

가중 퍼지소속함수 기반 신경망과 웨이블릿 변환을 이용한 심실 빈맥/세동 검출

Detecting Ventricular Tachycardia/Fibrillation Using Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions and Wavelet Transforms

신동근*, 장진홍**, 이상홍**, 임준식**, 이정현***
삼육대학교 컴퓨터학부*, 경원대학교 IT대학**, 인하대학교 컴퓨터공학부***

Dong-Kun Shin(dkshin@syu.ac.kr)*, Zhen-Xing Zhang(jjh@ku.kyungwon.ac.kr)**,
Sang-Hong Lee(shleedosa@kyungwon.ac.kr)**, Joon S. Lim(jslim@kyungwon.ac.kr)**,
Jung-Hyun Lee(jhlee@inha.ac.kr)***

요약

본 논문은 가중 퍼지소속함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)과 웨이블릿 변환(wavelet transforms, WT)을 이용하여 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database(CUDB)의 심전도 신호로부터 정상리듬(normal sinus rhythm, NSR)과 심실 빈맥/세동(ventricular tachycardia/fibrillation, VT/VF)을 검출하는 방안을 제시하고 있다. NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 스케일 레벨 3과 레벨 4의 주파수 대역에서 d3과 d4의 계수들을 각각 선택하였다. 두 번째 단계에서는 d3과 d4의 계수들에 대한 구간별 표준편차를 이용하여 8개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 8개의 특징입력을 이용하여 정상리듬과 심실 빈맥/세동을 검출하였고 그 결과로 90.1%의 검출성능을 나타내었다.

■ 중심어 : | 심실 빈맥 | 심실 세동 | 퍼지신경망 | 웨이블릿 변환 |

Abstract

This paper presents an approach to classify normal and ventricular tachycardia/fibrillation(VT/VF) from the Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database(CUDB) using the neural network with weighted fuzzy membership functions(NEWFM) and wavelet transforms. In the first step, wavelet transforms are used to obtain the detail coefficients at levels 3 and 4. In the second step, all of detail coefficients d3 and d4 are classified into four intervals, respectively, and then the standard deviations of the specific intervals are used as eight numbers of input features of NEWFM. NEWFM classifies normal and VT/VF beats using eight numbers of input features, and then the accuracy rate is 90.1%.

■ keyword : | Ventricular Tachycardia(VT) | Ventricular Fibrillation(VF) | Fuzzy Neural Networks | Wavelet Transforms |

* 이 연구는 2009년도 삼육대학교 학술연구비 지원에 의한 결과임.

접수번호 : #090702-001

접수일자 : 2009년 07월 02일

심사완료일 : 2009년 07월 13일

교신저자 : 신동근, e-mail : dkshin@syu.ac.kr

I. 서론

심전도 신호는 심장의 활동 시에 나타나는 전기적인 생체 신호이다. 이러한 생체 신호를 분석하여 심장계의 질환을 검출하기 위하여 신경망 및 퍼지집합 이론을 결합한 적응적 의사결정지원 툴(Adaptive Decision Support Tool)인 퍼지신경망(Fuzzy Neural Networks, FNN)이 제안되어 왔다[9-11][13]. 심전도 신호의 특징을 추출하기 위해서 푸리에 변환 및 시간-주파수 분석 기법인 웨이블릿 변환(Wavelet Transform, WT)이 선호되고 있으며 퍼지신경망에 접목되어 심장질환 검출에 사용되고 있다[7][12].

심실에서 발생하는 비정상적인 전기자극으로 인해 정상적인 심박동보다 빠르게 나타나는 심실 수축을 심실조기박동(Ventricular Premature Contraction, VPC)이라고 하며 이런 심실조기박동이 연속해서 발생하는 것을 심실 빈맥(Ventricular Tachycardia, VT)이라 한다. 심실 빈맥이 심실의 여러 곳에서 동시에 발생하는 경우를 심실 세동(Ventricular Fibrillation, VF)이라고 하고 심실 세동이 발생하는 경우 신체 기관 및 뇌에 산소 공급이 중단되게 된다. 이 경우 뇌는 손상을 입고 수 분 내로 치료하지 않으면 대부분 사망하게 되어 급성심장사로 이어지게 된다[1]. 즉, 심실 빈맥과 심실 세동은 부정맥 중에서도 환자의 생명을 위협하고 즉각적인 치료를 필요로 하는 증상으로 정확한 검출이 매우 중요하다.

심실 세동이나 심실 빈맥 검출을 위한 기존 연구방법으로는 비선형 분석법[2][3], 시주파수 분석법[1]을 이용한 방법 등이 있으며, 최근에도 검출의 정확도를 높이기 위한 방법이 연구되고 있다. 비선형 분석법과 시주파수 분석법은 시간 영역 알고리즘에 비해 연산이 복잡하지만, 심실 세동과 같은 불규칙한 리듬 검출에 매우 안정적이고 효과적이다[4].

이에 본 연구에서는 예측 및 검출성능에 있어서 우수한 성능을 보이고 있는 가중 퍼지 소속 함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)[6][13]을 이용하여 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia

DataBase(CUDB)[8]의 심전도 신호로부터 정상리듬(Normal Sinus Rhythm, NSR)과 심실 빈맥/세동 파형을 검출하였다. NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 스케일 레벨 3과 레벨 4의 주파수 대역에서 d3과 d4의 계수들을 각각 선택하였다. 두 번째 단계에서는 d3과 d4의 계수들에 대한 구간별 표준편차를 이용하여 8개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 8개의 특징입력을 이용하여 정상리듬과 심실 빈맥/세동을 검출하였을 때 90.1%의 검출성능을 나타내었으며 8개 퍼지소속함수를 제시함으로써 특징입력에 대한 해석을 가능하게 하였다.

II. 심실 빈맥/세동 검출 모델의 개요

본 논문에서는 [그림 1]의 심실 빈맥/세동 검출 모델 다이어그램에서 알 수 있듯이 심전도 신호를 입력 값으로 하여 웨이블릿 변환기반의 대역통과 필터링을 이용하여 전처리 과정을 수행한다. 전처리 과정 후에 웨이블릿 계수들의 구간에 따른 표준편차를 이용하여 8개의 초기 특징입력을 추출하고 NEWFM을 이용하여 심실 빈맥/세동을 검출하게 된다.

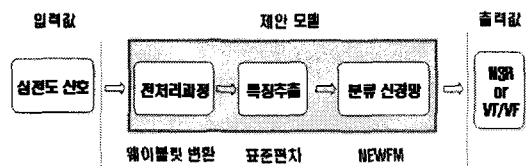


그림 1. 심실 빈맥/세동 검출 모델 다이어그램

2.1 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms)

웨이블릿 변환은 신호처리에 있어서 시간상의 국소적인 특정 지점에서의 주파수 특성을 분석함으로써 전역적 주파수 특성 정보를 주는 푸리에 분석의 단점을 보완해 준다. 비연속 웨이블릿 변환은 시간-주파수 신호를 다양한 스케일의 비연속 신호로 분리해 준다. 그림 2는 이분 비연속 웨이블릿 분리 구현을 위한 필터뱅크를 보여주고 있다. detail이라고 하는 $g(n)$ 은 웨이블

릿 계수와 관련된 FIR(Finite Impulse Filters) 고대역필터(High-pass Filters) 계수이고, approximation이라고 하는 $h(n)$ 은 스케일 함수 계수와 관련된 FIR 저대역필터(Low-pass Filters) 계수이다. 각 필터를 지나 그 길이가 반으로 감소한 $h(n)$ 신호로 다음 스케일 레벨에서, 반복하여 변환 시킨다. 웨이블릿 변환으로 추출된 웨이블릿 계수는 웨이블릿 모함수(Mother Wavelet)에 대한 유사도로써 이는 스케일에 의해 주어진 시간에 따른 주파수 신호를 나타낸다.

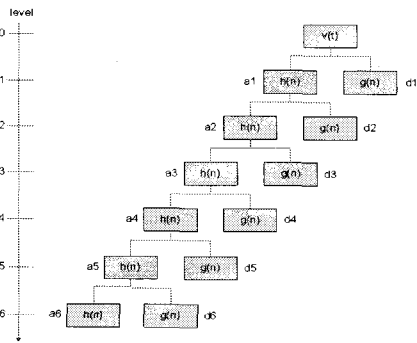


그림 2. 스케일 레벨 6인 이분 비연속 웨이블릿 변환

본 논문은 [그림 1]에서 설명하고 있듯이 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database(CUDB)[8]의 심전도 심호를 이용하여 전처리 과정에서 [그림 2]에서와 같이 스케일 레벨 6인 이분 비연속 Haar 웨이블릿 변환기만의 대역통과 필터링을 수행하였다. 이들 중 스케일 레벨 1과 2의 주파수 대역에서의 웨이블릿 계수들은 고주파 간섭에 의한 영향을 받고 스케일 레벨 5와 6에서는 기저선의 변화에 의해 영향을 받기 때문에[7], 스케일 레벨 3과 레벨 4의 주파수 대역에서 $d3$ 과 $d4$ 의 계수들을 각각 선택하였다. [그림 3]은 [그림 1]에서 설명하고 있는 심전도 심호로써 정상리듬, 심실 빈맥, 심실 세동의 8초 동안의 원형파형을 보여주고 있다. [그림 4]는 [그림 1]의 전처리 과정에서 웨이블릿 변환된 정상리듬, 심실 빈맥, 심실 세동의 8초 동안의 파형을 보여주고 있다.

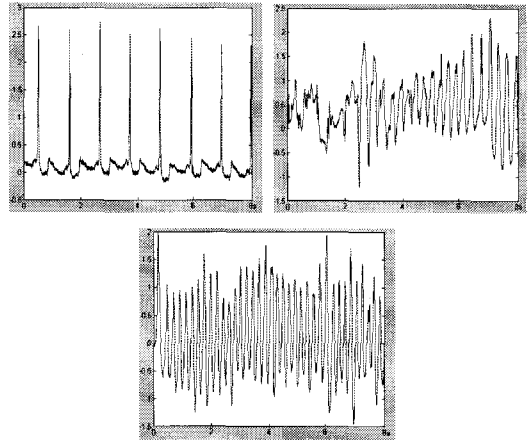


그림 3. 정상리듬, 심실 빈맥, 심실 세동의 원형 파형

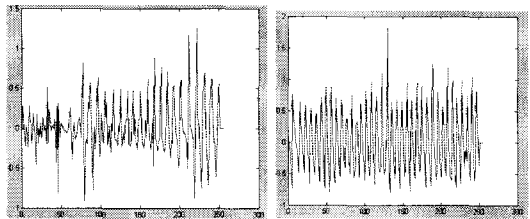
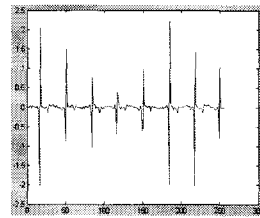


그림 4. 웨이블릿 변환된 정상리듬, 심실 빈맥, 심실 세동의 파형

2.2 특징 추출(Feature Extraction)

[그림 5]는 [그림 1]에서의 특징추출에서 설명하고 있듯이 [그림 4]의 웨이블릿 변환된 정상리듬과 심실 세동의 파형이 구성하고 있는 모든 좌표 점들의 예를 보여주고 있다. [그림 5]를 보면 정상리듬의 경우는 모든 좌표 값들이 0에 가깝게 분포되어있는 것을 알 수가 있다. 또한 심실 세동의 경우는 특정 지점에 분포되어있지 않고 전체적으로 분포되어 있다는 것을 알 수가 있다. 이러한 사실은 [그림 6]을 보면 더욱더 확실히 알 수가 있다. [표 1]은 본 논문에서 특징입력으로 사용한 8개의 특징입력을 나타내고 있다. 8개의 특징입력은 [그

림 1]의 심실 빈맥/세동 검출 모델 다이어그램의 설명에서 볼 수 있듯이 NEWFM의 특징입력으로 사용되어진다.

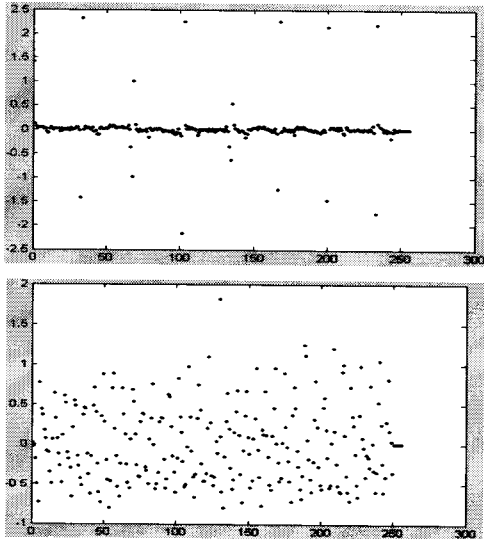


그림 5. 그림 4의 웨이블릿 변환된 정상리듬과 심실 세동의 파형이 구성하고 있는 모든 좌표 점들의 예

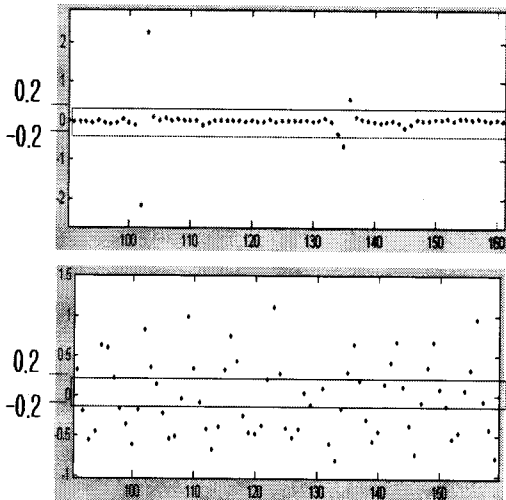


그림 6. 그림 5에서 웨이블릿 계수 값이 0인 주위를 확대한 예

표 1. NEWFM에서 사용한 특징입력

웨이블릿 계수	구간별 입력값
d3	[-0.05, 0.05] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.1, 0.1] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.2, 0.2] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.3, 0.3] 구간에 있는 점들의 표준편차
d4	[-0.05, 0.05] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.1, 0.1] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.2, 0.2] 구간에 있는 점들의 표준편차
	[-0.3, 0.3] 구간에 있는 점들의 표준편차

III. 가중 퍼지소속함수 기반 신경망 (Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function, NEWFM)

[그림 1]에서 설명하고 있는 분류 신경망으로 사용한 NEWFM은 입력으로부터 학습된 가중 퍼지소속함수의 경계합을 이용하여 클래스 분류를 하는 지도학습 (supervised) 퍼지 신경망이다[5][6]. 가중 퍼지소속함수의 경계합은 가중치를 갖는 대, 중, 소의 3개 퍼지소속함수의 경계합을 하나의 퍼지소속함수로 합성한 것이다. NEWFM의 구조는 [그림 7]에서 보는 바와 같이 입력, 하이퍼박스, 클래스의 3개 계층으로 구성되어 있다. 입력 계층에는 n개의 입력노드들로 구성되며 각 입력노드는 하나의 특징입력을 입력받게 된다. 하이퍼박스 계층은 m개의 하이퍼박스 노드로 구성되고, 1번째 하이퍼박스 노드 B_1 은 단 하나의 클래스 노드에 연결되며 n개의 퍼지집합을 갖는다. 본 논문에서는 [그림 1]의 특징 추출 과정에서 생성된 8개의 구간별 표준편차가 [그림 7]의 n개의 특징입력을 갖는 h번째 입력 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 대한 NEWFM의 입력값으로 사용되어진다.

B_i 의 i 번째 퍼지집합은 B_i^j 로 표시되는데 대, 중, 소로 구성된 3 개의 가중 퍼지소속함수를 갖는다. 출력 계층은 p 개의 클래스 노드들로 구성되며 각 클래스 노드는 하나 혹은 하나 이상의 하이퍼박스 노드에 연결되어 있다. 입력노드로 입력되는 h번째 입력 패턴은 $I_h = \{A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n), class\}$ 로 기록되며 여기서 class는 분류값이고 A_h 는 n개 특징입력으로 구성된다.

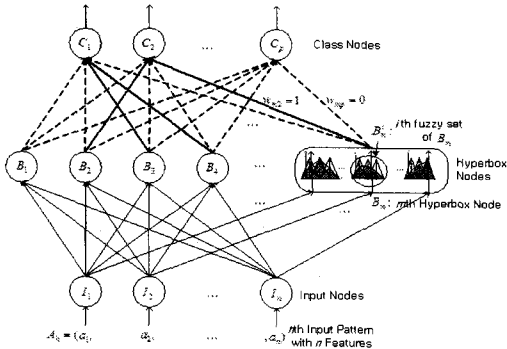


그림 7. 가중 퍼지소속함수 신경망(NEWFM)의 구조

하이퍼박스노드 B_i 과 클래스노드 C_i 사이의 연결 가중치는 초기값으로 연결이 안 된 상태에서는 $w_{li} = 0$ 이 주어지나 연결 시 $w_{li} = 1$ 로 설정된다. B_i 과 클래스노드 C_i 를 연결하기 위해서 입력 $I_h = \{A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n), class\}$ 에 따른 각 하이퍼박스의 Output(BI) 값 중 최대값을 갖는 B_i 과 $i = class$ 인 C_i 를 선택한다. 함수 Output(BI)은 다음과 같다.

$$Output(B_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 B_i^j(\mu_j(a_i)) W_j \quad (1)$$

[그림 8]의 v_1, v_2, v_3 는 대, 중, 소 퍼지소속함수의 중심위치이고 학습 수행 중에 좌우로 조정된다. v_0 와 v_4 는 일정한 값으로 고정되어 있다. 입력 a_i 는 [그림 7]의 $v_{min} \sim v_{max}$ 범위 안에 있다.

μ_j 는 B_i 의 가중 퍼지소속함수를 나타내며 j ($j=1,2,3$)는 대, 중, 소 가중 퍼지소속함수의 인덱스를 각각 나타낸다. 각 가중 퍼지소속함수 μ_j 의 모양은 $(v_j-1, 0)$, $(v_j+1, 0)$, (v_j, W_j) 의 3 점으로 표현되는 삼각형으로 되어있다. 여기서 W_j 는 소속함수의 강도(strength)를 나타내는 소속함수 가중치($0 \leq W_j \leq 1$, 초기값: $0.45 \leq W_j \leq 0.55$)를 의미한다.

Adjust(B_i)은 h 번째 입력패턴인 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 의해 B_i 내의 대, 중, 소 퍼지소

속함수와 그 가중치를 조정하는 함수이다. 입력 a_i 를 받는 B_i^j 의 v_j 와 W_j 는 a_i 값에 의하여 [그림 8]과 같이 입력값에 수렴하는 방향으로 조정 된다($j=1,2,3$).

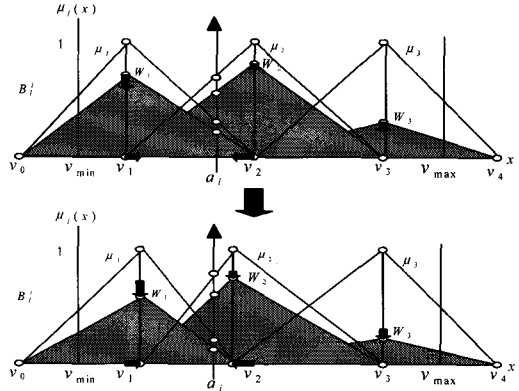


그림 8. B_i^j 의 Adjust (B_i) 연산 전후의 예

학습을 거친 NEWFM은 입력패턴을 분류하기 위한 퍼지규칙으로 사용될 수 있다. 하이퍼박스노드 B_i 의 각 퍼지집합에는 3개의 가중 퍼지소속함수(weighted fuzzy memberships, WFM, [그림 8]의 회색 부분)가만 들어진다. $\mu_b^i(x)$ ([그림 9]의 붉은 선)로 표시된 WFM의 경계함(bounded sum of WFM, BSWFM)은 다음 식과같이 정의되며 [그림 9]에서와 같이 3개의 WFM의 퍼지 특성을 통합하게 된다. 학습된 BSWFM $\mu_b^i(x)$ 은 i 번째 입력에 대한 퍼지규칙이 된다.

$$\mu_b^i(x) = \sum_{j=1}^3 B_i^j(\mu_j(x)) \quad (2)$$

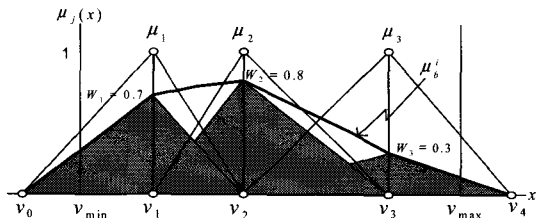


그림 9. 3개 가중 퍼지소속함수의 경계함(BSWFM) 예

IV. 실험 결과 (Experimental Results)

본 논문에서는 정상리듬과 심실 빈맥/세동의 검출성을 평가하기 위해 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB)[8]를 사용하였다. CUDB는 8분간 저장된 심전도이며 35개의 레코드로 구성되어있다. 전체 데이터 중 정상리듬 1673개, 심실 빈맥/세동 465개를 8초단위로 샘플링 하여 실험을 하였다. [그림 4]의 웨이블릿 변환된 d3 계수들과 d4 계수들을 8개의 구간으로 분류를 하였다. 이렇게 분류된 8개의 구간에 있는 계수들의 표준편차를 구하여 NEWFM의 특징입력으로 학습하였다. [그림 10]은 실험군에서 사용된 8개의 특징입력에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다. 이는 [그림 9]에서 보여준 가중 퍼지소속함수의 경계합(BSWFM)을 의미한다. 이를 통해 8개의 특징입력에 대한 정상리듬과 심실 빈맥/세동의 차이점을 가시적으로 볼 수 있으며 이에 따른 특성 분석을 가능하게 한다.

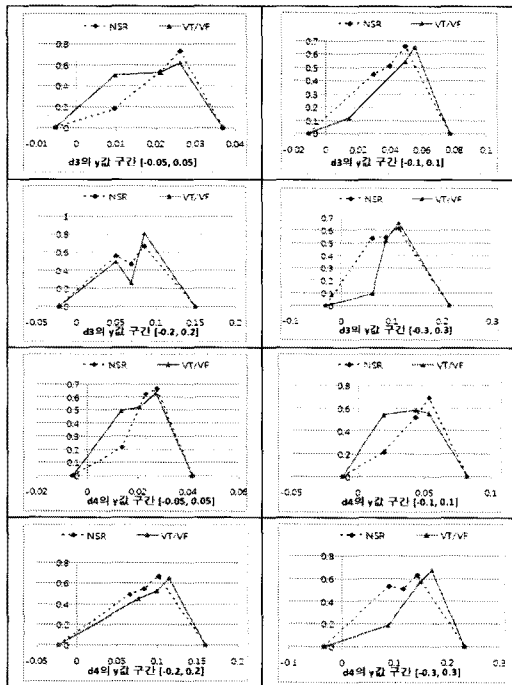


그림 10. 8개의 특징입력에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합 (BSWFM)

표 2. NEWFM 이용하여 검출성능 결과

클래스	결과(개)	
	심실 빈맥/세동 (465개)	TP 365
정상리듬 (1673개)	FN 112	TN 1561

표 3. NEWFM과 Amann[4]의 검출성능 비교

알고리즘	Se	Sp	Pp	Ac
Amann (PSR)	70.2	89.3	65.0	85.1
NEWFM	76.5	94	78.4	90.1

[표 2]와 [표 3]에서는 검출 성능을 보여주고 있다. 여기서 TP(True Positive)는 정상리듬이 아닌 신호를 정상리듬이 아닌 신호로 검출되는 것을 말하고 TN(True Negative)은 정상리듬이 정상리듬으로 검출되는 것을 의미한다. 또한 FP(False Positive)는 심실 빈맥/세동을 심실 빈맥/세동이 아닌 신호로 검출되는 것을, FN(False Negative)은 심실 빈맥/세동이 아닌 신호가 심실 빈맥/세동으로 검출되는 것을 의미한다. [표 3]에서 구한 각각의 값들에 대한 식들은 다음과 같다.

$$Se(Sensitivity) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (3)$$

$$Sp(Specificity) = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (4)$$

$$Pp(Positive\ predictivity) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (5)$$

$$Ac(Accuracy) = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \times 100 \quad (6)$$

[표 3]에서 보듯이 8개의 특징입력으로 Amann[4]의 결과보다 Se, Sp, Pp, Ac가 모두 향상된 76.5%, 94%, 78.4%, 90.1%의 검출결과를 보여주고 있다.

V. 결론

본 논문은 NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 이용하여 스케일 레벨 3과 레벨 4의

주파수 대역에서 d3과 d4의 계수들을 선택하였다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 추출한 웨이블릿 계수들을 구간에 따라 8개의 구간으로 분류를 하였다. 또한 이렇게 분류된 웨이블릿 계수들의 표준편차 (Standard Deviation)를 구하여 NEWFM의 특징입력으로 이용하였다. 또한 이렇게 생성한 8개의 특징입력을 이용하여 NEWFM 기반의 심전도 신호로부터 정상 리듬과 심실 빈맥/세동을 자동 탐지를 위한 방법을 제안하고 있다. NEWFM은 8개 특징입력에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합(BSWFM)을 구하여 정상리듬과 심실 빈맥/세동의 검출에 사용하게 된다. 또한 가중 퍼지소속함수의 경계합(BSWFM)을 통하여 8개의 특징입력에 대한 정상리듬과 심실 빈맥/세동의 차이점을 가시적으로 볼 수 있으며 이에 따른 특성 분석을 가능하게 한다. 8개의 특징입력으로 Amann[4]의 결과보다 Se, Sp, Pp, Ac가 모두 향상된 76.5%, 94%, 78.4%, 90.1%의 검출결과를 보여주고 있다.

참 고 문 헌

[1] V. X. Afonso and W. J. Tompkins, "Detection Ventricular Fibrillation," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol.14, No.2, pp.152-159, 1995(3-4).

[2] M. I. Ojws, A. H. Abou-Zied and A. M. Youssef, "Study of Features based on Nonlinear Dynamical Modeling in ECG Arrhythmia Detection and Classification," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.29, No.7, pp.733-736, 2002(7).

[3] N. Srinivasan, M. T. Wong, and S. M. Krishnan, "A new Phase Space Algorithm for Cardiac Arrhythmia Detection," in *Proc. of IEEE Conf. on Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.1, pp.82-85, Cancun, Mexico, 2003(9).

[4] A. Anton, T. Robert, U. Karl, "Detecting ventricular fibrillation by time-delay methods,"

IEEE Trans Biomed Eng. Vol.54, No.1, pp.174-177, 2007.

[5] J. S. Lim, D. Wang, Y. S. Kim, and S. Gupta, "A neuro-fuzzy approach for diagnosis of antibody deficiency syndrome," *Neurocomputing* 69, Issues 7-9, pp.969-974, 2006(3).

[6] J. S. Lim, T-W Ryu, H-J Kim, and S. Gupta, "Feature Selection for Specific Antibody Deficiency Syndrome by Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions," *LNCS* 3614, pp.811-820, Springer-Verlag, 2005(8).

[7] L.-Y. Shyu, Y.-H. Wu, and W. Hu, "Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the holter ECG," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, Issue 7, pp.1269-1273, 2004.

[8] Massachusetts Institute of Technology, Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Data Base.

[9] M. Engin, "ECG beat classification using neuro-fuzzy network," *Pattern Recognition Letters* 25, pp.1715-1722, 2004.

[10] T. H. Linh, S. Osowski, and M. Stodolski, "On-Line Heart Beat Recognition Using Her8e Polynomials and Neuro-Fuzzy Networks," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol.52, No.4, pp.1224-1231, 2003.

[11] S. Osowski and T. H. Linh, "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol. 48, No.4, pp.1265-1271, 2001.

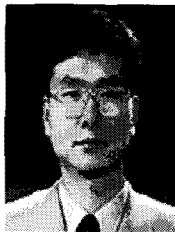
[12] K. Minami, H. Nakajima, and T. Toyoshima, "Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural Network," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol.46, No.2, pp.176-185, 1999.

[13] J. S. Lim, "Finding Features for Real-Time

Premature Ventricular Contraction Detection Using a Fuzzy Neural Network System," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.20, No.3, pp.522-527, 2009(3).

저자 소개

신 동근(Dong-Kun Shin) 정회원



- 1986년 : 인하대학교 전자계산학과 졸업(학사)
- 1996년 : 동국대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
- 1999년 : 인하대학교 대학원 컴퓨터정보공학과 수료(공학박사 수료)

1997년 9월 ~ 2006년 2월 : 삼육의명대학 컴퓨터정보과 교수
 2006년 3월 ~ 현재 : 삼육대학교 컴퓨터학부 교수
 <관심분야> : neuro-fuzzy System, HCI, Software Engineering

장 진 흥(Zhen-Xing Zhang) 정회원



- 2005년 : 중국 산둥이공대학교 전자계산학과 졸업(학사)
- 2008년 : 경원대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
- 2008년 ~ 현재 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사과정

<관심분야> : neuro-fuzzy System, biomedical systems

이 상 홍(Sang-Hong Lee) 정회원



- 1999년 : 경원대학교 공과대학 전자계산학과 졸업(공학사)
- 2001년 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
- 2009년 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사수료

<관심분야> : neuro-fuzzy systems을 이용한 추가예측

임 준 식(Joon S. Lim) 정회원



- 1986년 : 인하대학교 전자계산학과(학사)
- 1989년 : University of Alabama at Birmingham, Dept. of Computer Science(M.S.)
- 1994년 : Louisiana State University, Dept. of Computer Science(Ph.D.)

1995년 ~ 현재 : 경원대학교 전자거래학부 교수
 <관심분야> : neuro-fuzzy systems, biomedical systems

이 정 현(Jung-Hyun Lee) 정회원



- 1977년 2월 : 인하대학교 전자공학과(공학사)
- 1980년 9월 : 인하대학교 전자공학과(공학석사)
- 1988년 2월 : 인하대학교 전자공학과(공학박사)

1979년 ~ 1981년 : 한국전자기술연구소 연구원
 1984년 ~ 1989년 : 경기대학교 전자계산학과 교수
 1989년 1월 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터공학부 교수
 <관심분야> : 자연어처리, HCI, 음성인식, 정보검색, 고성능 컴퓨터구조