

논문 2017-54-6-12

랜덤 포레스트를 이용한 심전도 기반 생체 인증 (ECG-based Biometric Authentication Using Random Forest)

김 정 균*, 이 강 복**, 홍 상 기**

(JeongKyun Kim, Kang Bok Lee, and Sang Gi Hong[©])

요 약

본 논문은 개인 인증 알고리즘에 관한 것으로 심전도를 이용한 생체 인증 방식은 특정 보정기준점을 추출하는 방법과 그렇지 않은 방법으로 분류할 수 있으며 본 논문에서 제안하는 방법은 특정 보정기준점을 추출하지 않는 방법으로 이산 코사인 변환과 랜덤 포레스트 분류기를 사용하였다. 심전도 신호는 R-Peak 점을 기준으로 단일 심박으로 나누었으며 각 심박의 특징 추출을 위해 이산 코사인 변환을 적용하였다. 이산 코사인 변환 계수는 정보가 저주파에 집중되는 특성이 있으므로 초기 저주파에 해당하는 40까지 값을 특징으로 랜덤 포레스트 분류기를 구성하였다. 랜덤 포레스트는 의사결정 트리의 앙상블 분류기로 결정 트리를 기본으로 하고 있으므로 빠른 학습 속도와 많은 양의 데이터 처리 능력, 다양한 클래스를 분류할 수 있어 실생활에 적용 가능하며 무엇보다 ID의 승인과 거절을 위한 임계값을 분류기 내부에서 조절할 수 있어 오 분류에 강건한 알고리즘을 구성할 수 있다. 18개의 심전도 파일로 구성된 MIT-BIT Normal Sinus Rhythm 데이터베이스를 선정하여 성능을 평가하였으며 99.99%의 심전도 인식률을 보였다.

Abstract

This work presents an ECG biometric recognition system for the purpose of biometric authentication. ECG biometric approaches are divided into two major categories, fiducial-based and non-fiducial-based methods. This paper proposes a new non-fiducial framework using discrete cosine transform and a Random Forest classifier. When using DCT, most of the signal information tends to be concentrated in a few low-frequency components. In order to apply feature vector of Random Forest, DCT feature vectors of ECG heartbeats are constructed by using the first 40 DCT coefficients. RF is based on the computation of a large number of decision trees. It is relatively fast, robust and inherently suitable for multi-class problems. Furthermore, it trade-off threshold between admission and rejection of ID inside RF classifier. As a result, proposed method offers 99.9% recognition rates when tested on MIT-BIH NSRDB.

Keywords: 심전도, 생체 인증, 랜덤 포레스트, Biometric Authentication

I. 서 론

최근 기술적 발전에 따른 스마트 기기의 사용 증가와 스마트 결제 등에 따른 개인 정보 유출 문제에 관심이

* 학생회원, 과학기술연합대학원대학교 컴퓨터소프트웨어 전공 (Department of Computer Software, University of Science and Technology)

** 정회원, 한국전자통신연구원 IoT 연구본부 (IoT Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute)

© Corresponding Author (E-mail: sghong@etri.re.kr)

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음. [17ZH1310, Infra-less 보행항법 기반 증강인지 커넥티드 헬멧 시스템 기술 개발]

Received ; January 26, 2017 Revised ; April 25, 2017

Accepted ; May 25, 2017

커지면서 개인 정보 보호를 위한 인증 수단이 주목받고 있으며 여러 인증 수단 가운데 개인의 고유한 생체 정보를 이용하여 신분을 증명하는 생체 인증으로 얼굴, 지문, 홍채, 음성, 제스처, 심전도와 같은 다양한 인증 방법이 시도되고 있다. 심전도는 기존에 심장병, 스트레스 등과 같은 의학적 진단 용도로 사용되었으며 최근 다른 방식으로 심전도를 이용한 생체 인식 연구가 많은 연구자로부터 시도되고 있다^[1]. 또한, 스마트 밴드와 같은 웨어러블 기기의 대부분은 심박 수 또는 체온과 같은 생체 정보를 감지할 수 있는 센서가 장착되어 있으며 간소한 화면 등에 따른 이유로 패턴 및 ID 등의 입력이 불편한 경우가 대부분이다. 또한, 안마의자 및 가정용 스마트 헬스 기구 또한 인증이 요구되며 스마트 기기를 공유하는 사용자들을 자동으로 인식 및 인증

하는 더 스마트한 시스템에 대한 요구가 증가하고 있어 심전도를 이용한 생체 인증 기술이 적용 가능할 것으로 생각된다.

생체 인증 시스템 설계의 중요한 문제는 공격에 대한 견고함이다. 그러나 기존의 생체 인증 기술 중 많은 부분이 모방하기 쉽다. 예를 들어 얼굴은 인위적인 변장에 민감하며 지문은 라텍스를 사용하여 재현할 수 있으며 음성은 모방이 쉽다. 하지만 심전도 신호는 심장의 생체 활동으로 생성되는 전기 신호로 생체 감지를 통해 재현을 방지하고 견고한 생체 특성이 있다. 따라서 심전도를 이용한 생체 인증시스템은 더 보편적이며 모방하기가 어려울 것으로 예상된다^[2].

심전도를 이용한 인증분야의 접근 방식은 특정 보정 기준점(fiducial point)을 추출하는 방법과 그렇지 않은 방법으로 분류할 수 있다. 보정기준점을 이용한 방법은 심전도 신호의 시간 영역에서 특징을 얻게 되며 참조점의 peak, duration, slope 그리고 amplitude 등을 통해 사용자를 인증한다. 그와 달리 특정 보정기준점을 사용하지 않는 방법은 심전도 신호의 주파수 특성을 분석하여 사용자를 인증한다^[3-4].

처음 심전도를 이용한 개인인증 알고리즘은 Lena Biel에 의해 소개되었으며 Lena Biel은 SIMENS ECG 장치로 20명의 심전도를 측정하여 30개의 특징적 요소를 추출하여 100%의 인증 결과를 보였다^[5]. 하지만 많은 특징 추출과 12-리드 심전도 전극을 사용하였으므로 이를 보완하기 위해 많은 연구자에 의해 심전도를 이용한 개인 인식 알고리즘이 소개되었으며 앞서 설명한 것과 같이 보정기준점을 이용한 방식과 이용하지 않은 방식으로 구분되어 연구가 진행되었다. 보정기준점을 이용한 방식의 경우 특징 검출 방법에 대한 많은 오차율이 발생함에 따라 보정기준점을 사용하지 않은 방식이 많이 연구되고 있으며, 이는 PCA(Principal Component Analysis) 또는 LDA(Linear Discriminate Analysis)를 사용하여 심박 신호의 모습을 구별하여 개인을 판별한다^[6-7].

본 논문은 총 4절로 구성되어 있다. 2절에서는 제안하는 생체인식 방법 3절에서는 제안한 방법에 대한 실험 결과를 기술하고 분석의 타당성을 검증하며, 4절에서는 결론을 맺고 향후 연구 과제에 대해서 검토한다.

II. 랜덤 포레스트를 이용한 심전도 인증

1. R-Peak 검출 및 데이터 정규화

심전도 신호는 심장 박동에 따른 전기적 신호로 주기

성을 가지고 있으며 심전도를 이용한 개인 인식을 위해서는 한 주기를 구분해야 한다. 심전도는 그림 1과 같이 심방의 탈분극으로부터 발생하는 P파, 심실의 탈분극 때문에 발생하는 QRS complex, 그리고 심실의 재분극에 의한 T 파로 구성되며 심전도 R-Peak는 심전도 신호에서 가장 두드러지게 나타나는 파형으로 심전도의 특징을 추출하기 위해서는 R-Peak 검출이 우선시되어야 하며 R-Peak 검출 방법으로는 이동 윈도우 적분, 웨이블릿 변환(wavelet transform)^[8], 힐버트 변환(Hilbert transform)^[9], 인공 신경망(artificial neural networks)^[10], 영교차법(zero-crossing counts)^[11] 등과 같이 많은 접근법이 존재하며 그중에 가장 많이 사용되는 방식은 2002년 P Hamilton에 의해 소개된 방법으로 절차는 그림 2와 같다^[12].

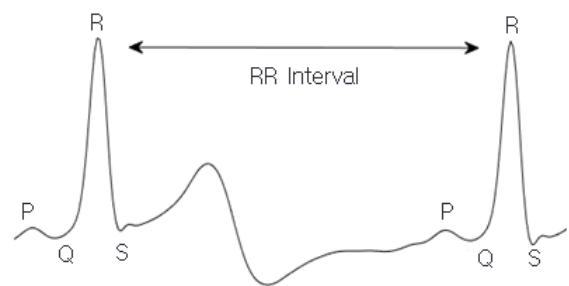


그림 1. 심전도 파형
Fig. 1. ECG waves.

측정된 심전도는 저 대역 통과 필터, 고 대역 통과 필터, 미분계수 필터, 제곱 과정, 이동평균, 임계값 설정 등을 통해 최종적으로 R-Peak를 검출하게 된다.

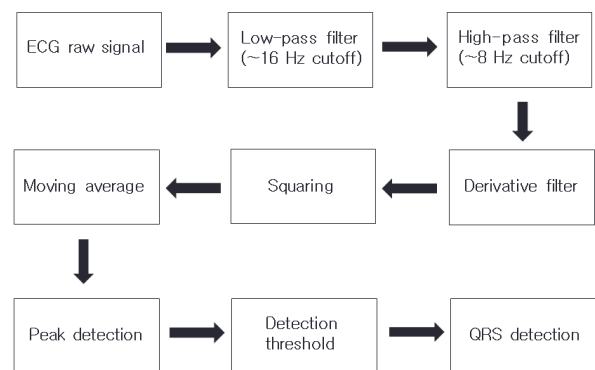


그림 2. R-Peak 검출 흐름도
Fig. 2. Flow chart of R-Peak detection.

심전도에서 검출된 R-Peak는 그림 3의 (a) 같으며 R-Peak 검출 후 R-Peak 점을 기준으로 한주기를 구분하면 그림 3의 (b)와 같다. 각 신호는 진폭 및 시간 축

이 같지 않기 때문에 정규화 과정을 가지며 시간 축의 경우 큐빅-스플라인 보간법(cubic spline interpolation)을 사용하여 정규화하며 진폭의 경우 수식 (1)을 이용하여 정규화하여 그림 3의 (c)와 같은 결과를 얻는다.

$$y[n] = 2(x[n] - x_{median_r}) / (x_{max_r} - x_{min_r}) \quad (1)$$

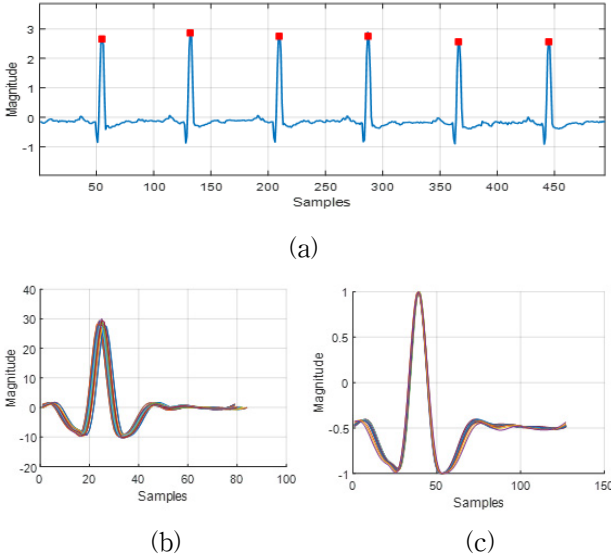


그림 3. (a) R-Peak 검출 ECG (b) 심박별 분리된 ECG (c) 정규화 된 심박신호
Fig. 3. (a) R-Peak detection (b) Segmented heartbeat signals (c) Normalized heartbeat signals.

2. 이산코사인 변환을 이용한 특징 추출

시계열 자료 분석은 크게 시간 영역과 주파수 영역 분석 방법으로 나눌 수 있으며 주파수 영역 분석은 푸리에 변환을 기초로 이루어지며 이는 복소수의 형태로 표시된 결과를 분석해야 하므로 결과 해석이 쉽지 않다. 그에 대한 대안으로 실수로만 이루어진 이산코사인 변환(Discrete Cosine Transform)이 제안되었다.

심전도를 이용한 개인인증에 이산코사인 변환이 적용된 연구로는 보정기준점을 사용하지 않는 방식에 대한 연구로 Plataniotis에 의해 소개된 바 있으며 이후로 많은 연구자에 의해 이산코사인 변환이 인증 분야에 사용되었다^[13].

이산코사인 변환은 Ahmed에^[13] 의해 정의되었으며, 이는 푸리에 변환을 기반으로 한다. 이산코사인 변환 계수는 시계열 자료 $x[1, 2, \dots, n]$ 가 있다고 가정하면 식 (2)와 같으며 이산코사인 변환에 의해 변환된 주파수 도메인의 경우 주파수 성분이 DC 부분으로 집중되는 특성이 있으므로 대부분의 신호 정보가 저주파에 집중됨을 그림 4를 통해 볼 수 있다.

$$F[j] = w[j] \sum_{k=1}^n x[k] \cos \frac{\pi}{2n} (2k-1)(j-1)$$

$$w[j] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{n}} & j = 1 \\ \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{n}} & j = 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

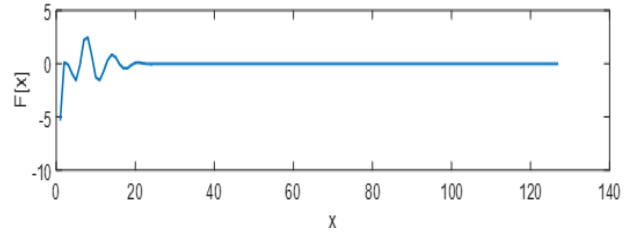


그림 4. 심전도 신호의 이산코사인 변환 계수
Fig. 4. DCT coefficients of heartbeats.

3. 랜덤 포레스트 분류 알고리즘

랜덤 포레스트는 기계학습 알고리즘 중 하나로 L.Breiman에^[14] 의해 제안되었으며, 의사결정 트리의 앙상블 분류기이다. 앙상블 기법은 단일 분류기를 여러 분류기로 결합하여 그 분류 모형들에서 나온 결과들을 다수결 투표나 가중 평균을 통해 분류가 이루어진다. 단일 결정 트리의 장점은 빠른 학습 속도, 많은 양의 데이터 처리 능력 그리고 이상치에 크게 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. 하지만 훈련 데이터에 대해 과대적합(overfitting) 위험이 있어 상대적으로 낮은 정확도를 준다. 이런 단점을 보완하는 방법이 랜덤 포레스트이며 랜덤 포레스트는 결정 트리를 기본으로 하고 있으므로 빠른 학습 속도와 많은 양의 데이터 처리 능력, 다양한 클래스를 분류할 수 있다.

트리는 그림 5의 (a)에서 볼 수 있는 것과 같이 최초 노드를 Root 노드라고 하며 노드를 분기시키다가 더는 나누어질 데이터가 없거나 일정 깊이(d)가 되었을 때 그 노드에서의 확률값을 구하게 되는데 이때 노드를 Leaf 노드라고 한다. Root 노드부터 Leaf 노드로 트리를 학습하기 위한 알고리즘은 다음과 같으며:

1. 데이터 셋을 분할하기 위해 매개변수 $\Phi = (\theta, \tau)$ 를 랜덤하게 선택(θ : feature parameters 그리고 τ : thresholds)
2. 각각의 Φ 의해 전체 데이터셋 Q를 오른쪽, 왼쪽 노드로 분리

$$Q_l(\Phi) = Q(\theta) < \tau$$

$$Q_r(\Phi) = Q \setminus Q_l(\Phi) \quad (3)$$

3. 정보 이득량이 가장 큰 매개변수를 노드의 분할 조건으로 결정

$$\Phi^* = \operatorname{argmax} G(\Phi)$$

$$G(\Phi) = H(\Phi) - \sum_{s \in (l,r)} \frac{|Q_s(\Phi)|}{|Q|} H(Q_s(\Phi)) \quad (4)$$

($G(\Phi)$: 정보이득량 그리고 $H(\Phi)$: 섀넌 엔트로피)

랜덤 포레스트의 경우 그림 5의 (b)에서 볼 수 있듯 전체 트레이닝 세트 D 에서 임의의 부분집합을 추출한 후 각 부분 집합을 통해 n 개의 트리를 만들어 각 트리의 확률값을 배깅(Bagging)하여 최종 랜덤 포레스트의 확률값을 얻게 된다. 이 확률값의 최대 확률을 가지는 것이 어떤 데이터에 대한 클래스가 된다^[14].

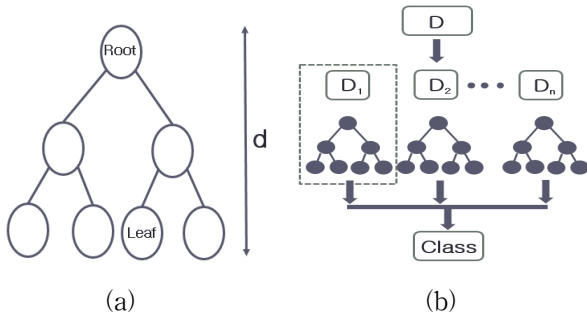


그림 5. (a) 단일 의사 결정 트리 (b) 랜덤 포레스트
Fig. 5. (a) Decision Tree (b) Random Forest.

III. 실험 및 결과

본 논문의 공정한 평가를 위해 정량화되고 공인된 심전도 데이터베이스를 사용해야 하며 평가를 위해 남성 5명(26~45세), 여성 13명(20~50세)으로 이루어진 18개의 심전도 파일로 구성된 MIT-BIH Normal Sinus Rhythm 데이터베이스(NSRDB)를 선정하여 성능을 평가하였으며. NSRDB의 경우 128Hz 샘플링으로 측정되었다.

제안한 알고리즘의 블록선도는 그림 6과 같으며 알고리즘은 매트랩 환경에서 구현되었다. 심전도를 이용한 생체인증을 위해 심전도 데이터에서 R-Peak를 검출하여 심박을 분리하였으며 각 심박은 2.1에서 논의한 바와 같이 정규화 과정을 거쳤다. 정규화 과정에서 추가로 5개의 심박 신호를 평균하여 하나의 정규화 된 심박 신호를 만들었으며 이는 심전도 내에서 심박 신호의 불균형 잡음을 줄이기 위함이다. 이와 같은 정규화 된 신호는 NSRDB에서 각사람 별로 250개의 심박 신호를

추출하였으며 각 심박 데이터의 특징을 추출하기 위해 이산코사인 변환을 통해 그림 4와 같은 이산 코사인 변환 계수를 얻었으며 심전도의 경우 일반적인 정보가 40Hz 보다 저주파에 분포하기 때문에 초기 저주파에 해당하는 40까지 값을 특징으로 랜덤 포레스트 분류기를 구성하였다^[15]. 분류기를 학습하기 위해 각각의 사람의 심박 데이터 250개 중의 200개를 랜덤하게 추출하여 학습하였으며 나머지 50개를 검증에 사용하였다. 또한, 개인 식별 알고리즘 검증을 위해 5-fold 교차 검증을 수행하였다.



그림 6. 제안한 알고리즘에 대한 블록선도
Fig. 6. Block diagram of proposed algorithm.

랜덤 포레스트 분류기의 경우 트리의 수에 따라 결과값이 변화할 수 있는데 트리 수에 따른 결과는 그림 7과 같으며 트리 수 20개 이상에서 99% 이상의 개인 인식을 보였다.

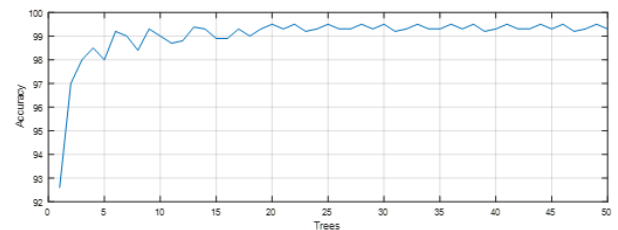


그림 7. 랜덤 포레스트 트리 수에 따른 인식률
Fig. 7. Accuracy while changing the number of trees in Random Forest.

일반적인 성능 평가에서는 실제값과 예측값이 일치하는 True Positive 값이 중요한 성능 평가 요소로 작용하나 개인 인식 알고리즘의 경우 무엇보다 오 분류에 해당하는 실제값과 예측값의 결과가 다른 False Acceptance Rate(FAR, 오인식률), False Rejection Rate(FRR, 오거부율)이 중요한 요소로 작용한다. FAR의 경우는 타인의 심전도를 본인의 심전도로 인식하는 경우이며 FRR은 본인의 지문이 맞는데 거절되는 경우를 말한다. 트리 수 40개의 랜덤 포레스트를 이용한 개인 인식결과는 900개의 검증 데이터 중에 4개의 데이터가 오 분류 되었으며 랜덤 포레스트 내부의 개별 트리 40개의 예측 결과는 표 2와 같다. 예로 307번째 심박의

표 1. 이전 연구와 제안된 방법에 대한 비교

Table1. Performance of proposed method comparing with related works.

Study	Feature Type	Leads	Technique	Subjects	Accuracy
Biel et al. ^[5]	Fiducial(30)	12	SIMCA	20	100%
Shen et al. ^[16]	Fiducial(7)	1	Decision-based Neural Network + Template Matching	20	95%(DBNN) 100%(Combined)
Wang et al. ^[6]	Fiducial(21)	1	KNN+LDA	13	98
Plataniotis et al. ^[3]	Non-fiducial	1	AC/DCT	14	92~100%
Page et al. ^[17]	Non-fiducial	1	DNN	90	99.96%
Sarkar et al. ^[18]	Fiducial(18)	1	QDA	47	97%
Belgacem et al. ^[19]	Non-fiducial	1	Wavelet + Random Forest	40	100%
Proposed	Non-fiducial	1	DCT + Random Forest	18	99.99%

표 2. 인식 오류 예

Table2. Failed case in biometrics.

Number	Label	Result	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
218	13	15	0	5	0	6	0	1	6	1	0	0	0	0	10	1	10	0	0	0
283	4	11	5	0	6	5	0	0	0	0	0	7	16	0	0	0	1	0	0	0
307	4	11	1	0	2	9	0	0	0	0	0	2	26	0	0	0	0	0	0	0
361	13	15	0	0	0	3	0	2	0	0	0	0	0	0	7	0	16	0	12	0

경우 4번째 사람의 심박인데 11번째 사람으로 오 분류한 경우이며 40개의 트리 중에서 26개가 11번째 사람으로 오 분류 하였다. 이처럼 기존의 랜덤 포레스트를 이용한 연구의 경우 N개의 트리 예측 중 가장 많이 예측된 경우를 최종적인 예측 결과로 인식하여 4번째 사람이 11번째 사람으로 오 분류 되어 0.63%의 FAR 값을 가졌다^[19]. 하지만 본 논문에서는 총 트리의 80% 이상이 예측한 경우, 40개의 트리 중에서 32개 이상의 트리가 예측한 경우에만 승인해주었고 나머지의 경우 거절하였다. 하지만 이 경우 거절의 경우가 빈번하게 발생함에 사용자에게 불편함을 줄 수 있다. 따라 본 논문에서는 3번의 심박을 연속으로 측정하여 승인과 거절을 결정하였다. 각각의 사람의 심박 데이터 50개를 10회 test 한 결과 인식률은 99.99%로 FRR 값이 0.001%, FAR 값이 0%로 다른 사용자가 승인되는 경우가 발생하지 않았다.

IV. 결 론

본 논문은 개인 인식을 위해 연속되는 심전도 신호에서 R-Peak 점을 기준으로 각 심박 신호를 분류한 뒤 DCT를 적용하여 특징을 검출한 후 랜덤 포레스트 분류기를 통해 인증을 수행하였다. 인증에서 오 분류에 해당하는 False Acceptance Rate 값을 0%로 하기 위해 랜덤 포레스트의 각 트리의 결과값이 전체 트리 수의

80% 이상인 경우에만 ID를 승인하도록 설계 하였으며 결정 트리를 기본으로 하고 있으므로 빠른 학습 속도와 많은 양의 데이터 처리 능력, 다양한 클래스를 분류할 수 있어 실생활에 적용 가능할 것이라고 본다. 하지만 실생활 적용에서는 심전도 측정 위치, 사용자의 운동, 수면 그리고 음주 후 등과 같은 생활변화에 강건해야 하므로 더욱 많은 데이터를 통해 실험을 진행할 예정이며 변화에 강건한 알고리즘을 제안하고자 한다.

REFERENCES

- [1] Task Force of the European Society of Cardiology., "Heart rate variability standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use." Eur Heart J, vol. 17, pp. 354-381, 1996.
- [2] Jain A. K., Ross A., and Prabhakar S., "An introduction to biometric recognition." IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 14, pp. 4-20, 2004.
- [3] Plataniotis, Konstantinos N., Hatzinakos D., and Lee J. K., "ECG biometric recognition without fiducial detection." Biometrics Symposium: Special Session on Research at the Biometric Consortium Conference. IEEE, pp. 1-6, 2006.
- [4] Gang G. W., Min C. H., and Kim T. S.. "Development of Single Channel ECG Signal Based Biometrics System." Journal of the Institute

of Electronics Engineers of Korea CI, vol. 49(1), pp. 1-7, 2012.

[5] Biel L., et al., "ECG analysis: a new approach in human identification." Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1999. IMTC/99. Proceedings of the 16th IEEE, vol. 1, pp. 557-561, 1999.

[6] Wang Y., et al., "Analysis of human electrocardiogram for biometric recognition." EURASIP journal on Advances in Signal Processing, vol. 2008, pp. 148658, 2007.

[7] Odinaka I., et al., "ECG biometric recognition: A comparative analysis." IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 7, pp. 1812-1824, 2012.

[8] Martínez J. P., et al., "A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases." IEEE Transactions on biomedical engineering, vol. 51, pp. 570-581, 2004.

[9] Benitez, D., et al., "The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis." Computers in biology and medicine, vol. 51, pp. 570-581, 2004.

[10] Xue Q., Hu Y. H., and Tompkins W. J., "Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection." IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 39, pp. 317-329, 1992.

[11] Kohler B. U., Hennig C., and Orglmeister R., "QRS detection using zero crossing counts." Applied genomics and proteomics, vol 2, pp 138-145, 2003.

[12] Hamilton P., "Open source ECG analysis." Computers in Cardiology IEEE, pp. 101-104, 2002.

[13] Ahmed N., Natarajan T., and Rao K. R., "Discrete cosine transform." IEEE transactions on Computers, vol. 100, pp. 90-93, 1974.

[14] Chen C, Liaw A, and Breiman L., "Using random forest to learn imbalanced data." University of California, Berkeley, vol. 110, 2004.

[15] Sahambi J. S., Tandon S. N., and Bhatt R. K. P., "Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system." IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol 16, pp. 77-83, 1997.

[16] Shen T. W., Tompkins W. J., and Hu Y. H., "One-lead ECG for identity verification." Engineering in Medicine and Biology 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS /BMES Conference, vol. 1, pp. 62-63, 2002.

[17] Page A., Kulkarni A., and Mohsenin T., "Utilizing deep neural nets for an embedded ECG-based biometric authentication system."

Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS) IEEE, pp. 1-4, 2015.

[18] Sarkar A., Abbott A. L., and Doerzaph Z., "ECG biometric authentication using a dynamical model." Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS), 2015 IEEE 7th International Conference on, pp. 1-6, 2015.

[19] Belgacem N., et al., "ECG Based Human Identification Using Random Forests." The International Conference on E-Technologies and Business on the Web (EBW2013). Bangkok, Thailand., 2013.

저자 소개



김정균(학생회원)
2015년 대구가톨릭대학교 의공학과
학사졸업
2015년~현재 과학기술연합대학
원 대학교 컴퓨터소프트
웨어 전공 석사과정

<주관심분야: 생체신호처리 및 분석, 머신러닝>



이강복(정회원)
1993년 경북대학교 전자공학과 학
사졸업
2000년 충북대학교 정보통신공학
과 석사졸업
2002년 충북대학교 정보통신공학과
박사수료

1993년~2000년 LG 반도체(주) 선임연구원
2000년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원
<주관심분야: RFID/NFC, ROIC, 생체신호처리,
IoT센서응용기술>



홍상기(정회원)
1999년 부산대학교 전자공학과 석
사졸업
2013년 충남대학교 전자공학과 박
사졸업
2001년~현재 한국전자통신연구원
책임연구원

2016년~현재 과학기술연합대학원대학교 컴퓨터소
프트웨어전공 부교수
<주관심분야: IoT 단말 플랫폼, 센서 데이터 처리
및 융합, 임베디드 시스템, 디지털 신호처리>