

# 심실빈맥/심실세동 분류를 위한 NEWFM 기반의 퍼지규칙 추출

## Extracting Fuzzy Rules for Classifying Ventricular Tachycardia/Ventricular Fibrillation Based on NEWFM

신 동 근\*  
Dong-Kun Shin

이 상 홍\*\*  
Sang-Hong Lee

임 준 식\*\*\*  
Joon S. Lim

### 요 약

본 논문은 가중 퍼지소속함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)을 이용하여 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB)의 심전도(ECG) 신호로부터 정상리듬(Normal Sinus Rhythm, NSR)과 심실빈맥/심실세동(Ventricular Tachycardia/Ventricular Fibrillation, VT/VF)을 분류하는 방안을 제시하고 있다. NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 이용하였다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 생성된 웨이블릿 계수들을 위상공간 재구성(Phase Space Reconstruction, PSR)과 첨단(Peak) 추출 기법의 입력 값으로 이용하여 2개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 2개의 특징입력을 이용하여 정상리듬과 심실빈맥/심실세동을 분류하였고 그 결과로 90.13%의 분류성능을 나타내었다.

### Abstract

This paper presents an approach to classify normal and Ventricular Tachycardia/Ventricular Fibrillation(VT/VF) from the Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB) using the neural network with weighted fuzzy membership functions(NEWFM). In the first step, wavelet transform is used for producing input values which are used in the next step. In the second step, two numbers of input features are extracted by phase space reconstruction method and peak extraction method using coefficients produced by wavelet transform in the previous step. NEWFM classifies normal and VT/VF beats using two numbers of input features, and then the accuracy rate is 90.13%.

☞ Keyword : Ventricular Tachycardia(VT), Ventricular Fibrillation(VF), Fuzzy Neural Networks, Wavelet Transforms

## 1. 서 론

심전도(Electrocardiogram, ECG)는 심장근육의 수축 확장에 따른 활동 전류의 전위차를 나타낸 것으로 심근경색이나 부정맥 등 심장계의 질환을 측정하는데 사용된다. 컴퓨터를 이용하여 ECG에 나타난 심장질환을 자동 탐지 및 진단하기 위해

신경망 및 퍼지집합 이론을 결합한 적응적 의사결정지원 툴(Adaptive Decision Support Tool)인 퍼지신경망(Fuzzy Neural Networks, FNN)이 제안되어 왔다[9][10][11]. ECG 신호의 특징을 추출하기 위해서 푸리에 변환 및 시간-주파수 분석 기법인 웨이블릿 변환(Wavelet Transform, WT)이 선호되고 있으며 퍼지신경망에 접목되어 심장질환 분류에 사용되고 있다[7][12].

심실에서 발생하는 비정상적인 전기자극으로 인해 정상적인 심박동보다 빠르게 나타나는 심실수축을 심실조기박동(Ventricular Premature Contraction, VPC)이라고 하며 이런 심실조기박동이 연속해서 발생하는 것을 심실빈맥(Ventricular

\* 정 회 원 : 삼육대학교 컴퓨터학부 교수  
dkshin@syu.ac.kr

\*\* 정 회 원 : 경원대학교 전자계산학과 박사과정  
shleedosa@kyungwon.ac.kr

\*\*\* 정 회 원 : 경원대학교 소프트웨어학부 교수  
jslim@kyungwon.ac.kr(교신저자)

[2008/12/15 투고 - 2008/12/16 심사 - 2009/01/22 심사완료]

Tachycardia, VT)이라 한다. 심실빈맥이 심실의 여러 곳에서 동시에 발생하는 경우를 심실세동(Ventricular Fibrillation, VF)이라 하고 심실세동이 발생하는 경우 신체 기관 및 뇌에 산소공급이 중단되게 된다. 뇌에 산소공급이 중단되면 뇌는 손상을 입고 수 분 내로 치료하지 않으면 대부분 사망하게 되어 급성심장사로 이어지게 된다[1]. 즉, 심실빈맥과 심실세동은 부정맥 중에서도 환자의 생명을 위협하고 즉각적인 치료를 필요로 하는 증상으로 정확한 검출이 매우 중요하다.

심실세동이나 심실빈맥 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, 심실세동과 같은 불규칙한 리듬 검출에 매우 안정적이고 효과적이다[4].

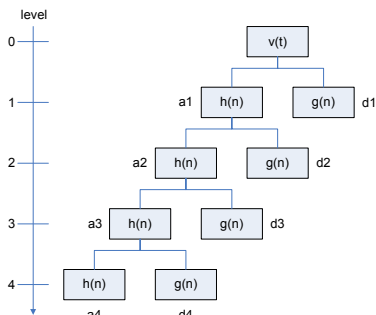
이에 본 연구에서는 예측 및 분류 성능에 있어서 우수한 성능을 보이고 있는 가중 퍼지 소속 함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)[6]을 이용하여 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB)[8]의 심전도(ECG) 신호로부터 정상리듬(Normal Sinus Rhythm, NSR)과 심실빈맥/심실세동 과형을 분류하였다. NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 이용하였다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 생성된 웨이블릿 계수들을 위상공간 재구성(Phase Space Reconstruction, PSR)과 첨단(Peak) 추출 기법의 입력 값으로 이용하여 2개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 2개의 특징입력을 이용하여 정상리듬과 심실빈맥/심실세동을 분류하였을 때 90.13%의 분류성능을 나타내었으며 2개 퍼지소속 함수를 제시함으로써 특징입력에 대한 해석을 가능하게 하였다.

## 2. 웨이블릿 변환 및 특징 추출

웨이블릿 변환(Wavelet Transforms)을 전처리 과정에서 사용하였고 특징 추출 과정에서는 위상공간 재구성(Phase Space Reconstruction, PSR)과 첨단(Peak) 추출 기법을 사용하였다.

### 2.1 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms)

웨이블릿 변환은 신호처리에 있어서 시간상의 국소적인 특정 지점에서의 주파수 특성을 분석함으로써 진역적 주파수 특성 정보를 주는 푸리에 분석의 단점을 보완해 준다. 비연속 웨이블릿 변환은 시간-주파수 신호를 다양한 스케일의 비연속 신호로 분리해 준다. 그림 1은 이분 비연속 웨이블릿 분리 구현을 위한 필터뱅크를 보여주고 있다. detail이라고 하는  $g(n)$ 은 웨이블릿 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 1) 스케일 레벨 4인 이분 비연속 웨이블릿 변환

본 논문은 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB)[8]를 이용하여 그

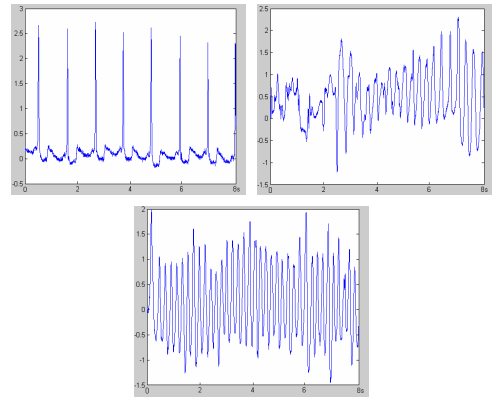
림 1에서와 같이 스케일 레벨 6인 이분 비연속 Haar 웨이블릿 변환을 수행하였다. 이들 중 스케일 레벨 1과 2의 주파수 대역에서의 웨이블릿 계수들은 고주파 간섭에 의한 영향을 받고 스케일 레벨 5와 6에서는 기저선의 변화에 의해 영향을 받기 때문에[7], 스케일 레벨 3의 주파수 대역에서 d3을 선택하였다. 그림 2는 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 8초 동안의 원형파형을 보여주고 있다. 그림 3은 웨이블릿 변환된 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 8초 동안의 파형을 보여주고 있다.

## 2.2 특징 추출(Feature Extraction)

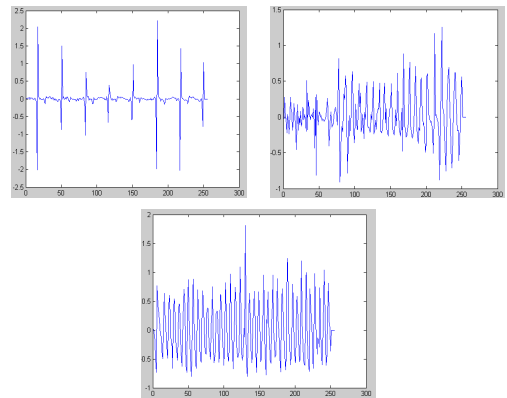
위상공간 재구성(Phase Space Reconstruction, PSR) 기법은 위상공간을 기반으로 동적인 파형이나 무작위적인 신호를 분석하기 위한 기법이다. 본 논문에서는 위상공간을  $40 \times 40$ 의 크기로 구성하였다. ECG신호를  $x(t)$ 라고 할 때 위상공간의  $x$  축에는  $x(t)$ 를 사상시키고  $y$ 축에는  $x(t+\tau)$ 를 사상시켜 2차원 다이어그램을 생성하였다.  $\tau$ 는 시간 상수로써 본 논문에서는 0.5초로 설정 하였다. 그림 4와 같이 정상리듬을 위상공간 재구성 기법에 적용하였을 때 다이어그램은 규칙적인 형태를 보이며 적은 공간을 차지하나 심실빈맥과 심실세동의 경우 다이어그램은 불규칙적인 형태를 보이며 많은 공간을 차지하게 된다. 구성된 위상공간을 기반으로 본 논문에서는 위상공간상의 d값을 추출하였다. d값을 구하는 식은 다음과 같다[4].

$$d = \frac{\text{위상공간에 사상된 개체수}}{\text{위상공간의 전체 공간}(40 \times 40)}$$

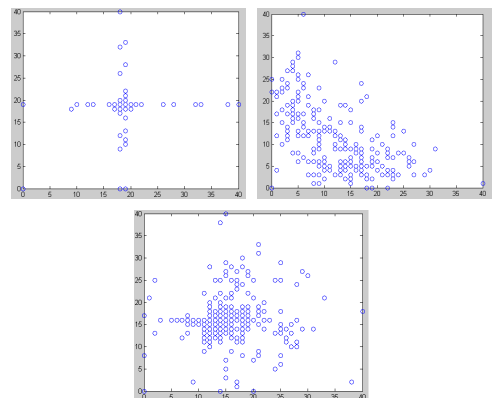
첨단(Peak) 추출 기법은 웨이블릿 변환된 심전도 신호를 받아서 그중에 첨단들을 그림 5와 같이 추출하였다. 정상리듬의 경우는 첨단의 개수가 적은 반면에 심실빈맥과 심실세동은 정상리듬보다 상대적으로 첨단의 개수가 많다.



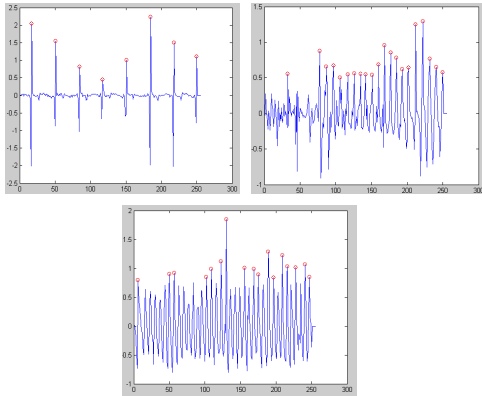
(그림 2) 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 원형 파형



(그림 3) 웨이블릿 변환된 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 파형



(그림 4) 위상공간 재구성을 적용한 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 예



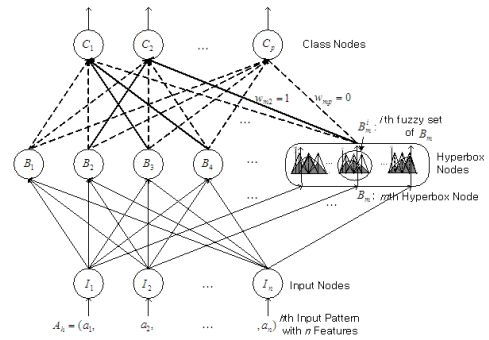
(그림 5) 웨이블릿 변환된 정상리듬, 심실빈맥, 심실세동의 첨단(Peak)을 추출

### 3. 가중 퍼지소속함수 기반 신경망

#### (Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function, NEWFM)

NEWFM은 입력으로부터 학습된 가중 퍼지소속함수의 경계합을 이용하여 클래스 분류를 하는 supervised 퍼지 신경망이다[5][6]. 가중 퍼지소속함수의 경계합은 가중치를 갖는 대, 중, 소의 3개 퍼지소속함수의 경계합을 하나의 퍼지소속함수로 합성한 것이다. NEWFM의 구조는 그림 6에서 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 BI은 단 하나의 클래스 노드에 연결되며 n개의 퍼지집합을 갖는다.

BI의 i번째 퍼지집합은  $B_i^j$ 로 표시되는데 대, 중, 소로 구성된 3개의 가중 퍼지소속함수를 갖는다. 출력 계층은 p개의 클래스 노드들로 구성되며 각 클래스 노드는 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 6) 가중 퍼지소속함수 신경망(NEWFM)의 구조

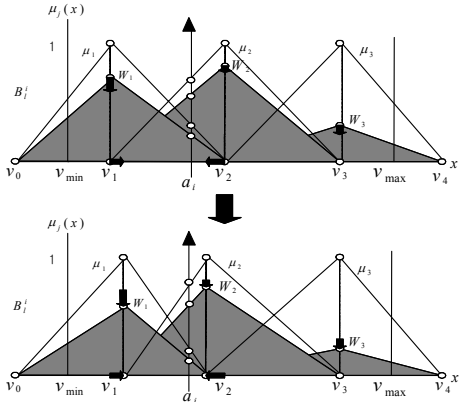
하이퍼박스노드 BI과 클래스노드 Ci 사이의 연결 가중치는 초기값으로 연결이 안 된 상태에서는  $w_{ii}=0$ 이 주어지나 연결 시  $w_{ii}=1$ 로 설정된다. BI과 클래스노드 Ci를 초기에 연결하기 위해서 입력  $I_h = \{A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n), class\}$ 에 따른 각 하이퍼박스의 Output(BI) 값 중 최대값을 갖는 BI과  $i=class$ 인 Ci를 선택한다. 초기 연결 이후, 입력 Ih에 대해 최대값을 갖는 BI과 Ci가 연결된 경우에만 BI이 학습된다. 함수 Output(BI)은 다음과 같다.

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

그림 7의  $v_1, v_2, v_3$ 는  $B_i^j$ 로 표기되는 대, 중, 소 퍼지소속함수의 중심위치이고 학습 시 좌우로 조정된다.  $v_0$ 와  $v_4$ 는 일정한 값으로 고정되어 있다. 입력  $a_i$ 는 그림 7의  $v_{min} \sim v_{max}$  범위 안에 있다.

$\mu_j(\cdot)$ 는  $B_i^j$ 의 가중 퍼지소속함수를 나타내며  $j=1,2,3$ 은 대, 중, 소 가중 퍼지소속함수의 인덱스를 각각 나타낸다. 각 가중 퍼지소속함수  $\mu_j(\cdot)$ 의 모양은  $(v_j-1, 0), (v_j+1, 0), (v_j, W_j)$ 의 세 점으로 표현되는 삼각형이다. 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.

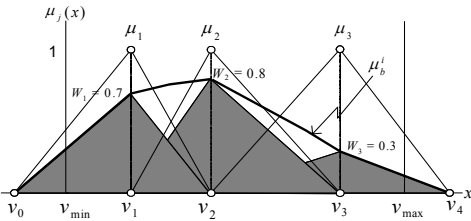
Adjust(BI)은 BI의 학습 시 입력  $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 의해 BI 내의  $B_i^j$ 들( $1 \leq i \leq n$ )을 조정하는 함수이다. 입력  $a_i$ 를 받는  $B_i^j$ 의  $v_j$ 와  $W_j$ 는 ( $j=1,2,3$ )  $a_i$ 값에 의하여 그림 7과 같이  $a_i$ 값에 수렴하는 방향으로 조정 된다.



(그림 7)  $B_j^i$ 의 Adjust(BI) 연산 전후의 예

학습을 거친 하이퍼박스노드 BI는 입력패턴을 분류하기 위한 if-then 형식의 퍼지규칙으로 사용될 수 있다.  $B_j^i$ 는 3개의 가중 퍼지소속함수( $\mu_j(\cdot)$ , where  $j=1,2,3$ , weighted fuzzy membership functions, WFM, 그림 8의 회색 부분)로 구성된다. 그림 8의 굵은 선으로 표시된  $\mu_b^i(\cdot)$ 은 WFM의 경계합(bounded sum of WFM, BSWFM)으로써 다음 식과같이 정의되며 3개의 WFM의 퍼지 특성을 통합하게 된다. 학습된 BSWFM  $\mu_b^i(\cdot)$ 은  $i$ 번째 입력에 대한 퍼지규칙으로 이용된다.

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



(그림 8) 3개 가중 퍼지소속함수의 경계합(BSWFM) 예 (굵은 선)

## 4. 실험 결과

### (Experimental Results)

본 논문에서는 정상리듬과 심실빈맥/심실세동의 분류성능을 평가하기 위해 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia DataBase(CUDB)[8]를 사용하였다. CUDB는 8분간 저장된 심전도이며 35개의 레코드로 구성되어있다. 전체 데이터 중 정상리듬 1673개, 심실빈맥/심실세동 465개를 8초 단위로 샘플링 하여 실험을 하였다. NEWFM은 그림 3의 웨이블릿 변환된 d3 계수를 입력 값으로 하여 위상공간 재구성 기법에 의하여 생성된 d값과 첨단(Peak) 추출 기법에 의하여 생성된 첨단(Peak) 개수를 특징입력으로 학습하게 된다. 그림 9는 d값과 첨단(Peak) 개수의 실험군에서 사용된 2개의 특징입력에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다. 이는 그림 7에서 보여준 가중 퍼지소속함수의 경계합(BSWFM)을 의미한다. 이를 통해 2개의 특징입력에 대한 정상리듬과 심실빈맥/심실세동의 차이점을 가지적으로 볼 수 있으며 이에 따른 특성 분석을 가능하게 한다.

<표 1>과 <표 2>에서는 분류 성능을 보여주고 있다. 여기서 TP(True Positive)는 정상리듬이 아닌 신호를 정상리듬이 아닌 신호로 분류되는 것을 말하고 TN(True Negative)은 정상리듬이 정상리듬으로 분류되는 것을 의미한다. 또한 FP(False Positive)는 심실빈맥/심실세동을 심실빈맥/심실세동이 아닌 신호로 분류되는 것을, FN(False Negative)은 심실빈맥/심실세동이 아닌 신호가 심실빈맥/심실세동으로 분류되는 것을 의미한다. 표 2에서 구한 각각의 값들에 대한 식들은 다음과 같다.

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

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

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

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

<표 2>에서 보듯이 2개의 특징입력으로 Amann[4]의 결과보다 Se, Sp, Pp, Ac가 모두 향상된 80.67%, 92.4%, 71.82%, 90.13%의 분류결과를 보여주고 있다.

(표 1) NEWFM 이용하여 분류성능 결과

클래스	결과(개)	
	TP	FP
심실빈맥/심실세동 (465개)	334	131
정상리듬 (1673개)	FN 80	TN 1593

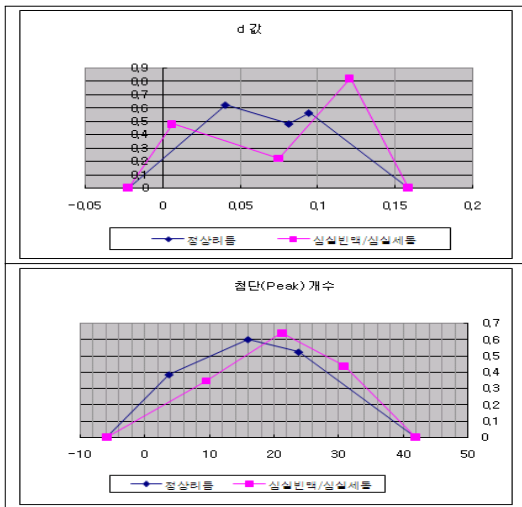
(표 2) NEWFM과 Amann(4)의 분류성능 비교

알고리즘	Se	Sp	Pp	Ac
Amann(PSR)	70.2%	89.3%	65.0%	85.1%
NEWFM	80.67%	92.4%	71.82%	90.13%

을 이용하여 2개의 특징입력을 추출하였다. 또한 이렇게 생성한 2개의 특징입력을 이용하여 NEWFM 기반의 심전도 신호로부터 정상리듬과 심실빈맥/심실세동을 자동 탐지를 위한 방법을 제안하고 있다. 첫 번째 단계에서는 입력된 심전도 신호를 8초 단위로 윈도우 프레임구간을 나누고 웨이블릿 변환을 수행한다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 생성한 웨이블릿 계수인 d3값을 입력 값으로 하여 위상공간 재구성 기법에 의하여 생성된 d값과 첨단(Peak) 추출 기법에 의하여 생성된 첨단(Peak) 개수를 특징입력으로 추출하였다. NEWFM은 2개 특징입력에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계함(BSWFM)을 구하여 정상리듬과 심실빈맥/심실세동의 분류에 사용하게 된다. 2개의 특징입력으로 Amann[4]의 결과보다 Se, Sp, Pp, Ac가 모두 향상된 80.67%, 92.4%, 71.82%, 90.13%의 분류결과를 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, March-April 1995
- [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, July 2002.
- [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, September 2003.
- [4] Anton Amann, Robert Tratnig, Karl Unterkofler, "Detecting ventricular fibrillation by time-delay methods", IEEE Trans Biomed Eng. 2007 Jan, 54(1): 174-7



(그림 9) 2개의 특징입력에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계함 (BSWFM)

## 5. 결 론

본 논문은 위상공간 재구성(Phase Space Reconstruction, PSR) 기법과 첨단(Peak) 추출 기법

- [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, March 2006.
- [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, Aug. 2005.
- [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 D-ata Base. Available:<http://www.physionet.org/physiobank/database/cudb>.
- [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 Hermite 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.

◎ 저 자 소 개 ◎



**신 동 근 (Dong-Kun Shin)**

1986년 인하대학교 전자계산학과 졸업(학사)  
1996년 동국대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)  
1999년 인하대학교 대학원 컴퓨터정보공학과 수료(공학박사수료)  
1997.9~2006.2 삼육의명대학 컴퓨터정보과 교수  
2006.3~현재 삼육대학교 컴퓨터학부 교수  
관심분야 : Neuro-fuzzy System, HCI, Software Engineering, etc.  
E-mail : dkshin@syu.ac.kr



**이 상 홍 (Sang-Hong Lee)**

1999년 경원대학교 공과대학 전자계산학과 졸업(공학사)  
2001년: 2001년 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)  
2006년~현재 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사과정  
관심분야 : neuro-fuzzy systems을 이용한 주가예측, 전문가 시스템  
E-mail : shleedosa@kyungwon.ac.kr



**임 준 식 (Joon S. Lim)**

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(현)  
관심분야: neuro-fuzzy systems, biomedical systems  
E-mail : jslim@kyungwon.ac.kr