음(60Hz 존재) 등이 있어, 개인 인식 성능을 향상하기 위해서는 전처리 과정이 필요하다[10]. 본 논문에서는 G. H. Choi[11]의 연구를 기반으로 전처리 및 신호 분할을 수행하며, 대역 통과 필터 및 중간값 필터를 이용해 심전도 신호의 잡음을 제거한다.

그 후 연속적으로 취득된 심전도 신호를 분할하기 위해 Pan&Tompkins 알고리즘을 기반으로 R-peak를 검출한다[12]. 진행 도중 T파가 오검출되는 현상을 줄이기 위해 검출된 R-peak에서 일정 시간 내에 검출을 하지 않도록 설정하며, 검출된 R-peak 위치를 이용해 신호를 분할한다.

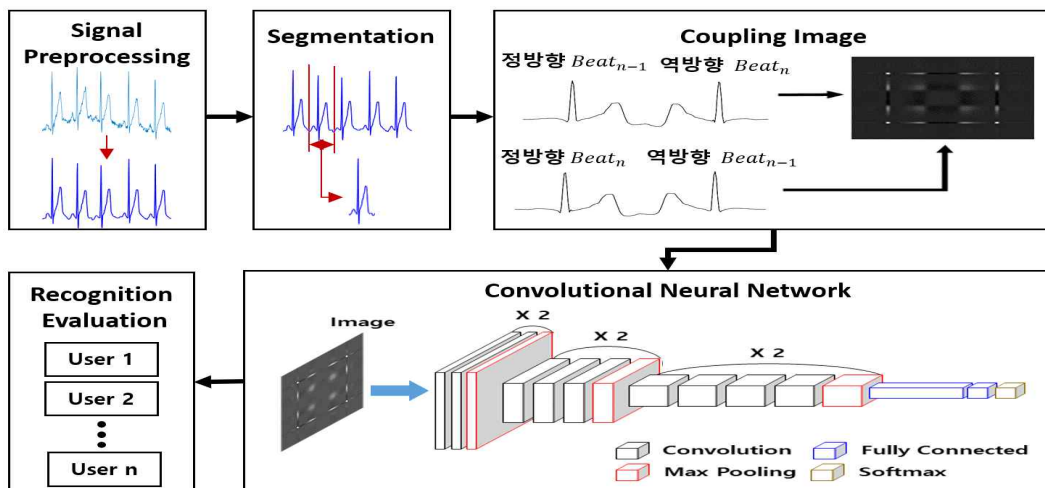


그림 1. 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 흐름도

## 2. 커플링 이미지 생성

기존 개인 인식에 사용한 심전도 신호 정보는 진폭 값, 시간 등을 이용하지만, 다수의 사람을 인식하기에는 정보가 부족한 문제점이 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 심전도 신호를 이용해 커플링 이미지를 생성하며, 이를 이용한 개인 인식 방법을 제안한다. 제안한 커플링 이미지는 같은 주기의 심전도 신호 연산을 통해 R-peak 영역 데이터가 증가하며, 기존에 수행한 연구[9]를 통해 개인 인식 성능이 향상됨을 확인하였다. 또한 생성된 커플링 이미지는 개인별로 고유한 패턴 및 명암을 나타내어, 개인을 인식할 수 있는 추가적인 데이터를 얻을 수 있는 장점이 있다.

### 가. 2개 주기를 이용한 커플링 이미지 생성 방법

본 논문에서 제안하는 심전도 신호 2개 주기를 이용해 커플링 이미지 생성하는 방법은 그림 2와 같다. 그림에서  $Beat_{n-1}$ 은 전처리가 완료된 신호에서  $n-1$ 번째 주기의 심전도 신호를 의미하며,  $Beat_n$ 은  $n$ 번째 주기의 심전도 신호를 의미한다. 정방향(forward) 신호는 시간 흐름에 따라 취득된 원신호 방향 데이터를 의미하며, 역방향(inverse) 신호는 R-peak를 기준으로 좌우 데이터를 회전한 데이터를 의미한다.

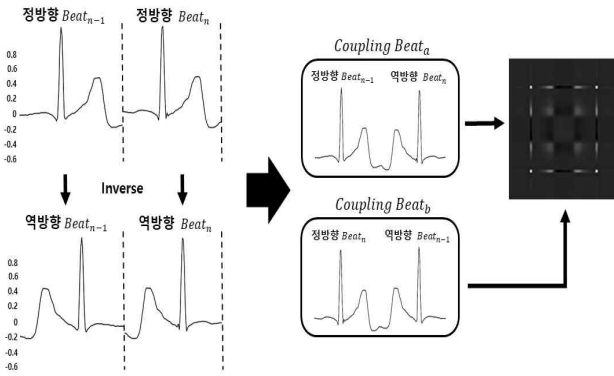


그림 2. 심전도 신호 2개 주기를 이용한 커플링 이미지 생성 방법

그림 2와 같이 커플링 이미지를 생성하기 위해 2개의 정방향 심전도 신호( $Beat_{n-1}$ ,  $Beat_n$ ) 데이터를 식 1을 이용해 좌우 회전한 역방향 심전도 신호 데이터를 생성한다. 식 1에서  $k$ 는 심전도 신호 1개 주기의 크기를 의미한다.

$$\text{Inverse Beat} = [ecg_k, ecg_{k-1}, \dots, ecg_2, ecg_1] \quad (1)$$

역방향 신호 생성이 완료되면 정방향  $Beat_{n-1}$ 과 역방향  $Beat_n$  데이터를 벡터로 연결해 식 2와 같이  $Coupling\_Beat_a$ 를 생성하고, 정방향  $Beat_n$ 과 역방향  $Beat_{n-1}$ 의 데이터를 벡터로 연결해 식 3과 같이  $Coupling\_Beat_b$ 를 생성한다.

$$Coupling\_Beat_a = [Forward\ Beat_{n-1}, Inverse\ Beat_n] \quad (2)$$

$$Coupling\_Beat_b = [Forward\ Beat_n, Inverse\ Beat_{n-1}] \quad (3)$$

그 후  $Coupling\_Beat_a$ 와  $Coupling\_Beat_b$ 를 식 4와 같이 연산하여 2차원 커플링 이미지를 생성한다. 식 4에서  $Coupling\_Beat_a^T$ 는 전치된  $Coupling\_Beat_a$ 를 의미한다.

$$Coupling\_Image = Coupling\_Beat_a^T * Coupling\_Beat_b \quad (4)$$

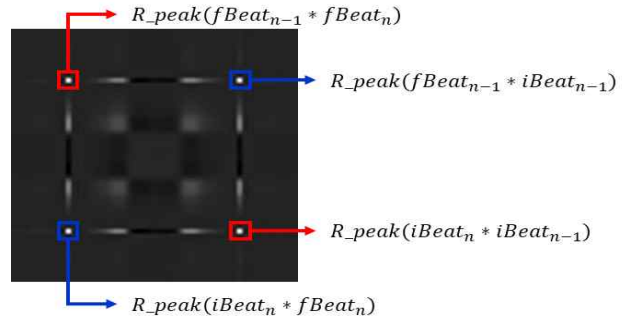


그림 3. 심전도 신호 2개 주기를 이용한 커플링 이미지 특징

심전도 신호 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 그림 3과 같다. 그림 3에서 빨간색으로 표기된 부분은 서로 같은 방향의 다른 주기인  $forward\ Beat_{n-1}$ 과  $forward\ Beat_n$ ,  $inverse\ Beat_n$ 과  $inverse\ Beat_{n-1}$ 이 만나 생성되는 부분이다. 이 부분은 같은 사람의 서로 다른 주기가 연산되는 부분으로, 주기간의 연관성이 나타나는 장점이 있다. 파란색으로 표기되어 있는 부분은 다른 방향의 같은 주기인  $forward\ Beat_{n-1}$ 과  $inverse\ Beat_{n-1}$ ,  $inverse\ Beat_n$ 과  $forward\ Beat_n$ 이 만나 생성되는 부분이다. 이 부분은 같은 주기가 연산되는 부분으로, 개인을 식별하기 위한 데이터가 추가되는 장점이 있는 공간이다. 또한 생성된 커플링 이미지는 개인별로 고유한 패턴 및 명암을 나타내어, 추가적인 데이터를 얻을 수 있다.

### 나. 3개 주기를 이용한 커플링 이미지 생성 방법

심전도 신호 3개 주기를 이용해 커플링 이미지를 생성하는 방법은 그림 4와 같다. 그림 4와 같이 커플링 이미지를 생성하기 위해 심전도 신호 3개 주기( $Beat_{n-1}$ ,  $Beat_n$ ,  $Beat_{n+1}$ ) 데이터 중  $Beat_n$ 을 중심으로 하여,  $Beat_{n-1}$ 과  $Beat_n$  데이터가 벡터로 연결되어 있는  $Dual\_ECG_a$ ,  $Beat_n$ 과  $Beat_{n+1}$  데이터가 벡터로 연결되어 있는  $Dual\_ECG_b$ 를 식 5와 같이 계산한다.

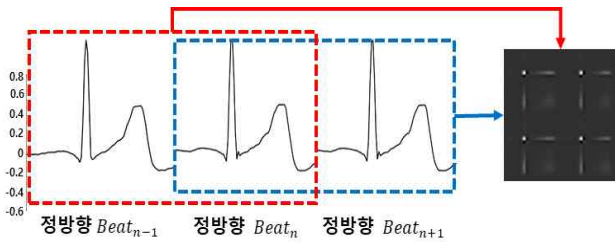


그림 4. 심전도 신호 3개 주기를 이용한 커플링 이미지 생성 방법

$$\begin{aligned} Dual\_ECG_a &= [Beat_{n-1}, Beat_n] \\ Dual\_ECG_b &= [Beat_n, Beat_{n+1}] \end{aligned} \quad (5)$$

그 후 식 6과 같이  $Dual\_ECG_a$ ,  $Dual\_ECG_b$ 를 계산하여 커플링 이미지를 생성한다.

$$Coupling\_Image = Dual\_ECG_a^T * Dual\_ECG_b \quad (6)$$

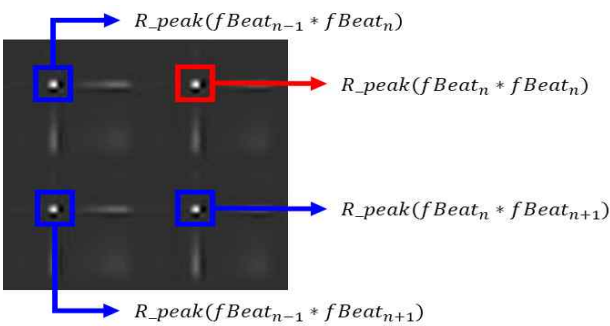


그림 5. 심전도 신호 3개 주기를 이용한 커플링 이미지 특징

심전도 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 그림 5와 같다. 그림 5에서 파란색으로 표기된 부분은 서로 다른 주기인  $Beat_{n-1}$ ,  $Beat_n$ ,  $Beat_{n+1}$ 이 만나 생성되는 부분이다. 이 부분은 같은 사람의 서로 다른 주기가 연산되어, 주기간의 연관성

이 나타나는 부분이다. 빨간색으로 표기된 부분은 같은 주기인  $Beat_n$ 이 중복 연산되어 생성되는 부분으로, 개인을 식별하기 위한 데이터가 추가되는 부분이다.

심전도 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지(그림 3)와 심전도 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지(그림 5)는 2차원 흑백 이미지 데이터로, 4개의 R-peak 영역이 있는 공통점이 있다. 그러나 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 역방향 심전도 신호를 이용하기 때문에, 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지와 다른 패턴을 나타내는 차이점이 있다. 또한 2개 주기를 이용해 커플링 이미지를 생성하기 때문에 비정상적인 심전도 신호의 포함 여부에 따른 성능 차이가 있다.

### 3. 제안한 네트워크 구조

기존 심전도를 이용한 개인 인식 방법은 사람이 특정한 특징 추출 알고리즘을 구동하여 특징을 추출하는 방법으로 진행되었다. 그러나 이러한 방법은 신호의 최적 표현을 제공하지 못할 수도 있으며, 범용성이 부족한 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 최근 활발히 연구되고 있는 합성곱 신경망과 같은 심층 학습 방법은 데이터에서 최적의 특징을 자동으로 추출하는 장점이 있다 [13, 14]. 또한 합성곱 신경망은 생체 인식 시스템에서 기존 방법들에 비해 성능이 향상됨을 보여주었다[6, 15].

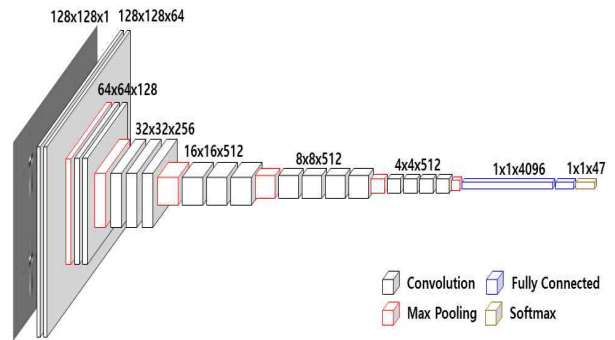


그림 6. 제안하는 합성곱 신경망 구조

본 논문에서는 그림 6과 같은 네트워크를 설계하여 생성한 커플링 이미지로 개인 인식을 수행한다. 설계한 네트워크는 합성곱층, 풀링층 등으로 구성되어 있다. 합성곱층은 특징을 추출하는 역할을 수행하며, 특징을 추출하는 기능인 필터와 필터값을 비선형 값으로 변경하는 활성화 함수로 이루어진다. 본 논문에서는 데이터의 크기 변화가 없도록 패딩을 1, 스트라이드를 1로 사용하며, 활성화 함수로 정류된 선형 유닛을 사용한다. 풀링층은 채널 수 변경없이 데이터 크기를 축소하는 역할을 수행한다. 본 논문에서는 최대값 풀링을 사용하며, 패딩을 0, 스트라이드를 2로 설정해 데이터의 크기를 절반으로 줄인다.

네트워크에서 학습 및 테스트를 위한 입력 데이터는 그림 3, 그림 5와 같은 이미지를 사용하며, 입력 이미지의 크기는 128\*128로 사용한다. 출력층은 소프트맥스 함수를 사용하며, 뉴런 수는 데이터 클래스 수에 맞게 47로 설정한다. 네트워크를 이용한 학습은 배치사이즈 20, 학습률 0.001로 설정해 진행한다.

### III. 실험 결과

본 논문에서 제안한 2차원 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법의 성능을 확인하기 위해 공개 데이터인 physionet의 MIT-BIH arrhythmia 데이터를 사용한다. MIT-BIH arrhythmia 데이터는 23~89세 사이 47명(남성 25명, 여성 22명)의 비정상적인 신호(부정맥 환자)와 정상적인 신호(건강한 사람)으로부터 취득된 48개의 데이터(201번 데이터와 202번 데이터는 같은 피실험자)로 구성되어 있다. 데이터는 2채널에서 360Hz 샘플링 주기로 측정되었으며, 실험에서는 신호를 다운샘플링 없이 사용한다[16, 17].

실험은 그림 6과 같은 제안한 네트워크 및 공개된 Inception과 ResNet 모델 중 top-5 성능이 상위권인 Inception V3, Inception V4, Inception-ResNet-V2, ResNet-V2-101, ResNet-V2-152를 이용해 진행한다. 네트워크의 반복 횟수는 1,000회~5,000회로 변경하며 진행한다. 네트워크의 입력 데이터는 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지(그림 3)와 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지(그림 5)를 사용한다.

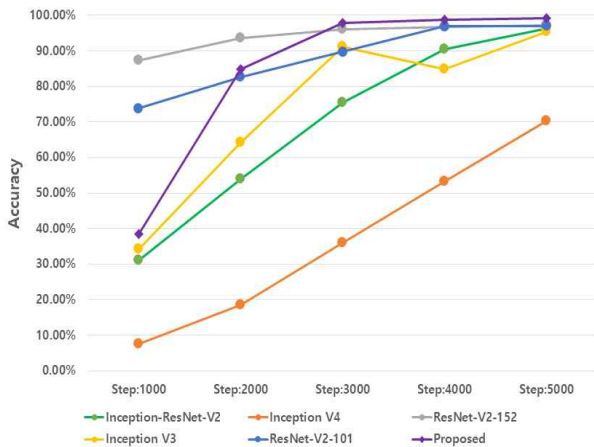


그림 7. 네트워크에 따른 개인 인식 성능 - 2개 주기 커플링 이미지

그림 7은 심전도 신호 2개 주기로 생성한 커플링 이미지의 개인 인식 실험 결과를 나타낸다. 실험 결과 ResNet 네트워크들은 반복 횟수가 1,000회 일 때 제안한 네트워크에 비해 성능이 높게 나타났으며, Inception 네트워크들은 제안한 네트워크

에 비해 성능이 낮게 나타났다. 가장 높은 인식 성능은 반복 횟수가 5,000회 일 때 제안한 네트워크가 99.28%로 가장 높았으며, 그다음은 ResNet-V2-152가 97.17%로 개인 인식 성능을 나타냈다.

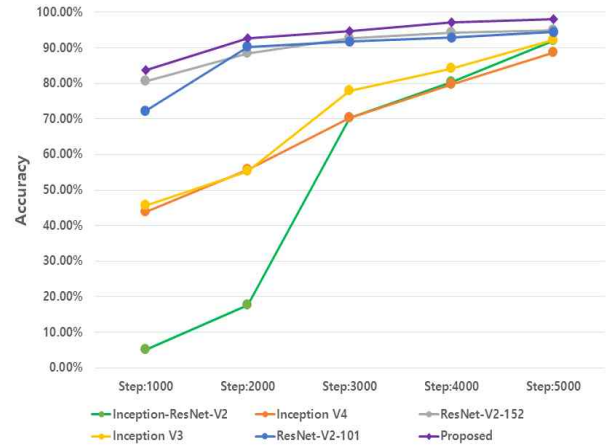


그림 8. 네트워크에 따른 개인 인식 성능 - 3개 주기 커플링 이미지

그림 8은 심전도 신호 3개 주기로 생성한 커플링 이미지의 개인 인식 실험 결과를 나타낸다. 실험 결과 제안한 네트워크가 ResNet 네트워크 및 Inception 네트워크들에 비해 성능이 높게 나타났으며, ResNet 네트워크들은 Inception 네트워크들에 비해 성능이 높게 나타났다. 가장 높은 인식 성능은 반복 횟수 5,000회 일 때 제안한 네트워크가 98.06%로 나타났으며, 그다음은 ResNet-V2-152가 94.85%로 개인 인식 성능을 나타냈다.

표 1은 비정상적인 심전도 신호 포함에 따른 개인 인식 성능 비교 결과를 나타낸다. 실험에 사용한 데이터는 MIT-BIH arrhythmia 데이터 중 정상적인 신호와 paced rhythm, ventricular trigeminy, ventricular bigeminy 등 비정상적인 신호를 같이 포함하고 있는 25명의 피실험자 데이터를 사용한다. 실험 결과 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 평균 98.8%의 성능을 나타내며, 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 평균 99.4%로 나타났다. 이러한 결과로 2개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지는 2개 주기 중 1개가 비정상적인 주기일 경우, 성능에 미치는 영향이 3개 주기를 이용해 생성한 커플링 이미지에 비해 높음을 확인할 수 있다. 이는 정상적인 신호를 지닌 건강한 사람은 2개 주기를 이용한 커플링 이미지가 개인 인식에 적합함을 나타낸다. 반면 비정상적인 신호 데이터를 지닌 사람은 3개 주기를 이용한 커플링 이미지가 개인 인식에 적합함을 나타낸다.

표 1. 비정상적인 심전도 신호 포함에 따른 개인 인식 성능

구분		2개 주기(%)	3개 주기(%)
상태	객체		
정상적인 신호 데이터 + 비정상적인 신호 데이터	102	99	100
	104	100	100
	106	100	100
	114	100	100
	119	97	100
	124	100	100
	200	98	100
	201	100	96
	203	100	91
	205	100	100
	207	91	100
	208	95	100
	209	100	100
	213	98	100
	214	100	100
	215	100	100
	219	100	100
	220	100	100
	222	99	100
	223	100	100
228	96	98	
230	100	100	
231	99	100	
233	98	100	
234	100	100	
평균(%)		98.8	99.4

그림 9는 동일한 사람의 정상적인 심전도 신호 및 비정상적인 심전도 신호에 따른 커플링 이미지를 비교한 내용이다. 그림 9 (a)는 223번 객체의 정상적인 심전도 신호를 나타내며, (b)는 비정상적인 심전도 신호를 나타낸다. 이 두 신호는 확실한 차이점이 있어, 원신호를 그대로 사용할 경우 동일한 사람으로 분류가 힘든 문제점이 있다. 그림 9 (c)와 (d)는 정상적인 심전도 신호를 이용해 생성한 커플링 이미지를 나타내며, 그림에 표시된 부분은 커플링 이미지의 패턴 구성이 다름을 나타낸다. 이러한 차이점에 따른 개인 인식 성능은 그림 7, 그림 8의 실험 결과로 인해 2개 주기 커플링 이미지가 우수함을 확인할 수 있다. 그림 9 (e)와 (f)는 비정상적인 심전도 신호가 포함된 커플링 이미지로, 정상적인 신호로 생성한 커플링 이미지와는 패턴 및 명암, R-peak 영역 데이터의 차이점이 있다. 이는 비정상적인 심전도 신호의 진폭값 및 신호 형태로 인한 차이이며, 그림에서 표시된 부분은 비정상적인 심전도 신호로 인해 R-peak 영역의 명암값이 달라진 부분(비정상적인 부분)을 나타낸다. 2개 주기 커플링 이미지는 정상적인 R-peak 영역이 1개 존재하게 되며, 3개 주기 커플링 이미지는 정상적인 R-peak 영역이 2개 존재하게 된

다. 이에 따라 비정상적인 신호가 포함될 경우, 3개 주기 커플링 이미지의 개인 인식 성능이 높음을 확인할 수 있다.

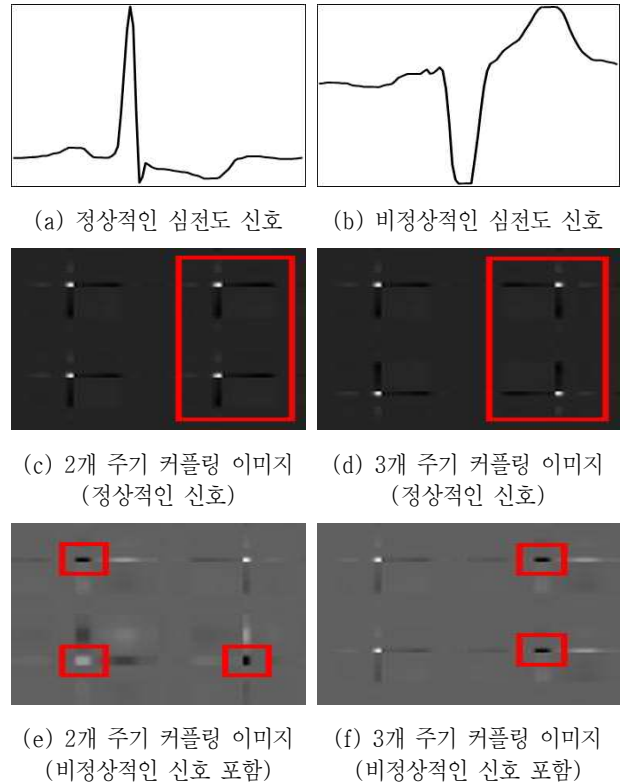


그림 9. 정상적인 심전도 신호 및 비정상적인 심전도 신호를 이용해 생성한 커플링 이미지 비교

#### IV. 결론

본 논문에서는 심전도 신호의 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법을 제안하였다. 심전도 신호 2개 주기를 이용한 커플링 이미지는 정방향 신호 및 역방향 신호를 연산해 생성하였으며, 3개 주기를 이용한 커플링 이미지는 연속된 주기 신호를 연산해 생성하였다. 생성된 커플링 이미지를 입력 데이터로 하여 제안한 네트워크 구조 및 공개된 네트워크를 이용해 비교 실험을 진행하였다.

실험 결과 제안한 네트워크에서 정상적인 신호 2개 주기를 이용한 커플링 이미지의 개인 인식 성능이 99.28%로 가장 높게 나타남을 확인하였다. 비정상적인 신호가 포함된 커플링 이미지는 3개 주기를 이용한 경우, 정상적인 R-peak 영역이 많음으로 인해 개인 인식 성능이 높음을 확인하였다. 또한 같은 주기를 반복 연산해 생성된 데이터는 개인 인식 성능 향상에 도움이 되며, 정상적인 R-peak 영역이 많을수록 성능이 높아짐을 확인하였다. 향후에는 다양한 활동 및 상황에서의 심전도 데이터를 이용해 개인 인식 실험을 진행하며, 피실험자 인원을 증가시켜 실험할 예정이다.

## REFERENCES

- [1] Z.Y. Ong, A. Saidatul, and Z. Ibrahim, "Power spectral density analysis for human EEG-based biometric identification," *International Conference on Computational Approach in Smart Systems Design and Applications*, Kuching, Malaysia, Aug. 2018.
- [2] 임원철, 광근창, "심전도 신호기반 개인식별을 위한 텐서표현의 다선형 판별분석기법," *스마트미디어저널*, 제7권, 제4호, 90-98쪽, 2018년 12월
- [3] T.W. Shen, W.J. Tompkins, and Y.H. Hu, "One-lead ECG for identity verification", *Proc. of the Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society/Engineering in Medicine and Biology*, pp. 62-63, Houston, USA, Oct. 2002.
- [4] J.J. Wu and Y. Zhang, "ECG identification based on neural networks", *11th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing*, pp. 92-96, Miedzyzdroje, Poland, Aug. 2014.
- [5] M. Jahiruzzaman and A.B.M.A. Hossain, "ECG based biometric human identification using chaotic encryption," *International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology*, pp. 1-5, Dhaka, Bangladesh, May 2015.
- [6] R. D. Labati, et al., "Deep-ECG: convolutional neural networks for ECG biometric recognition," *Pattern Recognition Letters*, Mar. 2018.
- [7] B. Pourbabae, et al., "Deep convolutional neural network for ECG-based human identification," *CMBES*, vol. 41, May 2018.
- [8] L. Biel, et al., "EEG analysis: a new approach in human identification," *IEEE Transaction on Instrumentation and measurement*. vol. 50, no. 3, pp. 808-812, Jun. 2001.
- [9] 김진수, 김성혁, 반성범, "합성곱 신경망 기반 2차원 심전도 이미지를 이용한 개인 인식에 관한 연구," *제31회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵*, 2019년 2월
- [10] 최규호, 문해민, 반성범, "생체신호 기반 바이오인식 시스템 기술 동향," *디지털융복합연구*, 제15권, 제1호, 381-391쪽, 2017년 1월
- [11] G.H. Choi, et al., "User authentication system based on baseline-corrected ECG for biometrics," *Intelligent Automation and Soft Computing*, vol. 25, no. 1, pp. 193-204, Jan. 2019.
- [12] J. Pan and W.J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, Mar. 1985.
- [13] M. Taherisadr, et al., "ECG-based driver inattention identification during naturalistic driving using mel-frequency cepstrum 2-D transform and convolutional neural networks," *Smart Health*, vol. 9-10, pp. 50-61, Dec. 2018.
- [14] 김서정, 이재수, 김형석, "딥러닝을 이용한 양파밭의 잡초 검출 연구," *스마트미디어저널*, 제7권, 제3호, 16-21쪽, 2018년 9월
- [15] 서다솜, 오강한, 오일석, 유태웅, "딥러닝 설명을 위한 슈퍼픽셀 제외·포함 다중스케일 접근법," *스마트미디어저널*, 제8권, 제2호, 39-45쪽, 2019년 6월
- [16] G.B. Moody and R.G. Mark, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 45-50, May 2001.
- [17] A.L. Goldberger, et al., "Physiobank, physiobank, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. 215-220, Jun. 2000.

---

저 자 소 개

---



김진수(일반회원)

2016년 조선대학교 제어계측로봇공학과 학사 졸업.

2018년 조선대학교 제어계측공학과 석사 졸업.

2018년~현재 조선대학교 제어계측공학과 박사과정.

<주관심분야 : 영상처리, 임베디드 시스템, 바이오인식>



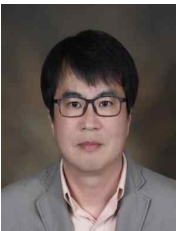
김성혁(일반회원)

2017년 조선대학교 전자공학과 학사 졸업.

2019년 조선대학교 소프트웨어융합공학과 석사 졸업.

2019년~현재 빛가람정보.

<주관심분야 : 딥러닝, 바이오인식>



반성범(정회원)

1999년 서강대학교 공학박사

2005년 한국전자통신 연구원 정보보호 연구단 생체인식기술 연구팀 팀장.

2005년~현재 조선대학교 전자공학과 교수.

<주관심분야 : 영상처리, 바이오인식, VLSI 신호처리>