

# ECG 특징추출 기반 개인 바이오 인식

윤석주\* · 김광준\*\*

Personal Biometric Identification based on ECG Features

Seok-Joo Yoon\* · Gwang-Jun Kim\*\*

## 요약

개인의 신원을 확인하기 위해 인간의 생물학적 특성을 사용하는 방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 심전도를 이용한 생체 인식 기술은 피험자에 피부자극을 일으키지 않고 위조가 어렵다. 기존의 생체 인식 시스템인 지문, 얼굴 등의 인식시스템과 쉽게 접목이 가능하여 다중 생체 인식 시스템으로 응용할 수 있다. 본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환 계수를 사용한 심전도의 파형 특성분석법으로 개인을 식별하는 방법을 제안하였다. 심전도 신호의 특징추출은 총 9개의 이산 웨이블릿 변환 계수를 대상으로 상관 계수 분석으로 수행하였다. 식별은 각 클래스의 특징벡터를 입력으로 오류 역전파 신경망을 적용하여 수행하였다. MIT-BIH QT 데이터베이스내 24명의 심전도에 대해 98.88%의 식별율을 나타냈다.

## ABSTRACT

Research on how to use the biological characteristics of human to confirm the identity of the individual is being actively conducted. Electrocardiogram( ECG) based biometric system is difficult to counterfeit and does not cause skin irritation on the subject. It can be easily combined with conventional biometrics such as fingerprint and face recognition to give multimodal biometric systems. In this thesis, biometric identification method analysing ECG waveform characteristics from Discrete Wavelet Transform(DWT) coefficients is suggested. Feature selection is performed on the 9 coefficients of DWT using the correlation analysis. The verification is achieved by using the error back propagation neural networks. Using the proposed approach on 24 subjects of MIT-BIH QT Database, 98.88% verification rate has been obtained.

## 키워드

Electrocardiogram, Discrete Wavelet Transform, Identity Verification  
심전도, 이산 웨이블릿 변환, 개인 식별

## 1. 서론

인간이 가지고 있는 고유의 생체 기관의 특성을 이용하여, 개인을 식별하기 위한 연구들이 활발하게 이루어지고 있다. 현재 실용화된 생체 인식 시스템은 홍

채 인식, 지문 인식, 얼굴 인식, 정맥 인식 방법 등이 있다[1]. 그러나 이러한 생체 정보들은 위조 및 변조의 가능성이 높으며, 사용자의 부재 시에도 사용될 수 있어 산소레벨, 체온, 빛의 흡수나 반사, 동공의 수축 정도 등의 여러 가지 부가적인 정보를 얻기 위해 복

\* 송원대학교 컴퓨터정보학과(sjyoon@songwon.ac.kr)

\*\* 교신저자(corresponding author) : 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터공학부(kgj@jnu.ac.kr)

접수일자 : 2015. 03. 05

심사(수정)일자 : 2015. 04. 13

게재확정일자 : 2015. 04. 23

잡한 시스템이 요구된다[2]. 생체정보 중 심전도 신호는 개개인마다 심장의 위치, 크기, 구조, 나이, 성별 등의 요인으로 인해 개인 고유의 특성을 가진다. 살아있는 사람으로부터 기록되는 생체 신호이기 때문에 위조 및 변조가 어렵고, 위치의 장소에 구애 없이 측정되는 신호를 이용하여 개인을 식별할 수 있다.

심전도를 이용한 생체인식은 2000년부터 미국, 일본, 캐나다 및 스웨덴 등의 선진국에서 연구되기 시작했다. 2001년 Lena Biel은 SIMENS사의 ECG 신호 측정 장비에서 20명의 피실험자에게 심전도를 측정하여 30개의 추출된 특징으로 개인인식을 수행하여 100% 인식결과를 보였다. John M, Irvine은 심장이 스트레스인 상태에서도 심전도가 개인인식에 사용될 수 있다는 유효성을 입증하였으며, T. W. Shen, Steven A.Israel 등에 의해 심전도의 개인 인식 알고리즘이 소개되었다[3]. 일반적인 심전도 개인 인식 알고리즘은 특징점 분석법, 형태분석법 등으로 구분할 수 있는데 본 논문에서는 심전도 신호의 이산웨이블릿 변환을 이용해 특징점을 추출하고 신경망을 이용하여 분류하는 방법을 제안하였다.

## II. 관련 연구

### 2.1 심전도

전기적 자극에 의해 심장이 수축한다는 사실이 1856년 Köliker와 Müller에 의해 처음 밝혀졌으며, 심장의 전기적 활동에 의한 신호의 측정은 1903년 네덜란드의 생리학자인 Williem Einthoven에 의하여 최초로 시도되었다. 그는 자신이 고안한 검류계를 이용하여 심장의 전기적 활동에 의해 발생하는 피부표면에서의 전위차를 기록하였다. 이때 처음으로 심전도( ECG : Electrocardiogram)라는 용어가 처음 사용되었으며, 이후 심전도 신호는 심장질환(heart disease)의 진단에 매우 중요한 요소로서 사용되어지고 있다 [4].

심근의 세포활동으로 심장에 전기적 자극을 발생시켜 심근을 수축시키는 것을 탈분극이라 하고, 심근의 전기적 회복으로 심근이 이완되는 것을 재분극이라 한다. 심방과 심실의 탈분극과 재분극에 의해 발생한 전류는 전극에 의해 측정된 후에 증폭되고 표시되어 심전도 기록지에 파형과 군으로 기록된다. 심방의 탈

분극은 P파로 기록되고 심실의 탈분극은 Q, R, S파, 즉 QRS 군으로 기록된다. 심방의 재분극은 심방 T파로 심실의 재분극은 심실 T파로 기록된다. 심방 재분극은 정상적으로 심실 탈분극 동안에 발생하기 때문에 심방 T파는 QRS군에 묻혀서 나타나지 않는다. 정상 심장주기 내에서 P파가 처음에 발생하고 이어서 QRS군과 T파가 나타난다. 심전도 파형의 변화지점을 표시하는 P, Q, R, S, T 라는 특징값의 조합으로 해석되는 신호의 크기, 거리, 모폴로지로 구성된 형태는 특징 검출을 통해 심전도 해석의 중요한 임상적 소견을 제공한다[5]. 그림 1은 전형적인 심전도 신호의 파형과 파형간 특성을 나타낸다.

정상 심전도에서 P파는 동방결절에서 나온 전기적 자극이 심방을 수축 시킬 때 일어나는 심방 탈분극으로 소요시간은 0.05~0.12초이다. 정상 QRS군은 정상 심실의 탈분극 상태로, 동방결절에서 시작한 전기 자극이 방실결절을 거쳐 심실로 전도되어 좌·우 심실벽 및 심실중격을 흥분시켜 심실을 수축시킬 때 나타나며 정상기간은 0.06~0.12초이다. QT간격은 QRS군의 시작점에서 T파의 끝점까지로 정상인 경우 0.32~0.4초 정도의 간격을 가지며, 심실의 탈분극 시작부터 재분극 종료까지의 시간을 나타낸다. T파는 심실수축 후의 회복기를 나타내는 심실의 재분극으로 소요시간은 0.1~0.25초이다.

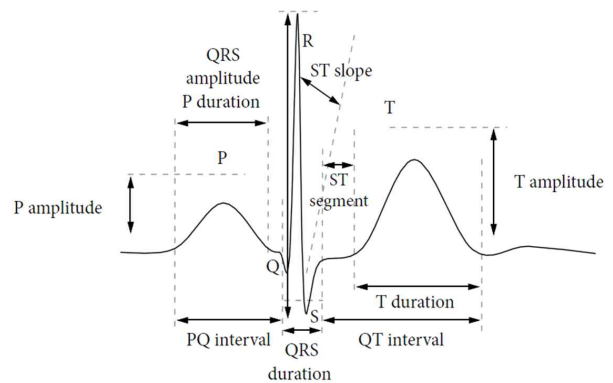


그림 1. 심전도 신호 파형  
Fig. 1 A typical ECG waveform

### 2.2 이산웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 입력된 샘플링 주파수를 다른 형태의 샘플링 주파수로 변환시켜 다양한 주파수 대역에서 신호를 처리할 수 있는 다해상도 시스템이다. 심

전도 신호에 적용함으로써 잡음제거 및 파형분할을 동시에 수행할 수 있어 신호내의 각 특징 요소들에 대한 높은 분해능을 제공한다[6].

웨이블릿 변환은 입력신호를 웨이블릿 함수와 스케일 함수에 각각 곱하여 고주파와 저주파로 주파수 대역을 나누어 원하는 주파수 대역에서의 변환된 신호를 분석할 수 있다. 웨이블릿 함수  $\Psi(a,d)(x)$ 로부터 스케일 계수  $a$ 와 천이요소  $d$ 로 구분하여 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Psi(a,d)(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\Psi\left(\frac{t-d}{a}\right)dt \quad (1)$$

심전도의 이산신호  $x(n)$ 을 이산 웨이블릿으로 변환시키려면 식(1)에서의 스케일링 요소( $a$ )와 천이요소( $d$ )를 이산화 함으로써 얻을 수 있으며, 레벨  $j=-1$ 일 경우 고주파 성분의 신호인  $D_{2^j}[x(n)]$ 과 저주파 신호인  $A_{2^j}[x(n)]$ 으로 구분하여 표시할 수 있다. 심전도 이산 신호를  $x(n)=D_{2^j}[x(n)] + A_{2^j}[x(n)]$ 으로 나타내며 일반적으로 식(2),(3)과 같다.

$$D_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=1}^K d_{2^j}(K)\Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad (2)$$

$$A_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=1}^K a_{2^j}(K)\Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad (3)$$

이때  $2^j$ 는 레벨  $j$ 가 감소함에 따라 샘플수가 2분주됨을 나타낸다. 식(2)는 고주파 성분인 detail 신호로써 웨이블릿 함수의 천이요소( $d$ )에 의해서 입력신호의 고주파 성분을 레벨  $j$ 에 따라 분할하며, 식(3)은 저주파 성분 approximation 신호로써 스케일 요소( $a$ )에 의해 입력신호의 저주파 성분을 레벨  $j$ 에 따라 분할한다[7].

$D_k$ (detail)는 웨이블릿 계수와 관련된 FIR 고대역 필터계수이고  $A_k$ (approximation)는 스케일 함수 계수와 관련된 FIR 저대역 필터계수이다. 각 필터를 지나 그 길이가 반으로 감소한 신호를 다음 스케일 레벨에서 반복하여 변환시킨다. 웨이블릿 변환으로 추출된 웨이블릿 계수는 웨이블릿 모함수에 대한 유사도로 이는 주어진 시간에 따른 주파수 신호를 나타낸다. 그림 2는 입력신호가 저주파 부분과 고주파 부분으로

분해되고, 다시 같은 방식으로 저주파 부분을 순차적으로 분해해 가는 다중 해상도 분석과정을 단계별로 표시한 것이다.

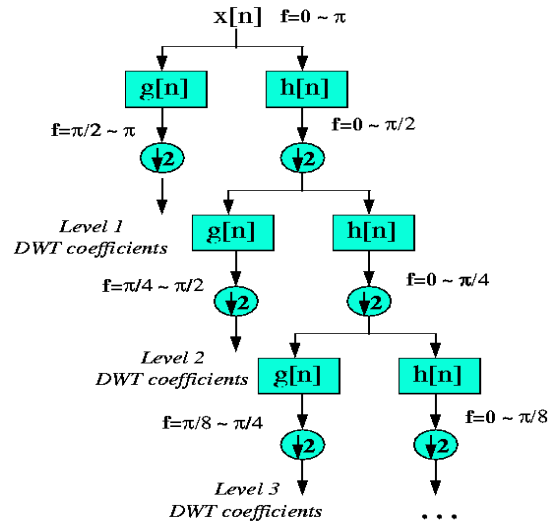


그림 2. 이산 웨이블릿 변환  
Fig. 2 Discrete wavelet transform

### III. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 심전도 신호의 개인 식별을 위한 처리 순서 블록 구조도는 그림 3과 같으며, 실험을 위해 사용한 심전도 데이터는 MIT-BIH QT 데이터베이스를 사용하였다[8].

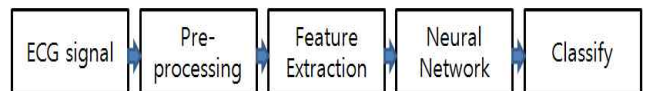


그림 3. 심전도신호 식별 시스템  
Fig. 3 ECG identification system

MIT-BIH QT 데이터베이스내의 심전도 신호에 대한 정확한 P, QRS, T파의 검출은 각 신호에 대한 개인 식별 판단에 가장 중요한 부분이라 할 수 있다. 한 주기의 심전도 신호를 추출하기 위해서는 일반적으로 QRS군을 검출한 후, 기준 구간을 설정하고 P파와 T파를 검출한다.

전처리 과정으로 측정시 호흡 및 움직임등에 의해 심전도 신호내에 삽입되어 있는 기저선 변동을 제거한다. 기저선 변동 제거를 위해 연속된 두 개의 메디

안 필터를 사용하여 기저선을 추출한 후 이를 원 신호에서 감산하였다[9].

전처리된 신호에서 R-peak를 검출하기 위해 미분 값인  $d(n)$ 을 구한다.

$$d(n) = e(n) - e(n-1) \tag{4}$$

이 값을 제공하는 후에 식 (4)와 같이 이동 평균 필터 기법을 사용하여 R-peak 값을 강조한다. 여기서 필터의 구간 길이는 5로 하였다.

식 (5)의 값을 기준으로 해서 데이터의 최댓값이 R-peak 이고 또한 한 주기를 200ms로 한정하여 반복적으로 R-peak를 검출하였다[10].

$$F(n) = \frac{1}{5} \sum_{N=-2}^2 g(n+N)^2 \tag{5}$$

Q-peak를 검출하기 위해서 R-peak 값에서 좌측 방향으로 일정한 범위내의 신호 차이를 구해보면 R-peak와 신호 사이의 최대 차이가 생기는 지점이 발생하게 된다. 바로 이 지점이 Q-peak로 해석되며 S-peak 또한 Q-peak 검출법과 같은 방법으로 R-peak의 우측 방향으로 일정한 범위를 지정하고 R 값과 최대 차이가 발생하는 지점을 S-peak로 해석한다[11].

일반적인 QRS 군의 간격은 0.04초에서 0.12초로 R 파를 중심으로 150ms 내에 나타나므로, 검출된 하나의 R-peak를 중심으로 왼쪽으로 31개의 데이터와 오른쪽으로 32개의 데이터를 추출하여 64개의 데이터를 하나의 세그먼트로, 그림 4와 같이 특징값 추출을 위해 총 256개의 데이터로 구성된다[12].

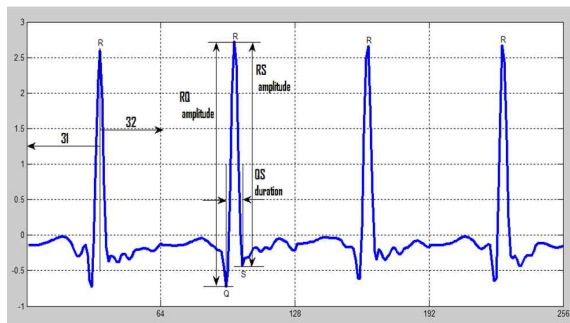


그림 4. 특징값 추출을 위해 구성된 256개의 데이터  
Fig. 4 256 synthesis data for feature extraction

구성된 256개 데이터에 대한 특징 추출을 위해

Db6 모 웨이블릿을 이용하여 8레벨까지 이산웨이블릿 변환을 수행하였으며, 그림 5는 #sel16265 신호의 웨이블릿 분해 계수이다. 이 계수중에 QRS 군의 에너지가 웨이블릿 스케일 레벨 3, 4, 5, 6의 주파수 대역에 집중되어 있어  $D_3, D_4, D_5, D_6$ 의 detail 웨이블릿 계수만을 특징값으로 사용하였다[13-14].

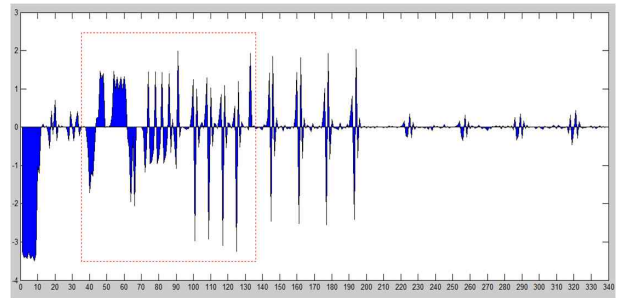


그림 5. #sel16265 웨이블릿 분해 계수  
Fig. 5 Wavelet transform detail coefficients of #sel16265

추출된 99개의 특징값을 개인 식별을 위한 과형분류기인 오류 역전파 신경망의 입력으로 사용하였다. 신경망의 네트워크 구조는 입력뉴런 99개, 은닉1계층 뉴런 50개, 은닉2계층 뉴런 25개 그리고 출력뉴런을 24개로 구성하였다.

MIT-BIH QT 데이터베이스내 11명의 정상 심전도 신호와 13명의 부정맥 심전도 신호의 데이터중 20%를 무작위로 추출하여 신경망의 학습 데이터로 사용하고 나머지 80%는 개인 식별을 위한 실험 데이터로 활용하였다. 총 24명의 측정자를 대상으로 측정자 당 100회의 실험을 진행하였으며 표 1과 같이 98.88%의 식별율을 나타냈다. 정상인 심전도가 아닌 부정맥과 같은 심장 질환을 가진 환자에게도 높은 개인 식별 결과를 수행하였다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 인체에서 측정되는 생체신호중 심장의 활동으로 인하여 발생하는 전기적인 신호인 심전도를 이용하여 개인을 식별할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안한 이산 웨이블릿 변환 계수를 이용한 심전도의 과형 특성 분석과 신경망을 이용한 분류는 정상 심전도와 부정맥 심전도를 갖는 24명의 데이터에 대

표 1. 심전도 신호 식별의 분할표  
Table 1. Contingency table of ECG identification

No. of Data	1 6 6 5	1 2 7 2	1 2 7 3	1 4 2 0	1 4 8 3	1 5 3 9	1 7 7 3	1 7 8 6	1 7 9 5	1 1 5 2	1 4 5 3	1 0 0 0	1 0 0 4	1 0 3 4	1 1 1 4	1 1 1 6	1 2 1 3	2 1 3 3	2 2 1 3	2 2 2 3	2 3 0 0	2 3 1	
sel16265	99																						
sel16272		100																					
sel16273	1		100																				
sel16420				100																			
sel16483					100																		
sel16539						100																	
sel16773							100																
sel16786								100															
sel16795									99														
sel17152										98			2						1				
sel17453									1		100												
sel100												100											1
sel102													98										
sel103														100									
sel104										2					94					1			
sel114															100								
sel116																100			1				
sel117																	98						
sel123																		99					
sel213												2							95				
sel221													4							98	1		
sel223																	1	3	1	96			
sel230																						100	
sel231																2					3		99

해 98.88%의 식별율을 나타냈다.

향후 실시간에서의 동적인 상황과 잡음 환경에서 심전도 신호를 이용한 개인 식별에 대한 연구와 간단한 점점만으로도 신호를 측정할 수 있는 심전도 레코드의 하드웨어 개발에 대한 연구는 심전도 생체인식 기술의 실용성 및 상용화를 가능하게 할 것이다.

## References

- [1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Trans. Circuit and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, 2004, pp. 4-20.
- [2] K. Dalac, "A Survey of Boimetric Recognition Methods," *46th Int. Symp. Electronics in Marine*, ELMAR-2004, Zadar, Croatia, June 2004, pp. 16-18.
- [3] F. Sufi, I. Khalil, and J. Hu, *Handbook of Information and Communication Security*. Berlin : Springer, 2010, pp. 309-331.
- [4] T. B. Garcia and N. E. Holtz, *Introduction to 12-Lead ECG : The Art of Interpretation*. Sudbury : Jones and Bartlett Publishers, 2003.
- [5] W. Kim and K. Yoon, "Implementation of a Black-Box Program Monitoring Abnormal Body Reactions," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 7, no. 3, 2012, pp. 671-677.

- [6] I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time Frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 36, no. 5, Sept. 1990, pp. 961-1005.
- [7] Y. Kim, "Progressive Image Coding using Wavelet Transform," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 9, no. 1, 2014, pp. 33-40.
- [8] P. Laguna, R. G. Mark, A. Goldberg, and G. B. Moody, "A Database for Evaluation of Algorithms for Measurement of QT and Other Waveform Intervals in the ECG," *Computers in Cardiology*, vol. 24, no. 1, 1997, pp. 673-676.
- [9] P. de Chazal, C. Heneghan, and M. O'Malley, "Automated Processing of the Single-Lead Electrocardiogram for the Detection of Obstructive Sleep Apnoea," *IEEE Trans. Biomedical Engineering* vol. 50, no. 6, June 2003, pp. 686-689.
- [10] J. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Trans. Biomedical Engineering* vol. 32, no. 3, Mar. 1985, pp. 230-236.
- [11] H. H. So and K. L. Chan, "Development of QRS detection method for real-time ambulatory cardiac monitor," *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 1, no. 3, 1997, pp. 289-292.
- [12] T. W. Shen, W. J. Tompkins, and Y. H. Hu, "One-lead ECG for identity verification," *Proceeding of the second Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society and Biomedical Engineering Society*, Houston, Texas, Oct. 2002, pp. 62-63.
- [13] S. Pal and M. Mitra, "Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method," *Measurement*, vol. 43, no. 2, 2010, pp. 255-261.
- [14] S. Yoon, G. Kim, and C. Jang, "Classification of ECG arrhythmia using Discrete Cosine

Transform, Discrete Wavelet Transform and Neural Network," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 7, no. 4, 2012, pp. 727-732.

## 저자 소개

### 윤석주(Seok-Joo Yoon)



1989년 2월 조선대학교 컴퓨터공학과(공학사)

1993년 8월 조선대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

2012년 2월 전남대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)

1995년~현재 송원대학교 컴퓨터정보학과 부교수

※ 관심분야 : 정보보호, 의료정보 통신

### 김광준(Gwang-Jun Kim)



1993년 2월 조선대학교 컴퓨터공학과(공학사)

1995년 2월 조선대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

2000년 2월 조선대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

2003년~현재 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터공학부 부교수

※ 관심분야 : 가상화, 컴퓨터 네트워크, 실시간 통신 프로그래밍, 의료정보 통신 등