

# 곡률기반 기준점 검출을 이용한 계층적 심전도 신호 개인인증 알고리즘

김정준<sup>†</sup>, 이승민<sup>\*\*</sup>, 류강수<sup>\*\*\*</sup>, 이종학<sup>\*\*\*\*</sup>, 박길흠<sup>\*\*\*\*\*</sup>

## Hierarchical Authentication Algorithm Using Curvature Based Fiducial Point Extraction of ECG Signals

Jungjoon Kim<sup>†</sup>, SeungMin Lee<sup>\*\*</sup>, Gang-Soo Ryu<sup>\*\*\*</sup>,  
Jong-Hak Lee<sup>\*\*\*\*</sup>, Kil-Houm Park<sup>\*\*\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

Electrocardiogram(ECG) signal is one of the unique bio-signals of individuals and is used for personal authentication. The existing studies on personal authentication method using ECG signals show a high detection rate for a small group of candidates, but a low detection rate and increased execution time for a large group of candidates. In this paper, we propose a hierarchical algorithm that extracts fiducial points based on curvature of ECG signals as feature values for grouping candidates and identifies candidates using waveform-based comparisons. As a result of experiments on 74 ECG signal records of QT-DB provided by Physionet, the detection rate was about 97% at 3-heartbeat input and about 99% at 5-heartbeat input. The average execution time was 22.4 milliseconds. In conclusion, the proposed method improves the detection rate by the hierarchical personal authentication process, and also shows reduced amount of computation which is plausible in real-time personal authentication usage in the future.

**Key words:** ECG, Fiducial, Curvature, Authentication, QT-DB

### 1. 서 론

최근 통신기술의 발달과 함께 다양한 서비스에서 개인인증에 대한 중요성이 커지고 있다. 기존의 ID/PW 방식 및 주민등록번호를 이용한 개인인증 방식은 대형포탈 사이트에서의 유출로 사회적 문제가 발생했다. 이와 같은 이유로, 생체신호를 이용한 개인인증 방식에 대한 관심이 주목된다. 생체신호는 지문

인식[1], 홍채인식[2], 음성인식[3]과 같이 개인의 고유성을 지닌 생체특징을 기반으로 하기 때문에 개인인증의 한계를 극복하기 위한 방법으로 많은 연구가 진행 중이다. 그러나 이러한 생체신호들은 사고나 선천적 장애에 의해 신체일부가 훼손되거나 유실되어 생체신호를 획득할 수 없거나 변형되는 문제가 존재한다. 그 뿐만 아니라 지문과 같이 생체인증기에 접촉할 때 발생하는 흔적을 채취하여 생체정보의 도

※ Corresponding Author: Kil-Houm Park, Address: (41566) 80 Daehakro, Bukgu, Daegu, Korea, TEL: +82-53-940-8849, E-mail: khpark@ee.knu.ac.kr  
Receipt date: Dec. 30, 2016, Revision date: Feb. 2, 2017  
Approval date: Feb. 6, 2017

<sup>†</sup> School of Electronics Engineering, Kyungpook National University (E-mail: jungkim7@ee.knu.ac.kr)

<sup>\*\*</sup> School of Electronics Engineering, Kyungpook National University (E-mail: lsm1106@knu.ac.kr)

<sup>\*\*\*</sup> Dept. of Information & Communications Eng., Gumi University (E-mail: gsryu@kumi.ac.kr)

<sup>\*\*\*\*</sup> Dept. of Information Technology Eng., Catholic University of Daegu (E-mail: jhlee11@cu.ac.kr)

<sup>\*\*\*\*\*</sup> School of Electronics Engineering, Kyungpook National University

※ Research supported by the National Research Foundation of Korea grant funded by the Ministry of Education (NRF-2014R1A1A2057732)

난이 발생할 수 있으며, 콘택트렌즈나 프린트된 이미지를 통한 홍채의 위조, 녹음기를 이용한 음성위조 등의 문제가 발생한다[4].

생체인증의 문제점을 최소화 및 낮은 인증률을 보완하기 위해 두 가지 이상의 생체신호를 복합적으로 사용하는 방법[5,6]을 제안하거나 새로운 생체신호에 대한 연구가 진행 중이며, 그 중 심전도 신호가 각광받는다. 또한 지문인식, 홍채인식 등은 손가락, 안구, 음성 등의 사용에 제약을 받기 때문에 IoT (Internet of Things)와의 접목이 어려우나, 심전도 신호는 손목에 장착하는 밴드형 디바이스를 통해 일상생활에 영향이 상대적으로 적은 장점을 가져 이를 활용한 웨어러블 디바이스의 개발이 진행 중이다.

심전도 신호는 심장의 전기적 활동을 그린 신호로써, 심장질환의 진단 및 예후활동에 널리 사용된다. 심전도 신호는 20세기 후반 디지털 신호분석이 가능해지면서 많은 연구가 진행됐는데 그 중 가장 흔히 쓰이는 분석은 심박변이(HRV: Heart Rate Variability) 측정[7]이다. 심전도 신호는 산모와 태아의 신호를 분리하는 연구[8], 심방 및 심실 세동과 심근경색증 등의 부정맥 식별[9-12], 그리고 개인인증에 관한 연구[13-19]까지 다양한 분야에 응용된다. 심전도 신호는 심방의 탈분극을 나타내는 P파, 심실의 탈분극을 나타내는 QRS군, 심실의 재분극을 나타내는 T파로 구성할 수 있다. 각 파형은 개인에 따라 탈분극이 시작되는 지점인 Pacemaker의 위치 및 심장의 형태 등이 다르기 때문에 발생하는 파형의 형태에 고유성을 가지며 이러한 특징을 이용하여 개인인증이 진행된다.

심전도 신호의 개인인증은 크게 2가지 방식으로 나눌 수 있는데 첫 번째로 P파, QRS군, T파의 시작점, 끝점, 첨두를 각각 기준점으로 검출한 후, 이들 사이의 거리정보 혹은 각 기준점들에서의 전위차이 등을 특징값으로 획득하여 개인인증을 진행하는 방식이다[13,19]. 또 다른 방식은 파형의 형태를 직접적으로 사용하여, 파형 형태의 유사성을 획득하는 방식으로 개인인증을 진행하게 된다[14]. 기준점 기반의 개인인증 방식은 다양한 특징값을 바탕으로 PCA (Principal Component Analysis)[13], LDA (Linear Discriminant Analysis)[15] 등의 알고리즘을 접목시켜, 유의미한 특징값을 획득함으로써 신뢰성 있는 개인인증이 가능한 장점을 가진다.

그러나 기존의 개인인증 알고리즘은 대부분 10~30명 가량의 소규모 그룹에 대한 알고리즘이며, 50~70명 이상의 다수의 그룹에 대해 적용할 경우 오검출이 크게 발생할 수 있는 문제가 있다. 이는 기준점 기반의 개인인증의 경우, 유사한 특징값을 가지는 데이터가 많아짐으로써 오검출이 발생할 확률이 크게 증가하는 점과 형태 기반의 개인인증의 경우, 데이터 베이스가 많아짐에 따라 형태비교과정에서 수행시간이 급격히 늘어나는 점이다.

본 논문에서는 다수의 그룹에 대해서도 신뢰성 있는 개인인증을 위해 기준점 기반의 개인인증과 형태 기반의 개인인증을 순차적으로 진행하는 계층적 개인인증 방법을 제안한다. 제안 알고리즘은 특징값의 비교를 통해 개인인증 후보군을 검출하는 단계와 검출된 후보군에 대해 형태 기반의 개인인증을 진행하는 단계로 나누어진다. 이는 다수의 그룹에 대해 기준점 기반 개인인증은 후보군 검출단계까지는 높은 정확도를 가지며, 형태비교를 후보군에 대해서만 진행함으로써 수행시간을 크게 줄이면서 검출 정확도를 유지하는 장점을 가지게 된다. 이와 같이 계층적으로 개인인증을 진행함으로써, 다수의 그룹에 대해서도 신뢰성 있는 개인인증을 짧은 수행시간에 진행할 수 있게 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같이 진행된다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 대해 설명하고, 3장에서는 Physionet에서 제공하는 74개의 QT-DB에 대해 제안 알고리즘을 적용하여 실험한 결과의 분석 및 타 논문과의 결과를 비교하여 제안 알고리즘의 우수성을 확인하고 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 계층적 심전도 신호 개인인증

제안 알고리즘은 다수의 그룹에 대한 개인인증을 진행할 때, 기준점 기반의 개인인증과 형태 기반 개인인증이 가지는 문제점들을 해결하고자 두 가지 개인인증 방식을 계층적으로 이용하는 방안을 제안한다. 먼저 Fig. 1은 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 흐름도이다.

제안 알고리즘은 크게 전처리 단계, 기준점 기반 후보군 검출 단계(1단계), 형태기반 개인인증 검출 단계(2단계)로 나타낼 수 있다. 각 단계를 자세히 풀어보면, 먼저 전처리 단계에서는 입력신호에 대해 노이즈 제거 및 R-peak 검출이 진행된다. 그리고 후보

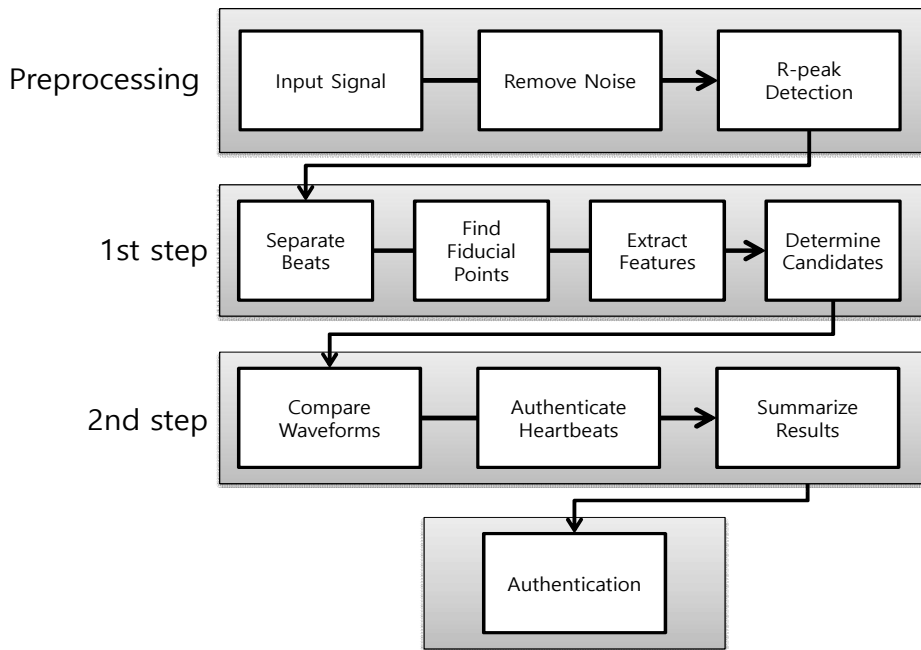


Fig. 1. The process of the proposed algorithm.

군 검출단계에서는 검출된 R-peak 점을 기준으로 심박을 분류하고, 기준점 검출 및 특징값 획득을 한 후 특징값의 유사도를 측정하여 각 심박 별로 개인인증 후보군을 결정한다. 형태기반 개인인증 단계에서는 앞서 결정된 후보군에 대해서만 심박 별로 형태기반 개인인증을 진행한 후, 심박에 따른 개인인증 결과를 종합하여 전체 입력신호에 대한 최종 개인인증 결과를 결정한다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 자세한 방법과 사용된 기법들에 대한 내용은 다음과 같다.

### 2.1 전처리

심전도 신호 측정 시에 발생하는 노이즈는 기준점의 오검출을 야기한다. 따라서 심전도 신호분석에는 전처리가 선행되는데, 일반적으로 사용되는 전처리 알고리즘에는 주파수 영역에서의 대역필터[20], 웨이블릿을 이용한 필터[21], 형태학적 연산 기반의 필터[22] 등이 존재한다.

일반적으로 심전도 신호 측정 중에는 측정장비로 인해 약 60Hz의 전원노이즈가 발생하며, 측정장비 주변의 근육 움직임에 의한 노이즈 및 0.06Hz 근처의 기저선 변동 등이 발생한다. 실제 심전도 신호는 약 1.1~40Hz 사이의 주파수 대역을 가지며, 본 논문에서는 노이즈 및 기저선 변동의 제거를 위해 대역필터

를 적용하였다.

### 2.2 R-peak 검출

R-peak 검출은 심전도 신호 해석의 가장 기본적인 단계로써 정확한 검출을 필요로 한다. R-peak 검출결과를 이용하여 분당심박수(BPM: Beat Per Minute)를 측정할 뿐만 아니라, R-peak를 기준으로 QRS군의 시작점과 끝점을 검출하고, 이를 바탕으로 또 다시 P파와 T파의 검출이 진행된다. R-peak의 검출은 기준점 검출에 중요하게 활용될 뿐만 아니라, 형태 기반의 심전도 신호 분석에도 각 심박의 형태정보를 획득하는데 기준점으로써 중요하게 사용된다.

R-peak 검출 방식에는 미분신호 및 평균필터를 이용하는 방법[20], Wavelet을 이용하는 방법[21], 불응기를 이용한 적응적 탐색구간을 이용하는 방법[23] 등이 존재한다. 본 논문에서는 그 중 가장 대표적인 Pan and Tompkins의 알고리즘을 적용하여 R-peak를 검출한다[20].

### 2.3 기준점 검출

R-peak의 검출을 기반으로, QRS군의 시작점과 끝점, 그리고 P파와 T파의 시작점과 끝점, 첨두를 기준으로써 검출한다. 기준점 검출 방법에는 Wavelet을 이용한 검출[21], 적분 기반 검출[24], 곡

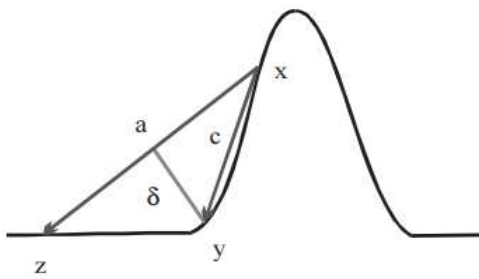


Fig. 2. The description of the curvature calculation process.

를 기반 검출[15] 등이 존재한다. 그 중 본 논문에서는 곡률 기반의 검출 기법을 이용하였으며, Fig. 2는 곡률값을 계산하는 형태를 나타낸 그림이다.

곡률은 Fig. 2와 같이 서로 다른 세 점  $X = (x_1, x_2)$ ,  $Y = (y_1, y_2)$ ,  $Z = (z_1, z_2)$ 를 이용하며, 그 중 중심점(Y)로부터 다른 두 점을 이은 직선(a)까지의 거리를 중심점에서의 곡률값( $\delta(Y;X,Z)$ )으로 측정한다. 식 1은 두 벡터의 외적을 이용하여 정의된 곡률값을 계산하는 식이다.

$$\delta(Y;X,Z) = \frac{\vec{a} \times \vec{c}}{|\vec{a}|} = \frac{(x_1 - z_1)(x_2 - y_2) - (x_2 - z_2)(x_1 - y_1)}{\sqrt{(x_1 - z_1)^2 + (x_2 - z_2)^2}},$$

where  $x_1 > y_1 > z_1$  (1)

이와 같이 정의된 곡률값은 각 파형의 시작점, 끝점, 첨두와 같은 기준점에서 극값을 가지게 된다. Fig. 3은 입력된 원신호와 입력신호에 대해 전처리를 통한 기저선 변동 및 노이즈 제거, Pan and Tompkins 알고리즘을 적용한 R-peak 검출을 순차적으로 진행한 후, 식 (1)의 곡률기반 기준점 검출을 진행하여 기준점을 획득한 결과이다.

2.4 특징값 획득 및 후보군 검출

획득된 P파, QRS군, T파의 시작점, 끝점, 첨두에 대한 위치정보를 기반으로 [15]에서 제안한 15개의 특징값에 추가적으로 QRS군의 너비, PP간격, RR간격을 추가한 특징값을 사용한다. Table 1은 사용된 18종류 특징값을 나타내는 표이다.

검출된 기준점으로부터 Table 1과 같이 18개의 특

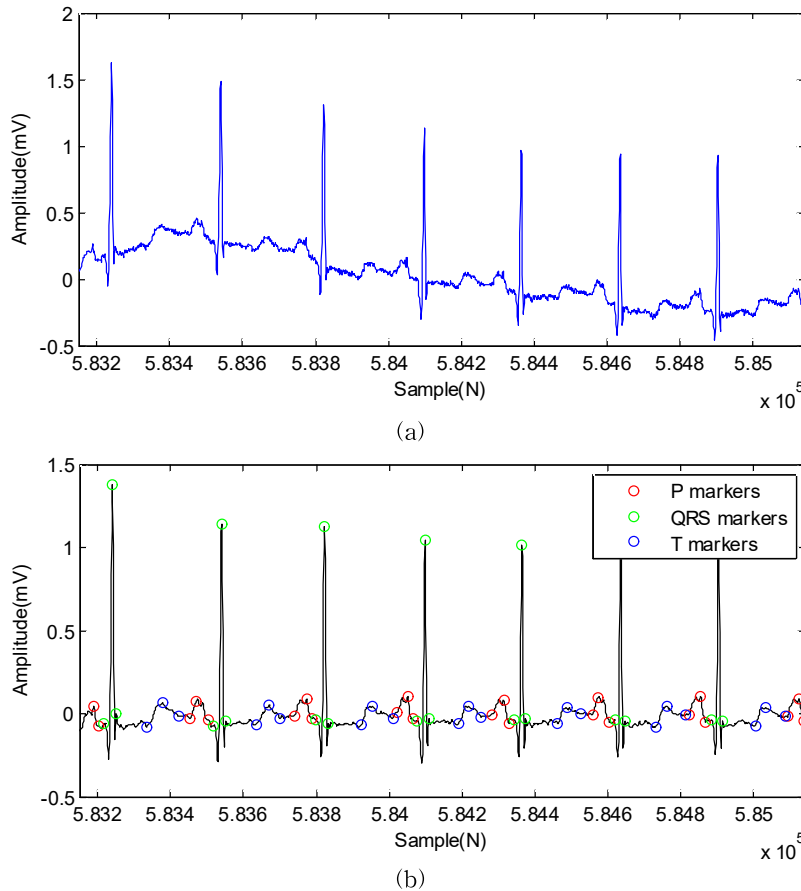


Fig. 3. The extraction of the fiducial points (a) input signal with noise, (b) fiducial points detection after noise remove.

Table 1. The table of extracted features

Extracted Features									
1	$LR$	$= P_{on} - R_{peak}$	7	$QR$	$= Q_{on} - R_{peak}$	13	$P'Q$	$= P_{off} - Q_{on}$	
2	$PR$	$= P_{peak} - R_{peak}$	8	$RS$	$= R_{peak} - S_{off}$	14	$PT$	$= P_{peak} - T_{peak}$	
3	$P'R$	$= P_{off} - R_{peak}$	9	$P$ width	$= P_{on} - P_{off}$	15	$LQ$	$= P_{on} - Q_{on}$	
4	$RS'$	$= R_{peak} - T_{on}$	10	$T$ width	$= T_{on} - T_{off}$	16	$ST'$	$= S_{off} - T_{off}$	
5	$RT$	$= R_{peak} - T_{peak}$	11	$QRS$ width	$= Q_{on} - S_{off}$	17	$PP$	$= P_{peak}^{i-1} - P_{peak}^i$	
6	$RT'$	$= R_{peak} - T_{off}$	12	$SS'$	$= S_{off} - T_{on}$	18	$RR$	$= R_{peak}^{i-1} - R_{peak}^i$	

징값을 획득한 후, 데이터베이스에 저장된 각 데이터의 대표파형들의 특징값들과 유사도를 측정한다. 유사도는 각 특징값에 대해 개별 유사도를 측정 한 후, 이를 합하여 획득하고, 개별 유사도는 식(3)과 같이 계산한다.

$$\delta_i(x_i; m_i, \sigma_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{-\frac{|x_i - (m_i + 2\sigma_i)|}{\sigma_i}}} & , \text{if } x_i > m_i + \sigma_i \\ 1 - t & , \text{if } m_i - \sigma_i \leq x_i \leq m_i + \sigma_i \\ \frac{-1}{1 + e^{-\frac{|x_i - (m_i - 2\sigma_i)|}{\sigma_i}}} + 1 & , \text{if } x_i < m_i - \sigma_i \end{cases} \quad (2)$$

where

$$|k| = |\log(t) - \log(1-t)| \approx |-4.5951| = 4.5961, \quad t = 0.01$$

여기서  $x_i$ 는 입력신호의  $i$ 번째 특징값을 의미하며,  $m_i$ 와  $\sigma_i$ 는 비교 데이터의  $i$ 번째 특징값의 분포가 가지는 평균 및 표준편차를 의미한다. 또한  $t$ 는 식(3)에서 제안된 세 개의 구간을 연속적으로 이어지게 하기 위해 사용된 조정값으로 여기서는 0.01을 사용하였다. 개별유사도는 3개의 구간으로 나누어 계산하는데, 먼저 특징값이 고정적이지 않고 변동이 다소 발생하는 것을 감안하여  $m_i$ 를 중심으로  $\sigma_i$  너비의 구간에 대해  $1-t$ 의 값을 갖는 Uniform 분포 영역이 있다. 그리고 Uniform 분포구간을 중심으로 양옆 구간은 Sigmoid 함수를 기반으로 한 영역으로써,  $m_i \pm \sigma_i$ 에서  $1-t$ 의 값을 시작으로 점차 감소하여  $m_i \pm 2\sigma_i$ 에서 0.5를 가지는 형태로 나타난다. Fig. 4는 식(3)의 분포를 나타낸 그림이다.

이와 같이 각 특징값에 대해 개별유사도를 획득하고, 개별유사도의 총합이 임계값을 넘는 데이터에 대해 후보군으로 선출한다. 그리고 선출된 후보군에 대해서만 형태 기반의 개인인증을 이어서 진행한다.

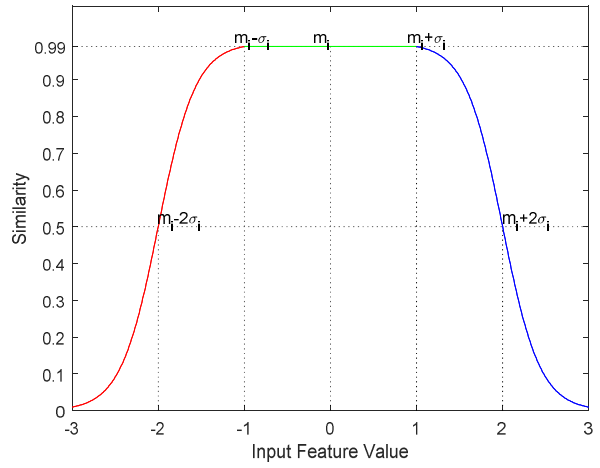


Fig. 4. The extraction of the fiducial points.

제안한 후보군 검출은 일부 데이터의 경우 특징값이 매우 유사하고, 실제 데이터는 노이즈로 인한 오차의 발생으로 임계값에 따라 실제 데이터가 후보군으로 선출되지 못하는 상황이 발생할 수 있다. 그러나 이러한 경우는 매우 적은 편이었으며, 여러 개의 심박에 대한 결과를 종합하여 최종적으로 개인인증을 하기 때문에 후보군 검출 단계에서의 실제 데이터가 후보군에 포함되지 못하는 문제를 다소 해결할 수 있다.

### 2.5 파형 비교 및 최종 개인인증

NCC(Normalized Cross Correlation)는 두 파형의 유사도를 측정하는데 사용되며[19], 입력신호( $f$ )와 데이터베이스에 입력된 신호( $t$ )에 대해 식 (4)과 같이 측정한다.

$$NCC(f,t) = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n \frac{(f(x) - \bar{f})(t(x) - \bar{t})}{\sigma_f \sigma_t} \quad (4)$$

여기서  $x$ 는 신호의 각 샘플위치를 의미하고  $n$ 은

신호의 길이를 나타낸다.  $\bar{f}$ 와  $\sigma_f$ ,  $\bar{t}$ 와  $\sigma_t$ 는 각 신호의 전위값에 대한 평균 및 표준편차를 의미한다. P파와 QRS군, T파에 대해 각각 파형의 유사도를 측정 한 후, 이를 합하여 전체 파형의 유사도를 획득한다. 입력신호와 가장 유사한 데이터를 해당 심박의 개인인 증 결과로 결정하고, 각 심박의 개인인 증 결과를 통 합하여 빈도수가 가장 높은 데이터를 최종적인 개인 인 증 결과로 결정한다.

### 3. 실험 및 결과

본 논문에서는 Physionet에서 제공하는 QT-Data- base에서 심실세동 및 부정맥이 심하게 나타나는 일 부 데이터를 제외한 74개 데이터를 사용한다. QT- Database의 각 데이터는 약 15분 길이의 데이터가 제공되며, 그 중 안정적으로 획득되는 1분 길이의 데 이터(250Hz: 총 15000샘플)를 추출하였다. 추출된 데 이터를 심박단위로 나누었으며 74개의 데이터로부 터 총 5030개의 심박을 획득하여 실험에 사용하였다. 실험 환경은 Intel i7-4770 3.40GHz 프로세서, DDR3 8GB 램을 사용하였으며, MATLAB 2011a 버전을 사 용하였다.

실험순서는 먼저 본 논문에서 사용하는 18가지의 특징값을 이용하여 개인인증을 진행할 때 검출률을 확인하고, 특징값을 이용한 후보군 검출의 정확성을 확인한 후, 후보군에 대해 형태기반 개인인증 검출률 을 확인한다. 그리고 본 논문에서 제안한 계층적 검 출의 장점을 보이기 위해, 기준점 기반의 개인인증 알고리즘과 결과를 비교하여 우수성을 확인한다.

#### 3.1 기준점 기반 개인인증

일반적으로 특징값 기준 검출 시에는 유효한 특징 값을 선택하기 위해 PCA 혹은 LDA 등의 알고리즘 [15]을 적용하여 개선된 특징값 정보를 획득한 후, 이를 바탕으로 개인인증이 진행된다. Table 2는 주어진 특징값으로 개인인증을 진행한 결과와 LDA를 적 용하여 수정된 특징값으로 개인인증을 진행한 결과 이다.

기준점 기반의 개인인증은 다수의 그룹에 대해 검 출률이 낮게 나타남을 확인할 수 있다. 또한 LDA와 같은 알고리즘은 다른 데이터 간의 특징값이 유사한 형태로 혼재해 있는 경우 그 성능이 크게 저하된다는 점을 비춰보았을 때, 다수의 그룹에 대한 개인인증 시에 부적합함을 확인할 수 있다.

#### 3.2 계층적 개인인증

Table 2에서 확인하였듯이 기준점 기반의 개인인 증은 다수의 그룹에 대해서 한계가 있음을 확인할 수 있으며, 본 논문에서는 이와 같은 한계를 극복하 기 위해 기준점 기반의 후보군 검출 및 형태 기반 개인인증을 계층적으로 진행하게 된다.

먼저 Table 3은 형태기반 개인인증을 하기 전, 특 징값을 이용한 후보군 검출과정에서 입력신호와 일 치하는 데이터가 후보군에 정상적으로 포함되는 비 율을 나타낸다. 후보군은 특징값의 유사도가 큰 데 이터를 선출하였으며, 평균적으로 6개 정도의 데이 터를 후보군으로 획득하였다.

특징값을 이용한 개인인증 결과에 비해 후보군에 포함될 확률은 크게 상승하였음을 확인할 수 있다.

Table 2. The results of authentication by using generic features and LDA based features.

Feature Model		Rate of Correct Authentication $\left( = \frac{\text{correct heartbeats}}{\text{total heartbeats}} \times 100\% \right)$							Average
		over 90%	over 80%	over 70%	over 60%	over 50%	over 40%	under 40%	
No. of Records	Generic	33	44	50	56	60	61	13	74.35%
	LDA based	13	24	30	38	47	54	20	57.79%

Table 3. The ratio of correct candidates

No. of Records	Rate of Correct Candidates				Average
	100%	over 95%	over 90%	over 85%	
10	44	71	74	95.69%	

Table 4. The results of the proposed authentication algorithm

Input (heartbeat)	1-beat	3-beat	4-beat	5-beat	6-beat	7-beat	8-beat
Authentication Rate(%)	91.18	97.11	98.33	98.69	99.40	99.45	99.64

Table 5. The results of the algorithms

Algorithm	No. Subjects	Authentication Ratio	Authentication Length	Enroll Length
Singh et al.[16]	73	82.00%	1/2 of record	1/2 of record
Singh et al.[17]	73	95.55%	10 heartbeats	10 heartbeats
Arteaga et al.[18]	73	84.93%	4 sec	30 sec
Proposed Algorithm	74	97.11%	3 heartbeats	1 min

또한 다음 단계에서 진행되는 형태 기반 개인인증을 진행할 때, 74개의 데이터베이스에 대해 형태정보를 비교하여야 하는 것을 획득된 후보군에 대해서만 비교함으로써 계산량을 크게 줄일 수 있다.

Table 4는 획득된 후보군에 대해 파형의 유사도를 각각 측정 후, 이를 바탕으로 최종 개인인증을 진행한 결과이다.

입력신호를 개별심박 단위로 하였을 경우 검출률은 91.18%로 낮지만 Table 2의 특징값 검출 기반 개인인증에 비해 검출률이 크게 증가되었다. 또한 입력 심박을 3개 이상을 주어 각 심박에 대한 매칭결과를 얻고, 매칭률이 가장 높은 데이터를 개인인증 결과로 나타낼 경우 검출률은 97%에서부터 점차 증가하여 5개 심박 이상의 경우 99% 가량의 검출률을 확인할 수 있다. 또한 알고리즘 수행시간의 경우, 단일 심박의 입력에 대해 약 22.4msec 가 걸렸으며, 차후 실시간 개인인증으로의 활용 가능성을 확인할 수 있었다.

Table 5는 다수의 그룹에 대한 개인인증 알고리즘들과의 결과를 비교한 표이다.

[16]의 경우 신호의 절반을 학습하고 나머지 절반에 대해 인증을 진행하였으며, 실험에 사용된 데이터의 경우 짧게는 15분에서 길게는 25시간까지 길이를 가지기 때문에 인증 시간이 지나치게 길며 검출률 또한 낮았다. [17]에서는 약 8~10초 정도인 10개의 심박에 대해서 인증을 진행하여 학습시간 및 입력시간이 줄고 검출률 또한 95.55%로 크게 상승하였다. 하지만 10개의 심박의 경우 입력에 오랜 시간이 걸리기 때문에 개인인증으로써 활용도가 크게 떨어진다. [18]에서는 입력시간을 4초로 줄였으나 인증률은 84.93%로 크게 감소하였다. 본 논문에서 제안한 알

고리즘은 입력시간이 3개의 심박으로써 [18]에 비해 1초 가량 감소하였으며, 검출률은 97.11%로 기존 알고리즘들에 비해 크게 개선되었음을 확인할 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 다수의 그룹에 대한 심전도 개인인증에서 기준점 기반 개인인증이 가지는 낮은 검출률과 형태 기반 개인인증의 긴 수행시간을 개선하기 위해 두 방식을 계층적으로 진행하여 높은 검출률 및 짧은 수행시간을 가지는 개인인증 알고리즘을 제안하였다. 실험결과 74개의 데이터군에 대해 3개 심박을 입력할 시, 97.11%의 높은 검출률을 보였다. 이는 기존 알고리즘들과 비교할 때 입력시간과 검출률을 모두 개선한 결과로써, 심전도 신호의 개인인증에는 특징값과 형태정보를 모두 활용하는 것이 적합함을 의미한다. 이와 같이 제안 방법은 다수의 그룹에 대해 효과적인 개인인증 방안을 제안하였으며, 차후 개선된 기준점 기반 개인인증 및 형태 기반 개인인증 알고리즘을 적용함으로써 더 많은 그룹에 대해서도 안정적인 개인인증을 가능하게 할 수 있을 것으로 기대된다.

#### REFERENCE

[1] E.H. Holder, Jr.L.O. Robinson, and J.H. Laub, *The Fingerprint Sourcebook*, National Institute of Justice, Office of Justice Programs, Washington, 2011.  
 [2] W.W. Boles, "A Security System Based on Human Iris Identification Using Wavelet

- Transform,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 11, No. 1, pp. 77–85, 1998.
- [ 3 ] A. Samal and P.A. Lyengar, “Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey,” *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 1, pp. 65–77, 1992.
- [ 4 ] M. Espinoza, C. Champod, and P. Margot, “Vulnerabilities of Fingerprint Reader to Fake Fingerprints Attacks,” *Forensic Science International*, Vol. 204, No. 1–3, pp. 41–49, 2011.
- [ 5 ] S.A. Israel, W.T. Scruggs, W.J. Worek, and J.M. Irvine, “Fusing Face and ECG for Personal Identification,” *Proceedings of the 32<sup>nd</sup> Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, pp. 226–231, 2003.
- [ 6 ] Y.N. Singh, S.K. Singh, and P. Gupta, “Fusion of Electrocardiogram with Unobtrusive Biometrics: An Efficient Individual Authentication System,” *Pattern Recognition Letters*, Vol. 33, Issue 14, pp. 1932–1941, 2012.
- [ 7 ] M. Malik, “Heart Rate Variability: Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use,” *Circulation*, Vol. 93 No. 5, pp. 1043–1065, 1996.
- [ 8 ] L.D. Lathauwer, B.D. Moor, and J. Vandewalle, “Fetal Electrocardiogram Extraction by Blind Source Subspace Separation,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 47, No. 5, pp. 567–572, 2000.
- [ 9 ] E. Tatara and A. Cinar, “Interpreting ECG Data by Integrating Statistical and Artificial Intelligence Tools,” *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 21, No. 1, pp. 36–41, 2002.
- [10] J. Carlson, R. Johansson, and B. Olsson, “Classification of Electrocardiographic P-Wave Morphology,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48, No. 4, pp. 405–410, 2001.
- [11] M. Ohlsson, H. Holst, and L. Edenbrandt, “Acute Myocardial Infarction: Analysis of the ECG Using Artificial Neural Networks,” *Proceedings of the Artificial Neural Networks in Medicine and Biology-1 Conference*, Vol. 4, pp. 209–214, 2000.
- [12] H.J. Jang and J.S. Lim, “Detection of Premature Ventricular Contraction Using Discrete Wavelet Transform and Fuzzy Neural Network,” *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 12, No. 3, pp. 451–459, 2009.
- [13] L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson, and P. Wide, “ECG Analysis: A New Approach in Human Identification,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 50, No. 3, pp. 808–812, 2001.
- [14] S.M. Lee, Y.S. Jung, J.S. Kim, C.H. Ryu, W.H. Cho, D.S. Lee, et al., “Self-Organized Real-Time Authentication Mechanism Using ECG Signal,” *Proceeding of 2014 The International Industrial Information Systems Conference*, pp. 231–233, 2014.
- [15] S. Israel, J.M. Irvine, A. Cheng, M.D. Wiederhold, and B.K. Wiederhold, “ECG to Identify Individuals,” *Pattern Recognition Society*, Vol. 38, pp. 133–142, 2005.
- [16] Y.N. Singh and S.K. Singh, “Evaluation of Electrocardiogram for Biometric Authentication,” *Journal of Information Security*, Vol. 3, No. 1, pp. 39–48, 2012.
- [17] Y.N. Singh and S.K. Singh, “Identifying Individuals Using Eigenbeat Features of Electrocardiogram,” *Journal of Engineering*, Vol. 2013, Article ID 539284, 2013.
- [18] J.S. Arteaga-Falconi, H.A. Osman, and A.E. Saddik, “ECG Authentication for Mobile Devices,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 65, No. 3, pp. 591–600, 2016.
- [19] S.J. Kang, S.Y. Lee, H.I. Cho, and H.G. Park, “ECG Authentication System Design Based on Signal Analysis in Mobile and Wearable Devices,” *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 23, No. 6, pp. 805–808, 2016.



[20] 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, 1985.

[21] J.P. Martinez, R. Almeida, and S. Olmos, "A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 4, pp. 570-581, 2004.

[22] K.H. Park and J.H. Kim, "Removing Baseline Drift in ECG Signal Using Morphology-Pair Operation and Median Value," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 19, No. 8, pp. 107-117, 2014.

[23] W.J. Cha, G.S. Ryu, J.H. Lee, W.H. Cho, Y.S. Jung, and K.H. Park, "R-Peak Detection Algorithm in ECG Signal Based on Multi-Scaled Primitive Signal," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 5, pp. 818-825, 2016.

[24] J.H. Kim, S.M. Lee, and K.H. Park, "P-Waves and T-Wave Detection Algorithm in the ECG Signals Using Step-by-Step Baseline Alignment," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 6, pp. 1034-1042, 2016.



**김 정 준**

1981년 경북대학교 전자공학과 공학사  
 1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사  
 1997년 루이지애나 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 공학박사

1984년~2011년 (주)케이티  
 2012년~현재 경북대학교 IT대학 전자공학부 교수  
 관심분야: 임베디드 디바이스, 신호처리



**이 승 민**

2010년 경북대학교 수학과 학사  
 2012년 경북대학교 수학과 석사  
 2013년~현재 경북대학교 전자공학부 박사과정  
 관심분야: 패턴인식, 생체신호처리, 영상신호처리



**류 강 수**

1982년 경북대학교 전자공학과 공학사  
 1984년 경북대학교 전자공학과 공학석사  
 1997년 경북대학교 전자공학과 공학박사

1984년~1992년 한국전자통신연구원 선임 연구원  
 1992년~현재 구미대학교 전자통신과 교수  
 관심분야: 컴퓨터네트워크, 패턴인식



**이 종 학**

1982년 경북대학교 전자공학과 공학사  
 1984년 한국과학기술원 전산학과 공학석사  
 1997년 한국과학기술원 전산학과 공학박사

1984년~1987년 금성통신(주) 부설연구소  
 1987년~1998년 한국통신 연구개발본부  
 1998년~현재 대구가톨릭대학교 IT공학부 교수  
 관심분야: 다차원 화일구조, 데이터베이스, 자료구조



**박 길 흠**

1982년 경북대학교 전자공학과 공학사  
 1984년 한국과학기술원 전기전자공학과 공학석사  
 1990년 한국과학기술원 전기전자공학과 공학박사

1991년~현재 경북대학교 IT대학 전자공학부 교수  
 관심분야: 영상신호처리, 패턴인식, 영상압축