

## 헬스케어 환경에서 복잡도를 고려한 R파 검출과 이진 부호화 기반의 부정맥 분류방법

조익성\* · 윤정오\*\*

### *R Wave Detection Considering Complexity and Arrhythmia Classification based on Binary Coding in Healthcare Environments*

Cho Iksung · Yoon Jungoh

#### 〈Abstract〉

Previous works for detecting arrhythmia have mostly used nonlinear method to increase classification accuracy. Most methods require accurate detection of ECG signal, higher computational cost and larger processing time. But it is difficult to analyze the ECG signal because of various noise types. Also in the healthcare system based IOT that must continuously monitor people's situation, it is necessary to process ECG signal in realtime. Therefore it is necessary to design efficient algorithm that classifies different arrhythmia in realtime and decreases computational cost by extrating minimal feature. In this paper, we propose R wave detection considering complexity and arrhythmia classification based on binary coding. For this purpose, we detected R wave through SOM and then RR interval from noise-free ECG signal through the preprocessing method. Also, we classified arrhythmia in realtime by converting threshold variability of feature to binary code. R wave detection and PVC, PAC, Normal classification is evaluated by using 39 record of MIT-BIH arrhythmia database. The achieved scores indicate the average of 99.41%, 97.18%, 94.14%, 99.83% in R wave, PVC, PAC, Normal.

Key Words : Complexity, R Wave, Binary Coding, Arrhythmia, SOM

## I. 서론

심장질환 중에서 부정맥은 심장의 리듬이 불규칙하거나 심박동수가 비정상적인 상태를 의미한다. 부

정맥의 형태는 정상인에게서 올수 있는 가벼운 리듬의 장애에서부터 생명을 위협하는 위험한 장애까지 다양하며 이는 심장세포의 자동성 장애나 전도장애로 인해 초래된다[1, 2]. 특히 조기심실수축(PVC : Premature Ventricular Contraction)과 조기심방수축(PAC : Premature Atrial Contraction)은 임상에서

\* 경운대학교 항공정보통신과 조교수

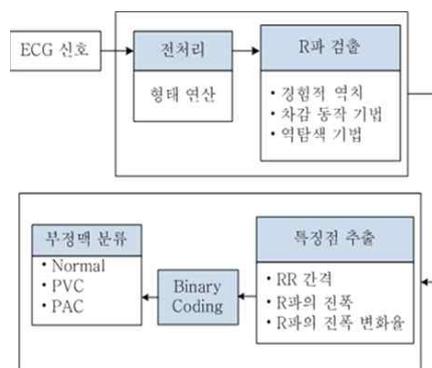
\*\* 경운대학교 항공정보통신과 정교수(교신저자)

발견될 수 있는 가장 흔한 부정맥으로 과거에 심장 질환이 있었던 환자에게서 PVC의 발생은 심실빈맥과 같은 위험한 심장질환을 유발할 수 있으며, PAC는 뇌경색이나 전신 색전증의 합병증을 일으켜 질병이환율과 사망율을 증가시킬 수 있다. 각차단 (BBB : Bundle Branch Block)이란 우각이나 좌각의 전기전달이 차단되는 경우 심전도에 나타나는 현상으로 심방중격결손증 등 선천성 심장질환이 있는 경우 나타날 수 있으며 후천성 심장병으로 고혈압, 허혈성 심장질환이나 심근증 등의 시초에 나타날 수 있다[3, 4]. 따라서 PVC, PAC, BBB와 같은 부정맥의 조기 검출은 심장질환에 대한 예방과 추후 발생여부에 대한 기초조사로서 매우 중요하다. 지금까지 부정맥 분류의 정확도를 높이기 위한 방법으로 신경망 (ANN : Artificial Neural Network) 및 퍼지 이론, SVM(Support Vector Machine) 등과 같은 비선형 분석법이 주로 사용되어 왔다[5-10]. 이러한 대부분의 방법들은 ECG 신호의 정확한 측정을 필요로 하며, 데이터의 가공 및 연산이 복잡하다. 심전도 신호의 QRS 영역은 심장의 질환을 판단하는 중요한 자료로 쓰이는데, 여러 종류의 잡음으로 인해 이를 분석하는데 어려움을 준다. 또한 일반인들의 건강상태를 지속적으로 모니터링 하는 사물인터넷 기반의 헬스케어 시스템에서는 신호의 실시간 처리가 필요하다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서는 최소한의 특징점을 추출함으로써 연산의 복잡도를 줄이고, 실시간으로 다양한 부정맥을 분류할 수 있는 적합한 알고리즘의 설계가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 복잡도를 고려한 R파 검출과 이진 부호화 기반의 부정맥 분류방법을 제안한다. 이를 위해 전처리를 통해 잡음이 제거된 심전도 신호에서 차감기법을 통해 R파를 검출하였다. 이후 RR 간격을 추출하고, 각 특징점들의 역치(threshold) 만족 여부를 이진 부호화 시킴으로써 실시간으로 부정맥을 분류하였다. 제안

한 알고리즘은 각 특징점들의 변화를 4비트 이진 코드값을 통하여 분류함으로써 기존에 사용되었던 알고리즘의 복잡도를 단순화시켰다. 제안한 방법의 우수성을 입증하기 위해 MIT-BIH 39개의 부정맥 데이터베이스를 대상으로 Normal, PAC, PVC의 검출률을 비교하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안한 기법에 대하여 논하고, 3장에서는 실험결과에 대하여 논하고 4장에서 결론으로 마무리한다.

## II. 제안한 기법

제안한 효율적인 R파 검출과 이진 부호화를 통한 부정맥 분류 방법의 전체 구성도는 그림 1과 같은 단계로 나누어진다. 먼저 ECG 신호로부터 형태 연산을 통한 전처리 과정을 통해 잡음을 제거한 후 차감 기법을 통해 R파를 검출하는 단계, 검출된 R파를 기준으로 RR 간격, R파 진폭과 그 변화량과 같은 분류에 필요한 특징점을 추출하는 단계, 각 특징점의 문턱값 변화에 따른 만족도 여부를 이진 부호화 하는 단계, 4비트 이진 부호값의 배치를 통해 Normal과 PVC, PAC와 같은 부정맥을 분류하는 단계로 나누어진다.



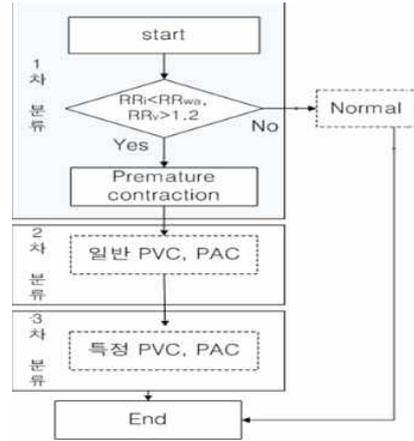
<그림 1> 전체 시스템 구성

## 2.1 특징점 추출

정확한 진단을 위해서는 심전도 신호에 포함되어 있는 다양한 잡음을 제거하여 R파를 정확히 검출하는 것이다. 본 연구에서는 원신호의 변형을 줄이고 계산의 복잡도를 최소화하면서, 효율적으로 R파를 검출하기 위해 형태 연산 기반의 전처리 기법을 적용하였다[11]. R파는 우선, 형태 연산을 통해 전처리된 신호의 경험적 문턱값(empirical threshold)과 차분 동작을 이용하여 검출하며, 이 값에 의해 검출되지 않을 경우 RR 간격을 이용한 역탐색 기법을 사용한다[12]. R파를 검출하면, 부정맥 분류를 위한 특징점을 검출해야 한다. 본 연구에서는 부정맥 분류를 위한 변수로써 RR 간격, R파 진폭, R파의 진폭을 이용하여 PVC와 PAC를 분류한다.

### 2.1.1 RR 간격을 통한 1차 분류

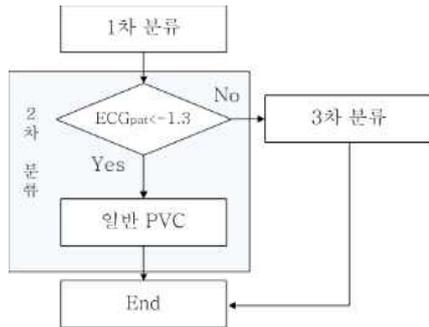
VC와 PAC는 정상신호에 비해 RR 간격이 급격히 좁아지며, 그 변화율이 일정하게 커지는 공통점을 가진다. 본 연구에서 제안한 부정맥 분류 과정은 그림 2와 같이 세 단계로 나누어지며, 조기수축 부정맥을 판단하는 과정은 그 첫 번째 분류 단계에 해당한다. 조기수축 부정맥은 RR 간격이 전체 평균가중치( $RR_{wa}$ )보다 작게 나타나며, 부정맥과 정상신호가 연속되는 신호의 RR간격 변화율이 1.2보다 클 경우에 해당하며, 그 범위에 속하지 않는 경우는 정상신호라고 판단한다. RR 간격과 그 변화율에 대한 1차 판단기준은 이후 바이너리 코딩을 위한 4개의 비트중 각각 4번째(D3)와 3번째(D2) 비트에 할당된다.



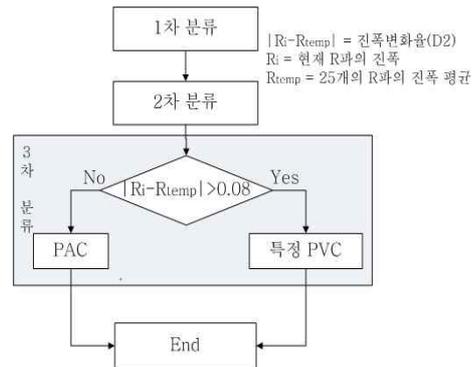
<그림 2> RR 간격과 변화율에 따른 조기수축 분류

### 2.1.2 R파의 진폭을 통한 2차 분류

RR 간격의 평균 가중치와 변화율을 이용하여 조기수축 비트를 검출하면 PVC와 PAC를 분리하는 2차 분류 과정을 거치게 된다. 일반적으로 조기수축 파형의 패턴을 보면, PAC 파형에 비해 PVC 파형이 좀 더 낮은 음의 값을 나타내고 있다. 따라서 조기수축으로 분류된 비트를 대상으로 샘플링 내 진폭 값에 대한 범위를 지정하면, PVC와 PAC의 2차적인 구분이 가능하다. MIT-BIH 레코드에 대한 PVC와 PAC의 진폭 값에 대한 범위를 분석한 결과 샘플링 범위 내에서 -1.3mv보다 작은 진폭값이 존재할 경우 PVC로 판단되었다. 즉, 그림 3과 같이 분류된 R파를 기준으로 전, 후 90개의 ECG의 샘플값( $ECG_{pat}$ )들 중 -1.3mv보다 작은 값을 가진 파형이 나타날 경우 먼저 PVC로 판단한다. 하지만 특정 PVC의 경우 R파 음의 진폭, -1.3mv로 판단할 수 없는 경우도 발생하는데, 이는 R파의 진폭 변화율을 이용하여 분류한다. R파의 진폭에 대한 판단기준은 이후 이진 부호화를 위한 4개의 비트중 2번째 비트(D1)에 할당된다.



<그림 3> R파 진폭을 통한 PVC 분류



<그림 4> R파 진폭 변화량을 통한 PVC & PAC 분류

### 2.1.3 R파의 진폭 변화를 통한 3차 분류

음의 진폭으로 분류되지 않은 특정 PVC (MIT-BIH 105번 레코드) 패턴을 분류하기 위해 R파의 진폭변화율을 이용하였다. PVC의 진폭은 정상 신호에 비해 약 2배정도 일정하게 나타난 반면, PAC는 정상신호와 유사하거나 약 1.5배 정도의 범위의 진폭 변화율을 나타내었다. 이를 이용하여 R파 진폭에 대한 템플릿을 만들어 그 변화율을 찾아내었다. 템플릿은 현재 R파를 기준으로 이전 15개와 이후 9개로 25개의 R파의 그룹으로 형성된다. 그림 4의 3차 분류단계와 같이 템플릿과 현재 R파의 진폭의 차이를 계산하고 그 차이가 8% 이상 날 경우에 PVC라고 판단하며, 그렇지 않을 경우 PAC라고 판단한다. R파 진폭 변화율에 대한 판단기준은 바이너리 코딩을 위한 6개의 비트 중 3번째 비트(D2)에 할당되며, 이는 PVC 판단기준인 4번째 비트(D3)를 만족하지 않을 경우에, D2비트의 만족여부를 검사하여 PVC와 PAC를 좀 더 정확하게 분류하기 위함이다. 이때 3차 분류까지 분류되지 않은 경우 Normal로 판단한다.

### 2.2 이진 부호화를 통한 부정맥 분류

본 연구에서는 최소한의 특징점을 추출하고, 분류를 위한 연산의 복잡도를 줄이기 위해 이진 부호화 방식을 적용하였다. 이는 RR 간격(D3), RR 간격의 변화율(D2), R파의 진폭(D1), R파의 진폭 변화율(D0)을 이용하여 그 범위를 만족하였을 경우와 그렇지 않을 경우를 1과 0의 이진 부호로 변환함으로써 부정맥을 분류하는 방법이다. 이진 부호화를 위한 각각의 변수는 그림 5와 같이 4개의 비트(D3, D2, D1, D0)로 이루어진다. RR1은 RR 간격의 평균 가중치로 그 변화가 RR 간격의 평균보다 클 경우를 나타내며, RR2는 RR 간격의 변화량으로 그 값이 1.2보다 클 경우를 나타낸다. R1은 R파의 진폭을 나타내며, 그 값이  $-1.3\text{mv}$ 보다 작을 경우에 심실조기수축 비트를 판단하는 기준이 되며, R2는 R파의 진폭 변화량으로 R1값으로 분류되지 않은 PVC와 PAC를 분리하며, 그 값이 0.08값을 기준으로 설정된다. 그림과 같이 비트 배열이 11XX일 경우는 조기수축 비트, 111X 일 경우에는 PVC, 1101일 경우에는 특정 PVC, 1100 일 경우에는 PAC, 00XX일 경우에는 Normal로 분류된다. 즉 4비트로 구성된 각각의 특징점에 대한 역치를 만족했을 경우 1, 그렇지 않을 경

우에는 0값을 설정함으로써 나머지 비트의 값에 상관없이 특정 비트의 만족여부에 따라 간단하고 빠르게 부정맥을 분류할 수 있다.



<그림 5> 이진 부호화를 위한 분류 기준 및 비트배열

위의 식에서 FP는 검출알고리즘이 R파를 검출하였으나, MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에는 존재하지 않을 경우이고, FN은 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에는 있으나 알고리즘이 이를 검출하지 못한 경우이다. 전체 비트는 MIT-BIH에 존재하는 R파의 총 개수이다. 표 1와 같이 총 12개 레코드를 대상으로 한 평균 R파 검출율은 99.41%의 우수한 성능을 나타내었다. 표 1은 잡음이 비교적 심한 구간인 MIT-BIH 데이터베이스의 105번 레코드를 대상으로 한 각 필터의 R파 검출 결과를 나타내고 있다. 이와 같이 R파 검출 결과에서도 다른 필터링에 의한 R파 검출 방법에 비해 좀 더 나은 검출율을 나타낸다는 것을 확인할 수 있다.

### III. 실험 결과 및 고찰

#### 3.1 차감 기법을 통한 R파 검출 성능 비교

형태 연산을 통해 기저선 잡음을 제거하고, 잡음이 제거된 신호를 대상으로 차감 기법을 통하여 R파를 검출하였다. R파 검출을 위한 양의 피크와 음의 피크 추출은 현재와 이전 시간간의 진폭 값 차이를 이용하였다. 차분 방식을 통한 R파 검출 시 FP(False Positive) 또는 TN(True Negative)이 발생함으로써 검출율의 저하를 가져올 수 있다. 이를 방지하기 위해 본 연구에서는 동적 역탐색 기법(Dynamic Backward Searching Method)을 통한 R파 검출의 효율성을 향상시켰다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 통하여 R파 검출에 대한 성능 평가가 수행되었다. 검출율의 계산은 식 (1)을 통하여 이루어진다.

$$\text{검출률} = \frac{\text{전체비트수} - (FP + FN)}{\text{전체비트수}} \quad (1)$$

FP: False Positive,  
FN: False Negative

<표 1> R파 검출률

MIT-BIH	R peak detection	
	비트수	검출률
106	2021	97.2 %
119	1981	99.9%
200	2595	99.82%
201	1961	99.00%
203	2967	99.40%
207	2285	99.96%
208	2998	99.55%
210	2641	99.46%
213	3215	99.00%
214	2252	99.82%
215	3352	99.88%
217	1845	99.92%
total	30,113	99.41 %

#### 3.2 이진 부호값 비교

그림 6은 MIT-BIH 부정맥 레코드의 PVC, PAC, Normal의 파형과 그에 따른 이진 부호값을 나타내고 있다. 그림 6(a)는 Normal(N 비트) 이후에

PVC(V 비트)가 나타나는 MIT-BIH 233번 레코드로, RR 간격이  $RR_{wa}$  보다 작고,  $RR_v$ 가 1.2보다 크며, 진폭값이  $-1.3\text{mv}$ 보다 큰 경우에 해당한다. 이때의 바이너리 코드값은 111X가 할당되며, 하위 1비트에 상관없이 상위 3비트(D3, D2, D1)값으로써 PVC를 판단한다. 그림 6(b), 6(c)는 Normal(N 비트) 이후에 각각 PVC(V 비트)와 PAC(A 비트)가 나타나는 MIT-BIH 105번과 209번 레코드로, RR 간격(D3)과 그 변화율(D2)을 만족한다. 하지만 6(b)와 같이 진폭값이  $-1.3\text{mv}$ 를 만족하지 못하는 PVC의 경우로서 이는 3차 분류과정에서 R파의 진폭변화율을 이용함으로써 정확하게 분류할 수 있었다. 따라서 상위 3비트으로써 판단되지 않은 PVC와 PAC는 각각 1101, 1100 값으로써 판단된다. 그림 6(d)는 각각 Normal(N 비트) 이후에 Normal(N 비트)가 나타나는 MIT-BIH 100번 레코드를 표현한 것이다. 즉 본 연구에서 제안하는 알고리즘은 RR 간격, RR 간격의 변화량, R파의 진폭, R파의 진폭 변화량의 4가지 특징 변화에 따른 이진 부호값을 통하여 정상을 포함한 3가지의 부정맥을 판단할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

### 3.3 부정맥 분류 성능 비교

제안된 특징점 변화에 따른 바이너리 코딩 기반의 부정맥 분류 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 대상으로 그 효율성을 실험하였다. 검출율의 계산은 식 (1)과 같으며, 성능평가는 총 39개의 레코드를 대상으로 실험하였다.

제안한 방법으로 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 39개의 레코드를 대상으로 부정맥을 분류한 결과를 표 2에 나타내었다. PVC, PAC, Normal, 의 검출율은 각각 97.18, 94.14, 99.83%의 우수한 특징을 나타

내었다. 특히 분류한 심장질환 중 가장 큰 위험도를 가지고 있는 PVC에 대한 분류율을 기존 알고리즘과 비교하여 표 3에 나타내었다. 분류의 단순성 부분에서는 훨씬 우수하며, 나머지 2가지 분류방법보다는 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 제안된 R파 검출과 이진 부호화 기반의 부정맥 검출 방법은 복잡도를 줄임과 동시에 우수한 분류율을 나타내었다.

<표 2> 부정맥 분류율

Beat type	No. beats	FN	FP	Avg(%)
PVC	992	16	12	97.18
PAC	444	14	12	94.14
Normal	9596	7	9	99.83

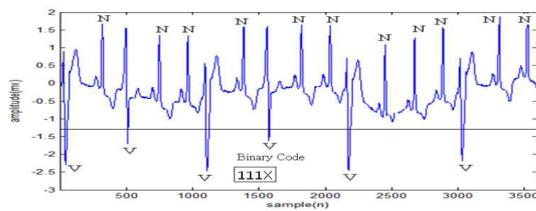
<표 3> PVC 분류율

분류 방법	Method	Avg(%)
SVM	Erik Zellmer[6]	-
ANN	Shyu et al.[8]	97.04
Binary coding	proposed	97.18

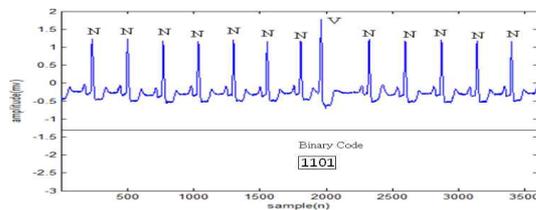
## IV. 결론

본 연구에서는 최소한의 특징점으로 연산의 복잡도를 줄이고, 각 특징점들의 문턱치를 통하여 그 값의 변화에 따른 만족 여부에 따라 각 특징점들의 변화를 4비트 이진 부호값을 통하여 부정맥을 검출하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 전처리를 통해 잡음이 제거된 심전도 신호에서 차감기법을 통해 R파를 검출하였다. 이후 RR 간격을 추출하고, 각 특징점들의 역치(threshold) 만족 여부를 이진 부호화시킴으로써 실시간으로 부정맥을 분류하였다. 제안한 방법의 우수성을 입증하기 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 39개의 레코드를 대상으로 분류하였을 때 우수한 결과를 얻을 수 있었고, PVC분류 비교 평

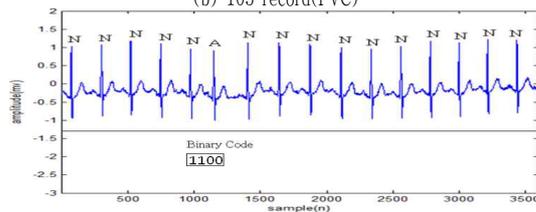
가에서도 우수한 결과를 얻었다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 연산의 복잡도를 줄임과 동시에 일반인들의 건강상태를 지속적으로 모니터링 하는 사물인터넷 기반의 헬스케어 시스템에 적용될 수 있을 것으로 판단된다.



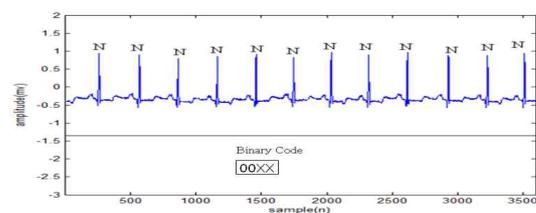
(a) 233 record(PVC)



(b) 105 record(PVC)



(c) 209 record(PAC)



(d) 100 record(Normal)

<그림 6> 부정맥 유형에 따른 이진 부호값

## 참고문헌

- [1] A. D. C. Chan, M. M. Hamdy, A. Badre, and V. Badee, "Wavelet distance measure for person identification using electrocardiograms," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 57, no. 2, Feb. 2008, pp. 248–253.
- [2] S. Chauhan, A. S. Arora, and A. Kaul, "A survey of emerging biometric modalities," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 2, 2010, pp. 213–218.
- [3] G. Wubbeler, M. Stavridis, D. Kreiseler, R.-D. Boussejot, and C. Elster, "Verification of humans using the electrocardiogram," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 28, 2007, pp. 1172–1175.
- [4] S. A. Israel, J. M. Irvine, A. Cheng, M. D. Wiederhold, and B. K. Wiederhold, "ECG to identify individuals," *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 1, 2005, pp. 133–142.
- [5] S. Osowski and T. H. Linh, "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol. 48, No. 4, 2001, pp. 1265–1271.
- [6] Erik Zellmer, Fei Shang, Hao Zhang "Highly Accurate ECG Beat Classification based on Continuous Wavelet Transformation and Multiple Support Vector Machine Classifiers," *Biomedical Engineering and Informatics Conference MMEI*, 2009, pp. 1-5.
- [7] Ince, T., Kiranyaz, S., Gabbouj, M, "Automated patient-specific classification of premature ventricular contractions," *Proc. 30th Int. Conf. IEEE EMBS*, 2008, pp. 5474–5477.

- [8] Shyu, L.Y., Wu, Y.H., Hu, W, "Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the holter ECG," IEEE Trans. Biomed. Eng., 51, (7), 2004, pp. 1269-1273.
- [9] Melgani, F., Bazi, Y, "Detecting premature ventricular contractions in ECG signals with Gaussian processes," Comput. Cardiol., 35, 2008, pp. 237-240.
- [10] Sayadi, O., Mohammad, B., Shamsollahi, G., Clifford, D, "Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based Bayesian framework," IEEE Trans. Biomed. Eng., 57, (2), 2010, pp. 353-362.
- [11] 조익성 외 3인, "효율적인 QRS 검출을 위한 형태연산 기반의 기저선 잡음 제거 기법," 한국 정보통신학회 논문지, 제 17권 1호, 2013년 1월, pp.166-174.
- [12] I. S. Cho, H. S.Kwon, J.O. Yun, "Detection of QRS Feature Based on Phase Transition Tracking for Premature Ventricular Contraction Classification," Journal of KIICE, vol. 20, no. 2, February 2016, pp. 427-436.

■ 저자소개 ■



조익성  
Cho Iksung

2014.03 ~ 현재: 경운대학교  
항공정보통신공학과 조교수  
2014.02 : 부산대학교  
바이오정보전자공학과 공학박사  
2003.02 : 한국해양대학교 공학박사  
관심분야: ECG Preprocessing,  
부정맥분류알고리즘  
E-mail : ischo@ikw.ac.kr



윤정오  
Yoon Jeongoh

1997.03 ~ 현재: 경운대학교  
항공정보통신공학과 교수  
2002.02: 경북대학교 전자공학과 공학박사  
관심분야 : DSP, 영상신호처리  
E-mail : joyun@ikw.ac.kr

논문접수일: 2016년 11월 30일
수정일: 2016년 12월 12일
게재확정일: 2016년 12월 13일