

단일 리드 심전도를 이용한 개인 식별

임서현 · 민경란 · 이종실 · 장동표 · 김인영

한양대학교 생체의공학과

Identification of Individuals using Single-Lead Electrocardiogram Signal

Seohyun Lim, Kyeongran Min, Jongshill Lee, Dongpyo Jang and Inyoung Kim

Department of Biomedical Engineering, Hanyang University, Seoul, Korea
(Manuscript received 21 May 2014; 19 June 2014; 24 June 2014)

Abstract: We propose an individual identification method using a single-lead electrocardiogram signal. In this paper, lead I ECG is measured from subjects in various physical and psychological states. We performed a noise reduction for lead I signal as a preprocessing stage and this signal is used to acquire the representative beat waveform for individuals by utilizing the ensemble average. From the P-QRS-T waves, features are extracted to identify individuals, 19 using the duration and amplitude information, and 16 from the QRS complex acquired by applying Pan-Tompkins algorithm to the ensemble averaged waveform. To analyze the effect of each feature and to improve efficiency while maintaining the performance, Relief-F algorithm is used to select features from the 35 features extracted. Some or all of these 35 features were used in the support vector machine (SVM) learning and tests. The classification accuracy using the entire feature set was 98.34%. Experimental results show that it is possible to identify a person by features extracted from limb lead I signal only.

Key words: individual identification, single-lead, electrocardiogram, ensemble average

1. 서 론

지문, 얼굴, 홍채, 망막, 정맥 등의 생체 정보들은 출입 통제 시스템 및 통신 인증에 있어 광범위하게 이용되고 있다 [1-5]. 이러한 생체 특징들을 복합적으로 이용 시에는 인식률의 정확도를 높일 수 있는 장점이 있다 [6,7]. 그러나 이러한 생체 정보들은 위조 및 변조 가능성이 높다는 단점을 가지고 있다. 현재 상용화 된 생체 인식 기술들은 사용자의 부재 시에도 사용될 수 있다는 단점을 보완하기 위해 추가적으로 체온, 습도, 산소 레벨, 빛의 흡수나 반사, 동공의 수축 정도 등의 측정이 필요하기 때문에 복잡한 시스템이 요구된다.

이에 비해 심전도 신호는 심장의 전기생리학적 요인과 심장의 위치, 크기, 신체적 조건 등에 의해 개인 고유의 특성을 가지며 [2], 살아있는 사람으로부터 기록되는 생체 신호이기 때문에 위조하기 어렵다 [8,9]. 또한 심전도 측정을 위해 특별한 행위나 자세가 요구되지 않아 무구속적으로 측정이 가능하다는 장점이 있다.

심전도는 심장의 전기적 활동을 기록한 신호로써 주로 임상적 진단을 목적으로 사용되어 왔으나 심전도를 이용한 생체 인식 기술이 2001년에 처음 제안되었다 [3]. 그 후 심전도의 기준점(fiducial point) 또는 형태학적 정보 기반의 특징을 이용하고, 분류기로 신경망 네트워크(neural networks), SVM(support vector machines), k NN(k nearest neighbors) 등 다양한 분류 방법을 이용한 개인 인식 알고리즘 연구와 심전도 데이터의 채널 수, 심전도 측정 상태에 따른 연구들이 보고되고 있다 [10-13]. 다채널의 심전도 신호를 이용한 개인 인식은 100%에 가까운 정확도를 얻고 있으나 편리성을 위하여 채널 수를 줄이는 경우 정확도는 떨어지게

Corresponding Author : Jongshill Lee
Department of Biomedical Engineering, Hanyang University, Seoul, Korea
Tel: +82-2-2220-0698 / Fax: +82-2-2220-4949
E-mail: netlee@hanyang.ac.kr
이 논문은 국방과학연구소 생존성 기술 특화연구센터의 사업으로 지원받아 연구되었음(계약번호 UD090090GD).

된다[13-15]. 심전도를 이용한 생체 인식 기술은 현재 널리 보급되어 사용되고 있는 지문 인식 기술처럼 상용화 가능성이 높은 기술이지만, 심장질환자의 경우나 정서적, 육체적 상태에 따라 심전도 신호가 변하여 인식 성능이 떨어지는 문제점이 남아있다[16-19].

그러나 최근 스마트 환경 구축과 스마트 기기에 대한 의존도가 높아지면서 개인 정보 보호 및 인증 등에 있어 어느 정도의 신뢰할 수 있는 정확도를 유지하면서 편리성이 강조된 생체인식 및 인증 기술이 요구되고 있다. 따라서 본 논문에서는 전극 개수의 최소화 및 사용자의 편리성을 고려하여, 양손을 전극에 접촉하여 심전도 신호를 측정할 수 있는 리드 I 신호를 이용하였다.

본 연구에서는 피험자의 다양한 육체적, 정신적 상태에서 단일 리드 I 신호를 계측하였으며, Relief-F 알고리즘을 이용하여 심장 박동 변화에 영향이 적은 특징들을 선택하고 이들 특징들을 기반으로 SVM을 이용하여 개인 식별을 수행하였다.

II. 재료 및 방법

1. 제안한 개인 식별 알고리즘

본 연구에서 제안한 개인 식별 알고리즘의 전체 블록도를 그림 1에 도시하였다. 심전도의 신호들 중 쉽게 측정이 가능한 사지 리드 I 신호를 개인 식별을 위한 신호원으로 이용하였으며, 전력선 간섭(power-line interference) 등의 잡음을 제거하는 전처리 과정을 수행하였다. 전처리 과정을 거친 신호에 대하여 Pan-Tompkins QRS complex 검출 알고리즘[20]을 이용하여 비트(beat)를 검출하였으며, 검출된 비트들을 앙상블 평균(ensemble average)을 이용하여 개

인의 평균 심전도 신호를 추출하였으며, 최대값을 기준으로 정규화하였다.

앙상블 평균으로부터 얻어진 개인의 평균 심전도 파형에서 P-QRS-T파의 구간(duration) 및 진폭 정보를 특징값들로 추출하였으며, 평균 심전도 파형에 Pan-Tompkins 알고리즘을 적용하여 QRS complex 정보에 대하여 추가적으로 특징값들을 추출하였다. 심전도 파형에서 심박수에 따라 P파와 T파는 시간 축 상에서 많은 변화를 보이는 반면, QRS complex는 거의 변화하지 않으므로[21], 심박수가 변화하는 다양한 상태에서도 안정적인 특징값을 얻기 위하여 Pan-Tompkins 알고리즘의 이동평균 파형으로부터 추가적인 특징값들을 추출하였다.

추출된 특징값들을 대상으로 분류 정확도에 기여도 평가 및 연산의 효율성을 높이기 위하여 Relief-F 알고리즘을 적용하여 유의한 특징을 선택하였으며, 분류기로는 pairwise coupling 기반의 선형 SVM을 이용하였으며 정확도 검증을 위하여 10-fold cross validation을 수행하였다.

2. 심전도 데이터 획득

개인 식별 알고리즘의 검증을 위해 20대와 30대 남녀 총 20명을 대상으로 단일 채널 심전도 기기인 BMDAQ[22]를 이용하여 리드 I 심전도 데이터를 획득하였다.

리드 I 신호는 심전도 사지유도 방법 중에 왼손과 오른손에 부착된 두 전극 사이의 전위차에 의해 기록되는 신호로서 개인 식별 시스템에 활용 가능성이 높은 신호이다. 심전도 신호 측정 시에 표 1과 같이 정서적 또는 육체적 상태 변화 등 다양한 측정 환경을 통해 개인의 심전도 파형 및 심장 박동 변화를 반영하였고, 편안히 앉은 상태에서 피험자의 왼손과 오른손에 건식 전극을 부착하여 심전도 신호를

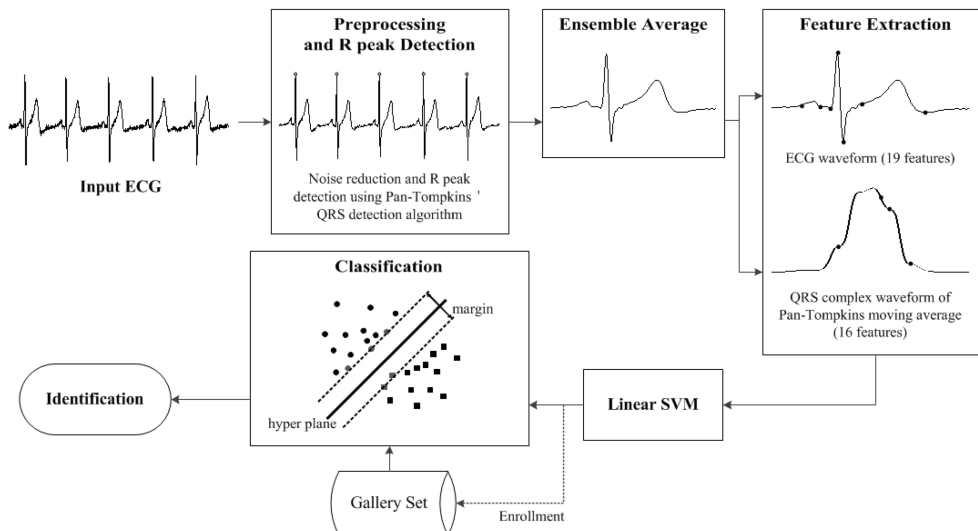


그림 1. 제안한 개인 식별 시스템의 블록 다이어그램.
Fig. 1. Block diagram of the proposed personal identification system.

표 1. 심전도 기록의 다양한 측정 상태
Table 1. Various conditions for ECG recording

Conditions	
Resting	After resting for 10 minutes -In the morning/afternoon/evening
Emotional	During listening to music -Classic / rock
Exercising	After exercise
	-Slow walking (4 km/h) for 5 minutes
	-Power walking (6 km/h) for 5 minutes
	-Running (8 km/h) for 5 minutes -Going up and down the stairs for 5 minutes
Smoking	After smoking

획득하였다. 250 Hz의 샘플링레이트로 한 가지 측정 조건 당 20초씩 5회 이상 심전도를 측정하여 최소 45개의 개인 별 데이터를 가지며, 두 달 동안 총 피험자 20명에 대해 991 개의 심전도 데이터를 획득하였다.

3. 전처리 및 앙상블 평균

심전도 신호 측정 중 움직임 및 호흡으로 인한 기저선 잡음과 전원선 잡음을 제거하기 위하여 전처리 과정을 수행하였다. 기저선(baseline) 잡음을 제거하기 위하여 0.1 Hz 차단주파수를 갖는 3차 Butterworth 고주파통과 필터링을 수행하였으며, 6차 Butterworth 노치 필터를 이용하여 60 Hz전원 잡음을 제거하였다.

전처리를 통해 잡음이 제거된 신호에 대하여 개인의 평균 심전도를 나타내는 한 비트의 파형을 추출하기 위하여 기준점(fiducial point)인 R 피크를 Pan-Tompkins QRS complex 검출 알고리즘을 이용하여 구하였으며, 구해진 R 피크를 이용하여 평균 심박수(HR_{avg})를 계산하였다. 심전도 데이터의 모든 비트 파형에 대해 R 피크를 기준으로 평균 심박수의 -40%~80%에 해당하는 각 비트 파형을 대상으로 앙상블 평균을 적용하여 개인의 평균 비트 심전도 파형을 추출하였다. 그림 2는 전처리 및 앙상블 평균의 결과의 예시를 보여주고 있다. (a)는 리드 I 원신호, (b)는 전처리 과정을 통해 전원 잡음, 기저선 잡음을 제거한 결과에 검출된 R 피크를 표시하였으며, (c)는 앙상블 평균을 이용한 개인의 평균 비트 심전도 파형을 보여주고 있다.

4. 특징 추출

본 연구에서는 앙상블 평균을 이용한 개인의 평균 비트 심전도 파형으로부터 P-QRS-T 파의 특징점들을 검출(그림 3a)하고 각 파의 진폭 및 구간 정보를 이용하여 19개의 특징값을 추출하였으며, 평균 비트 심전도 파형에 대하여 Pan-Tompkins 알고리즘을 적용한 결과 파형(그림 3b) 및 미분

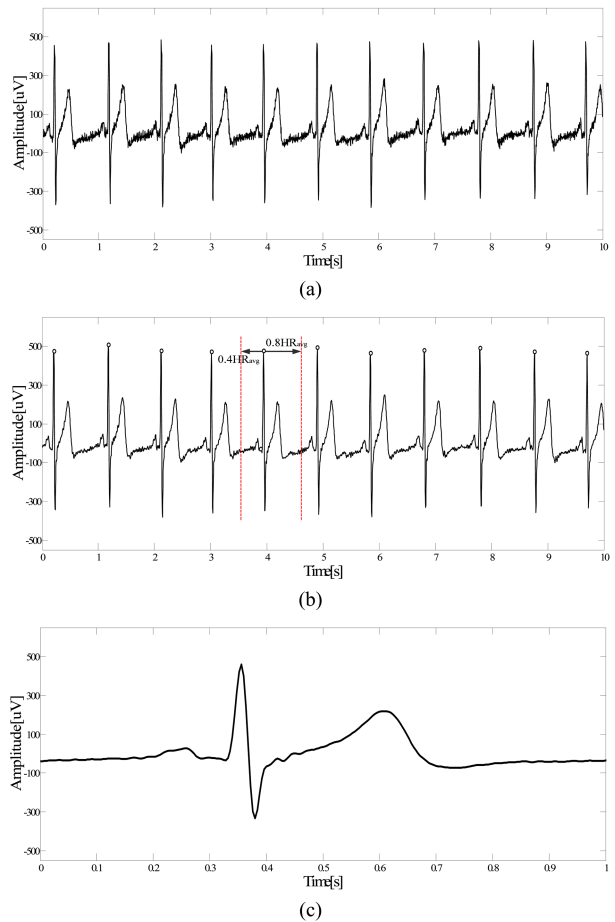


그림 2. 리드 I 신호의 전처리 및 앙상블 평균 예, (a) 리드 I 심전도 신호, (b) 전처리 및 R 피크 검출, (c) 앙상블 평균.

Fig. 2. Example of preprocessing for lead I signal and ensemble average, (a) lead I ECG signal, (b) preprocessing and R peak detection, (c) ensemble average.

파형(그림 3c)으로부터 16개의 특징값들을 추출하였다.

개인의 평균 비트 심전도 파형으로부터 P-QRS-T파의 특징점들은 다음과 절차에 의하여 검출하였다.

- i) Pan-Tompkins 알고리즘의 최종단인 이동평균 파형(그림 3b)으로부터 변곡점 정보를 이용하여 QRS_{on} , QRS_{off} 를 검출
- ii) [QRS_{on} , QRS_{off}] 구간에서 변곡점 정보를 이용하여 Q, R, S 피크 검출
- iii) [$R_{peak} - 108$ ms, R_{peak}] 구간에서 20 ms 동안 제일 평탄한 점인 등전위 참조점(iso-electric reference point; IRP) 검출[23]
- iv) IRP로부터 역방향 검색을 통해 최대값인 P 피크 검출(P_{peak})
- v) IRP의 진폭 값인 IRP 레벨과 P 피크로부터 좌우 최대 기울기가 만나는 두 점 검출(P_{on} , P_{off})
- vi) ii에서 구한 S_{peak} 로부터 순방향 68 ms 동안 현재의

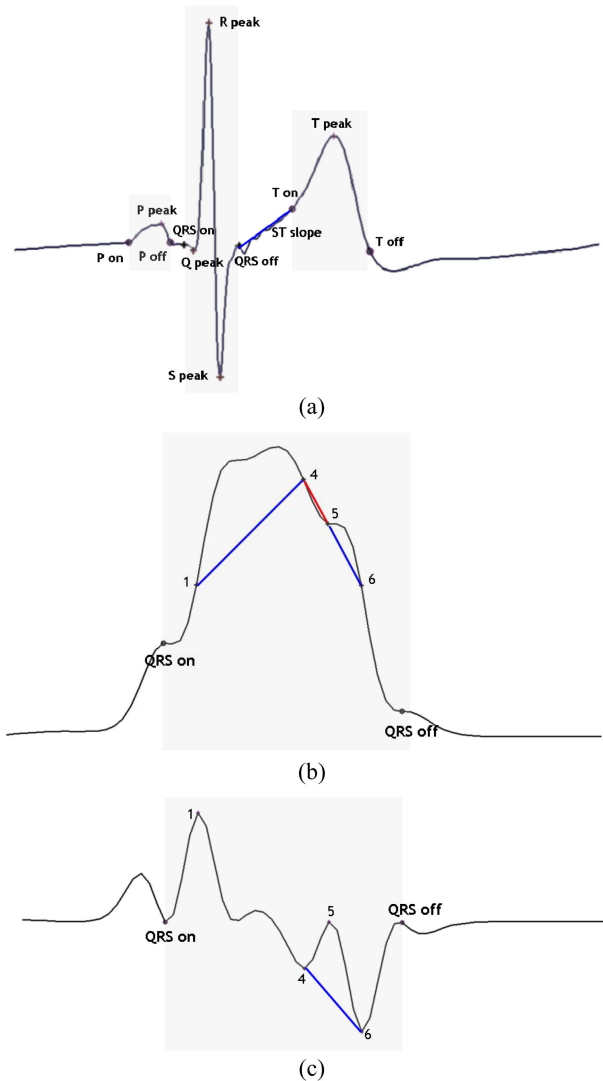


그림 3. 앙상블 평균 및 Pan-Tompkins 알고리즘 적용한 결과 파형으로부터 특징점 검출, (a) 앙상블 평균 파형으로부터 특징점 검출, (b) Pan-Tompkins 알고리즘 결과 파형으로부터 특징점 검출, (c) (b)의 미분 파형 및 특징점 검출.

Fig. 3. Detection of feature points from ensemble average and waveform of Pan-Tompkins algorithm's moving average, (a) feature points for ensemble average waveform, (b) feature points for waveform of Pan-Tompkins algorithm's moving average, (c) feature points for derivative waveform of (b).

점 이전 및 이후 3샘플들의 평균값의 차가 15 uV이하가 되는 점 검출(J point)[23]

vii) iv 와 v와 동일한 방법으로 T_{peak} , T_{on} , T_{off} 검출

개인의 평균 비트 심전도 파형(그림 3a)으로부터 검출한 특징점들을 이용하여 구간, 진폭, 기울기를 포함하는 19개의 특징으로써, P, QRS complex, R, T 파의 길이와 PR, QT, ST 간격, PR, ST 세그먼트, 진폭으로부터 추출한 특징은 P, R, QR, RS, T, ST 진폭 값이며, 기울기 특징으로

는 ST 기울기를 선택하였다.

Pan-Tompkins 알고리즘을 적용한 결과 파형 및 미분 파형에서는 총 16개의 특징을 추출하였으며, 결과 파형(그림 3b)에서는 1, 4, 5, 6점에서의 진폭 그리고 QRS_{on} 점과 4점사이의 간격, 1-4, 4-5, 5-6점들 간의 기울기를 특징으로 추출하였으며, 1과 4사이의 변곡점은 일부 피험자에서는 존재하지 않아 제외하였다.

미분 파형(그림 3c)에서는 결과 1, 4, 5, 6점의 진폭 값과 4-5점 사이의 기울기를 특징 값으로 추출하였다.

5. SVM 및 Relief-F 특징 선택을 이용한 개인 식별 및 검증

리드 I 신호로부터 추출된 35개의 특징값들을 대상으로 분류 정확도에 기여도 평가 및 연산의 효율성을 높이기 위하여 Relief-F 알고리즘을 적용하여 특징 선택을 수행하였으며, 분류기로는 pairwise coupling 기반의 선형 SVM을 이용하였으며 정확도 검증을 위하여 10-fold cross validation 을 수행하였다.

SVM은 다양한 패턴인식 분야에서 주로 사용되는 기계학습(machine learning) 모델로써, 클래스를 분리하는 초평면 중에서 클래스들과 가장 거리가 먼 초평면을 찾는 방법이다. 이 때 초평면을 형성하는데 기여한 자료들을 서포트 벡터(support vector)라고 하며, 트레이닝 데이터를 이용한 기계학습 통해 초평면과 서포트 벡터가 이루는 마진(margin)이 가장 큰 초평면을 찾아 클래스를 구분할 수 있는 모델을 생성하고, 생성된 모델을 이용하여 개인을 식별한다[24]. 또한 SVM에서 고차원(high-dimension) 데이터 연산의 효율성을 높이기 위해서는 특징 선택 과정이 필요하므로, 본 연구에서는 기계학습에서 사용되는 다양한 특징 선택 방법들 중 Relief-F 알고리즘을 적용하였다.

$$w(f) = P(\text{different value of } f | \text{different class}) - P(\text{different value of } f | \text{same class}). \quad (2.1)$$

Relief-F 알고리즘은 다른 클래스와의 구별성이 높은 특징값에 대해서는 가중치를 높게 주며, 같은 클래스들 간의 구별성이 낮은 특징값에는 낮은 가중치를 부여하는 방법으로 특징들의 가중치 및 기여도 순위를 제공한다[25].

III. 결 과

1. Feature Selection 결과

개인 식별을 위한 최적의 특징들을 찾기 위해 Relief-F 알고리즘을 이용하여 35개 특징들의 가중치와 기여도 순위를 평가하였다. 특징들의 Relief-F 알고리즘 적용 결과, Pan-Tompkins 이동평균 파형 및 그의 미분 파형의 QRS com-

표 2. 기여도 순위에 따른 상위 10개 특징들
Table 2. Top 10 features ranked by weight

Rank	W(f)	Feature	Description
1	0.2598	dMA46 _{slope}	slope between point 4 and 6 of dMA
2	0.2537	MA5 _{amp}	amplitude of point 5 on MA
3	0.2358	dMA4 _{amp}	amplitude of point 4 on dMA
4	0.1951	dMA1 _{amp}	amplitude of point 1 on dMA
5	0.1863	dMA6 _{amp}	amplitude of point 6 on dMA
6	0.1707	MA6 _{amp}	amplitude of point 5 on MA
7	0.1451	MA45 _{slope}	slope between point 4 and 5 of MA
8	0.1437	MA1 _{amp}	amplitude of point 1 on MA
9	0.1223	MA14 _{slope}	slope between point 1 and 4 of MA
10	0.1176	T _{amp}	amplitude between T _{off} and T _{peak}

*MA, waveform of Pan-Tompkins's moving average; dMA, derivative waveform of MA

plex 구간에서 추출된 특징들의 기여도가 높게 나타났으며 표 2는 기여도 상위 10개의 특징을 보여준다.

심박수에 따라 P파와 T파는 시간 축 상에서 많은 변화를 보이는 반면, QRS complex는 거의 변화하지 않으므로[21], 본 논문에서는 다양한 상태를 주고 즉, 심박수 변화를 주고 다양한 상태에서 측정을 하였으므로 상대적으로 변화가 적은 QRS complex 구간에서 추출한 특징들이 기여도가 높

게 나타났음을 알 수 있다.

2. 특징 개수 및 측정 상태에 따른 식별 결과

Relief-F 결과에 따라 기여도 순위가 낮은 특징을 한 개씩 제거해가면서 개인 식별 알고리즘을 검증한 결과, 20명에 대해 SVM 트레이닝 및 테스트 데이터로 측정 상태 구분 없이 수행한 10-fold 검증에서 35개 특징을 모두 사용하였을 경우에는 98.34%의 정확도를 보였으며 특징 개수가 많을수록 좋은 성능을 보였다. 또한 최소 10개 이상의 특징을 사용해도 95~98%의 높은 정확도를 가지는 것을 볼 수 있다(그림 4a). 그러나 SVM 트레이닝을 위해 편안한 상태에서 측정된 데이터만을 이용하고 다양한 상태에서 측정된 데이터를 이용하여 테스트한 결과에서는 35개 특징을 모두 사용하였을 경우 87%로 정확도가 낮아졌다. 측정 상태에 따른 검증 결과에서는 편안한 상태에서 98%의 높은 정확도를 보였으며(그림 5a), 락과 클래식 음악을 감상할 때도 92%의 비교적 높은 정확도를 보였으나(그림 5b), 운동을 통해 육체적 상태 변화를 반영한 결과에서는 81%의 낮은 정확도를 보였다(그림 5c). 5명의 흡연자에 한해 검증을 수행한 흡연 후의 식별 정확도는 96%로 나타나 편안한 상태에서의 인식 성능과 큰 차이가 없었다(그림 5d).

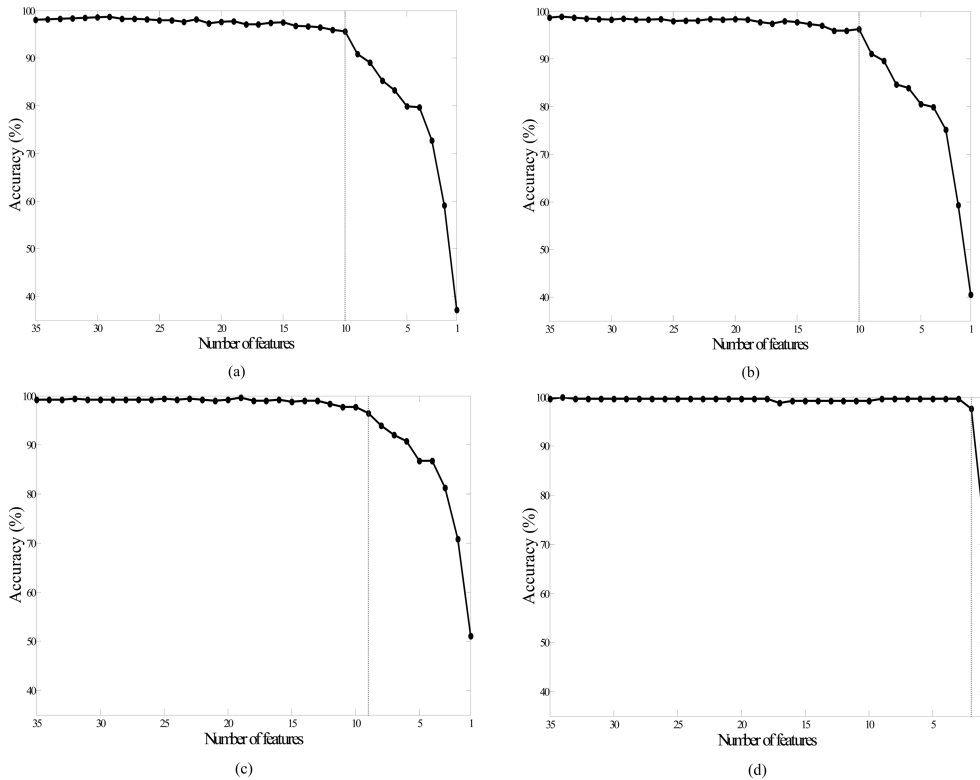


그림 4. 특징 개수 및 피험자 수에 따른 식별 정확도, (a) 20명, (b) 15명, (c) 10명, (d) 5명.

Fig. 4. Identification accuracy according to the number of features and subjects, (a) subject N = 20, (b) N = 15, (c) N = 10, (d) N = 5.

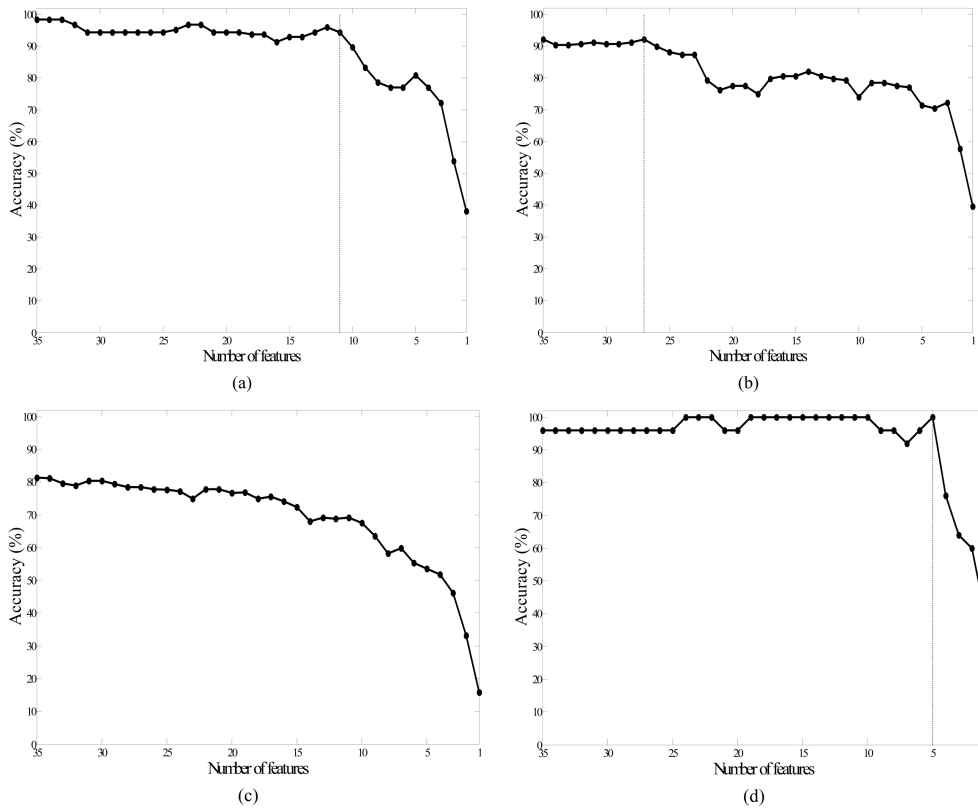


그림 5. 특징 개수 및 측정 상태에 따른 식별 정확도, (a) 편안한 상태, (b) 감정 변화 상태, (c) 운동 후, (d) 흡연 후 측정.
 Fig. 5. Identification accuracy according to the number of features and various recording states, (a) resting, (b) emotional, (c) exercising, (d) smoking data.

3. 인원 수에 따른 식별 결과

20명의 데이터 중 5명, 10명, 15명, 20명 각 인원을 무작위로 선정하고, 특징 개수에 따른 평가와 함께 인원 수에 따른 개인 식별 정확도 검증을 수행하였다. 테스트 인원 수를 5명으로 검증한 결과에서는 기여도가 높은 두 개의 특징만을 사용했을 경우에도 97% 이상의 높은 정확도를 보였지만, 테스트 인원 수가 많을수록, 사용하는 특징 개수를 줄일수록 정확도가 떨어졌다(그림 4).

4. 식별 시간에 따른 식별 결과

식별 단계 시 측정 시간에 따른 정확도 검증을 위해 3초부터 10초의 심전도 데이터를 이용하였으며, 개인의 템플릿을 등록하는 단계에서는 동일하게 20초 측정 심전도 데이터를 이용하였다. 개인의 템플릿 등록 시에는 안정적인 심전도 데이터를 확보하기 위해 20초동안 측정하였으나, 식별 시에는 측정 시간을 최소화하면서도 최소 두 개 비트 이상의 심전도를 획득할 수 있도록 식별 시간을 3초이상으로 설정하였다. 그림 6은 35개 특징으로 구성된 템플릿을 사용하여 측정 시간에 따른 식별 정확도 검증 결과를 보여준다. 식별 시의 측정 시간이 증가할수록 높은 성능을 보였으며 6초 이상 측정 시에 95~98%의 정확도를 가졌다.

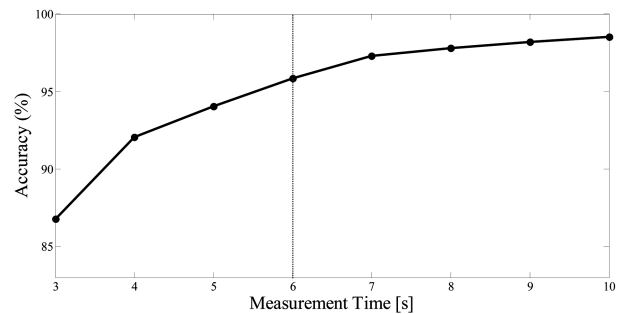


그림 6. 측정 시간에 따른 식별 정확도.
 Fig. 6. Identification accuracy according to the measurement time.

IV. 고찰 및 결론

본 연구에서는 다양한 상태에서 측정된 데이터 적용과 다양한 측정 시간에 따른 분석을 통해 단일 리드 심전도 기반의 개인 식별 알고리즘을 평가하였다. 대부분의 심전도 신호 기반의 생체 인식 연구에서는 편안한 상태에서 측정된 심전도 데이터를 이용하기 때문에 사용자의 정신적, 육체적 상태의 영향에 따른 심전도 변화를 고려하지 않아 개인 식별 알고리즘의 성능 평가가 제대로 이루어지지 않았다.

본 연구에서 총 20명에 대해 10-fold 검증을 수행한 결

과, 다양한 상태에서 측정된 20초 심전도 데이터를 이용하여 트레이닝 및 테스트하였을 때 98% 이상의 식별 정확도를 가졌으며, 적은 인원 수에 대해서는 99%의 식별 정확도로 더 좋은 성능을 보였다. 또한 개인 식별에 있어서 측정 시간을 최소화 하는 것이 중요하므로, 식별 시의 측정 시간을 고려한 검증을 통해 95% 이상의 높은 성능을 보이기 위해서는 6초 이상의 측정 시간이 필요함을 확인하였다. 그러나 편안한 상태에서 데이터를 등록하고 일상 중 다양한 상태에서 인증하는 실제 상황을 고려하여 검증하였을 때는, 다양한 측정 상태 별 검증 결과에서 편안한 상태와 감정적 변화, 흡연 시 92% 이상의 높은 정확도를 보인 반면, 운동을 통한 육체적 변화 상태에서는 정확도가 낮아졌다.

심장 박동의 영향이 적은 특징을 선택하기 위해 Relief-F 알고리즘을 이용하여 35개 특징들의 기여도를 평가한 결과, Pan-Tompkins 알고리즘의 이동평균 파형 및 그의 미분 파형에서 추출한 QRS complex 구간 관련 특징들의 기여도가 높은 것으로 나타났다. QRS complex 파형은 생리학적으로 우심실과 좌심실의 탈분극 사이 시간을 반영하는 파형으로서 P파나 T파에 비해 고주파 성분을 가지며 진폭이 크고 비교적 뚜렷하여 노이즈에 강하고 실시간 검출이 가능하다는 특징을 갖는다. 또한 심장 박동의 변화가 있을 때, QRS complex 구간은 P파나 T파에 비해 심장 박동 변화에 의한 영향이 적다는 보고가 있다[21]. 기존 보고와 본 연구 결과를 바탕으로, QRS complex 정보는 개인 고유의 중요한 정보로서 심전도 기반의 생체 인식에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

따라서 본 연구에서는 단일 리드 심전도 기반의 개인 식별 알고리즘을 제시하고 다양한 상태의 데이터를 적용하여 98%의 높은 식별 정확도 결과를 보였으며 이와 함께 QRS complex 구간의 활용 가능성을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 개인 식별 방법은 심전도의 측정 상태에 관계없이 등록 데이터베이스를 구성하여 트레이닝을 수행하여 검증한 결과에서는 높은 성능의 정확도를 가지는 반면에 실제 상황을 고려한 검증에서 육체적 변화 상태의 낮은 정확도가 한계로 남는다. 따라서 추후 연구에서는 육체적 상태가 심전도 신호에 미치는 영향을 고려하여 다양한 상태에서 항상 높은 성능을 내기 위해 알고리즘이 개선되어야 한다. 또한 데이터베이스에 등록된 템플릿 개수에 따른 검증을 통해 높은 성능의 식별 정확도를 갖기 위해 필요한 데이터베이스의 템플릿 개수 평가와 실용적 측면을 반영하여 평가 및 검증들이 필요할 것으로 보인다.

References

[1] L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson, and P. Wide, "ECG anal-

ysis: A new approach in human identification," *Ieee Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 50, pp. 808-812, Jun 2001.

- [2] G. Di Crescenzo, R. Graveman, R. Ge, and G. Arce, "Approximate message authentication and biometric entity authentication," in *Financial Cryptography and Data Security*, ed: Springer, 2005, pp. 240-254.
- [3] R. Sandhu and P. Samarati, "Authentication, access control, and audit," *Acm Computing Surveys*, vol. 28, pp. 241-243, Mar 1996.
- [4] H. Dai, S. Jiang, and Y. Li, "Atrial activity extraction from single lead ECG recordings: evaluation of two novel methods," *Comput Biol Med*, vol. 43, pp. 176-83, Mar 2013.
- [5] Y. Can, M. T. Coimbra, and B. V. K. V. Kumar, "Investigation of human identification using two-lead Electrocardiogram (ECG) signals," in *Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010 Fourth IEEE International Conference on*, 2010, pp. 1-8.
- [6] N. Poh and J. Korczak, "Hybrid Biometric Person Authentication Using Face and Voice Features," in *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*. vol. 2091, J. Bigun and F. Smeraldi, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2001, pp. 348-353.
- [7] R. Snelick, U. Uludag, A. Mink, M. Indovina, and A. Jain, "Large-scale evaluation of multimodal biometric authentication using state-of-the-art systems," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 27, pp. 450-5, Mar 2005.
- [8] K. Sidek, S. Fahim, I. Khalil, and D. Al-Shammary, "An efficient method of biometric matching using interpolated ECG data," in *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2010 IEEE EMBS Conference on*, 2010, pp. 330-335.
- [9] Y. J. Wang, F. Agrafioti, D. Hatzinakos, and K. N. Plataniotis, "Analysis of human electrocardiogram for biometric recognition," *EURASIP journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, p. 19, 2008.
- [10] A. Lourenco, H. Silva, and A. Fred, "ECG-based biometrics: A real time classification approach," in *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2012 IEEE International Workshop on*, 2012, pp. 1-6.
- [11] Z. Zhidong and Y. Lei, "ECG identification based on Matching Pursuit," in *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2011 4th International Conference on*, 2011, pp. 721-724.
- [12] J. S. Lee, Y. J. Chee, and I. Y. Kim, "Personal Identification Based on Vectorcardiogram Derived from Limb Leads Electrocardiogram," *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2012, 2012.
- [13] I. Oginaka, P. H. Lai, A. D. Kaplan, J. A. O'Sullivan, E. J. Sirevaag, and J. W. Rohrbaugh, "ECG Biometric Recognition: A Comparative Analysis," *Ieee Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 7, pp. 1812-1824, Dec 2012.
- [14] A. Kaveh and W. Chung, "Temporal and spectral features of single lead ECG for human identification," in *Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS), 2013 IEEE Workshop on*, 2013, pp. 17-21.
- [15] Z. Zhao, L. Yang, D. Chen, and Y. Luo, "A human ECG identification system based on ensemble empirical mode decomposition," *Sensors (Basel)*, vol. 13, pp. 6832-64, 2013.
- [16] Y. G. Lim, K. H. Hong, K. K. Kim, J. H. Shin, S. M. Lee, G.

- S. Chung, H. J. Baek, D. U. Jeong, and K. S. Park, "Monitoring physiological signals using nonintrusive sensors installed in daily life equipment," *Biomedical Engineering Letters*, vol. 1, pp. 11-20, 2011/02/01 2011.
- [17] M. S. Kim, Y. C. Cho, S. T. Seo, C. S. Son, and Y. N. Kim, "A new method of ECG feature detection based on combined wavelet transform for u-health service," *Biomedical Engineering Letters*, vol. 1, pp. 108-115, 2011/05/01 2011.
- [18] U. J. Yoon, Y. S. Noh, and H. R. Yoon, "Optimization methods for improving the performance of heart rate detection by a wearable ECG system during high-intensity exercise," *Biomedical Engineering Letters*, vol. 1, pp. 143-150, 2011/05/01 2011.
- [19] C. He, X. Fan, and Y. Li, "Toward ubiquitous healthcare services with a novel efficient cloud platform," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 60, pp. 230-4, Jan 2013.
- [20] J. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 32, pp. 230-6, Mar 1985.
- [21] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*: Academic Press, 2005.
- [22] J. S. Lee, I. Y. Kim, B. R. Kim, and S. I. Kim, *MSP430 utilizing signal acquisition and processing*: ITC, 2012.
- [23] A. Smrdel and F. Jager, "An algorithm to estimate the ST segment level in 24-hour ambulatory ECG records," in *Computers in Cardiology, 2008*, 2008, pp. 701-704.
- [24] M. N. Murty and V. S. Devi, *Pattern recognition: An algorithmic approach*: Springer, 2011.
- [25] I. Kononenko, "Estimating attributes: Analysis and extensions of RELIEF," in *Machine Learning: ECML-94*, vol. 784, F. Bergadano and L. Raedt, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 1994, pp. 171-182.