

퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 심전도 패턴 분류시스템 설계

김민수, 이승로, 서희돈
영남대학교 대학원 전자공학과

전화 : 053-810-2553 / 핸드폰 : 016-501-3421

Design of ECG Pattern Classification System Using Fuzzy-Neural Network

Min-Soo Kim, Seung-Ro Lee, Hee-Don Seo

Dept. of Electronic Engineering, Yeungnam University

E-mail : msk0225@hanmail.net

Abstract

This paper has design of ECG pattern classification system using decision of fuzzy IF-THEN rules and neural network. each fuzzy IF-THEN rule in our classification system has antecedent linguistic values and a single consequent class. we use a fuzzy reasoning method based on a single winner rule in the classification phase. this paper in, the MIT/BIH arrhythmia database for the source of input signal is used in order to evaluate the performance of the proposed system. From the simulation results, we can effectively pattern classification by application of learned from neural networks

I. 서론

최근 심전도 해석법에 컴퓨터 시스템의 비약적인 발전으로 인하여 자동진단시스템이 많이 이용되고 있다. 심전도의 자동진단 시스템이 주로 R-R간격, QRS군의 폭과 높이, P-R간격 및 ST 세그먼트 등을 이용한 변수를 추출하여 정량화 하여 사용한, 이런 해석기법들이 많이 이루어지고 있다.

심전도의 해석 기법들은 크게 시간 영역 해석과 주파수 영역 해석으로 나눌 수 있다. 시간 영역의 해석은 심전도 비트의 유도와 QRS군의 폭과 높이, R-R인터벌, QRS 영역해석 등이고, 주파수 영역에서는 고주파와 저

주파의 에너지 율과 윈도우화(windows)된 신호의 스펙트럼(spectrum)의 주파수 밴드 에너지 측정방법 등이 있다. 또 최근에는 시간영역과 주파수영역의 동시 분석이 가능한 웨이블릿 변환을 이용해서 심전도의 특징점을 검출하는 방법 등이 많이 이용되고 있다.

본 논문에서는 심전도의 특정한 파형들을 이용해서 파형 모양의 데이터정보를 퍼지 규칙에 기초한 분류 시스템으로 여러 형태의 패턴으로 분류한다. 파형의 형태는 주로 부정맥 이고, 조기심실수축(PVCs)이며, 심실에 생기는 조기 이소성 수축이다. 조기자극은 심실 어느 곳에서 생겨 심실근육의 느린 통로를 지나므로 다른 심실에는 약간 늦게 전도된다. 느린 전도 때문에 QRS폭은 넓어지는 특징을 가지고 있다. 따라서 정상 파형과 구별할 때에 조기심실수축 증상은 정상 파형과 비교해 볼 때 QRS군의 폭과 너비 값이 상당히 큰 값을 가지게 된다. 본 연구 실험에 사용될 파형은 정상 파형 1개와 부정맥 파형을 포함하고 있는 4가지의 다른 유형의 패턴이다. 본 논문의 퍼지 분류시스템에서는 IF-THEN 규칙의 판정영역을 이용해서 분류한다. 또 뉴럴망의 계층구조는 입력층 4계층, 은닉층 4계층, 출력층 4계층이며, 패턴들의 유형은 4가지형태로 MIT/BIH100, MIT/BIH106, MIT/BIH200, MIT/BIH203의 데이터를 이용했다.

II. 퍼지 분류 시스템

제어시스템 문제에 있어서 퍼지 규칙에 기초한 분류 시스템은 비 퍼지 입력 벡터들에서 비 퍼지 출력값 들로부터 비선형 프로세스에 근사할 수 있다. 최근 퍼지 규

칙에 기초한 시스템은 분류 문제에 많이 적용되고 있다. 보통 많은 적용의 형태는 분류문제에 의해서 수치 데이터로부터 퍼지 IF-THEN 규칙들이 발생한다.

퍼지 규칙에 기초한 분류시스템의 이론적 배경은 심플한 발견(heuristic)과정, 뉴로-퍼지 기술[1]-[2], 클러스터링(clustering)방법[3], 유전자(genetic) 알고리즘[4] 등이 있다.

퍼지 IF-THEN 규칙들은 n 특성을 가진 c -class 패턴 분류에 있어서의 문제는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\text{Rule } R_j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \dots x_n \text{ is } A_{jn} \\ \text{then Class } C_j, \quad j=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

여기서 $x = (x_1, \dots, x_n)$ 은 n 차원 패턴 벡터이며, A_{ji} 는 ($i = 1, 2, \dots, n$) 전진부의 언어변수 값이다. C_j 는 결과 클래스(c-class의 하나)이며, N 은 퍼지 IF-THEN의 규칙들의 수를 나타낸다.

본 연구에서는 식(1)의 확실한 등급(certainty grades) 방법을 가지고 퍼지 IF-THEN 규칙들을 사용할 때 새로운 패턴

$X_p = (x_{p1}, \dots, x_{pn})$ 에 의한 윈너(winner) 규칙

R_j 는 다음의 식(2)에 의해 정의된다.

$$\mu_j^*(X_p).CF_j^* \\ = \max \{ \mu_j(X_p).CF_j; j = 1, 2, \dots, N \} \quad (2)$$

각 퍼지의 IF-THEN 규칙들은 자신의 판정 영역을 가지게 된다. 각 규칙의 판정영역의 크기는 전진부의 언어변수 값들의 확실한 등급과 소속도 함수(membership functions)에 의해 결정된다. 판정영역은 만약 소속도 함수의 변화가 없다면 확실한 등급의 수정에 의해서 조절될 수 있다. 이 판정영역들은 그림1에서 IF-THEN 규칙들은 9개를 가졌으며, 언어변수들은 SM(small), MM(medium), LA(large)등 3개를 가졌다.

본 논문의 각 퍼지 규칙의 판정영역들은 그림1에서 나타내고 있다.

분류 영역의 조절에서 1차원 패턴 분류의 단위 인터벌[0, 1]에는 3개 퍼지 IF-THEN 규칙에 따라서 아래의 규칙을 가진다.

- If x is small, then Class 1
- If x is medium, then Class 2
- If x is large, then Class 3.

단위 인터벌(interval)은 아래의 그림과 같이 3개의 규칙에 의해서 분류되었다.

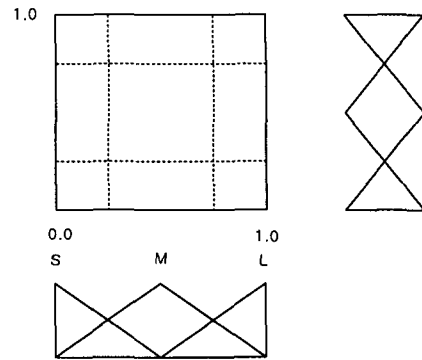


그림1. 각 퍼지 규칙의 판정영역

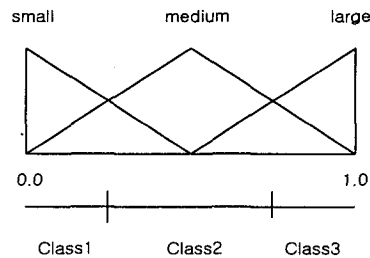


그림2. 퍼지 IF-THEN 규칙을 이용한 분류 영역

III. 뉴럴 네트워크

신경망은 일반적으로 계층의 수에 따라 크게 단층 신경망과 다층 신경망의 2가지로 구분할 수 있다. 단층 신경망은 가장 단순한 구조로서 외부 입력을 받아들이는 입력층 X와 신경망에서 처리된 결과를 출력하는 출력층 Y로 구성된다. 단층 신경망은 출력 y_1, \dots, y_m 은 다음과 같다.

$$y_1 = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{1i}\right), \dots, y_m = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{mi}\right) \quad (3)$$

여기서, w_{ij} 는 입력층 뉴런 j 와 출력층 뉴런 i 간의 연결강도이다.

다층 신경망은 여러 계층으로 구성된 신경망의 구조이다. 일반적으로 가장 널리 사용되는 것은 3계층 신경망 구조이다. 3계층 신경망 구조에서는 입력층의 입력에 따라 은닉층의 출력이 나오며, 은닉층의 출력은 다시 출력층에 입력되어 최종출력이 나오게 된다. 은닉층의 출력은 다음의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_1 = f\left(\sum_{i=1}^n x_i v_{1i}\right), \dots, z_p = f\left(\sum_{i=1}^n x_i v_{pi}\right) \quad (4)$$

여기서, v_{ij} 입력층 뉴런 j 와 은닉층 뉴런 i 간의 연결강도이다.

따라서 최종출력 y_1, \dots, y_m 은 다음과 같다.

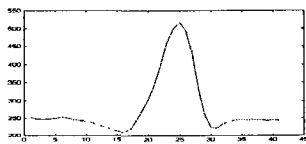
$$y_1 = f\left(\sum_{i=1}^p z_i w_{1i}\right), \dots, y_m = f\left(\sum_{i=1}^p z_i w_{mi}\right) \quad (5)$$

여기서, w_{ij} 는 은닉층 뉴런 j 와 출력층 뉴런 i 간의 연결강도이다.

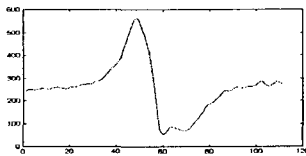
IV. 실험 및 결과

본 논문에서 사용한 입력패턴유형은 MIT/BIH 100, 119, 200, 203등이며, 아래 그림3에서 나타나고 있으며, MIT/BIH 100은 정상값을 가진 파형이며, MIT/BIH 106, 119, 200, 203은 부정맥을 가진 파형들이다. 그림 4는 뉴럴 네트워크를 이용한 패턴들의 학습 과정을 플로차트를 나타나고 있으며, 신경망의 구성은 입력층 4계층, 은닉층 4계층, 출력층 4계층이고, 패턴의 유형은 4개로 설정하여 실험했다.

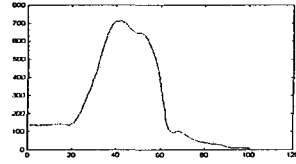
다음의 그림 4는 입력신호로 사용된 파형들의 형태들이며, MIT/BIH 100은 정상값을 가진 파형이며, MIT/BIH 106, 119, 200, 203은 부정맥을 가진 파형이다. 그림4에서는 각 파형들에 대한 분포를 나타내고 있으며, 각각 다른 값들을 가짐을 알 수가 있다. 그림5에서는 본 연구의 신경망 알고리즘을 이용한 분류의 성능을 나타내고 있다.



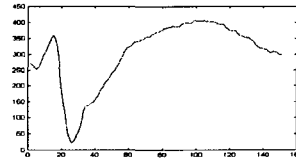
(a)



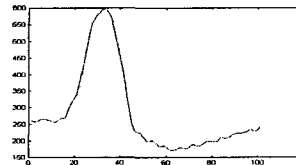
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 3 MIT/BIH 입력신호의 예

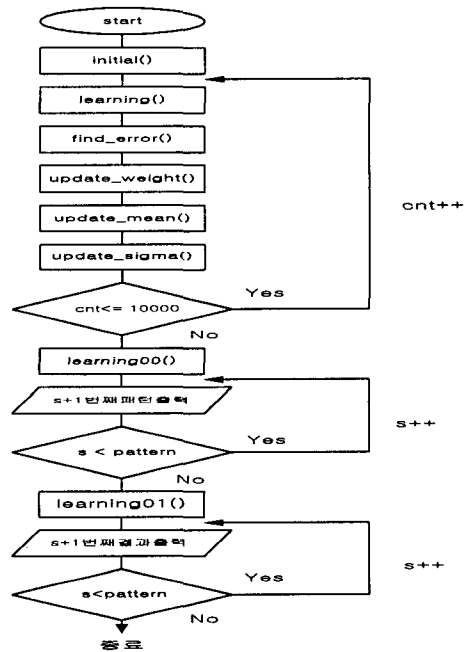


그림4. 뉴럴 네트워크 플로차트

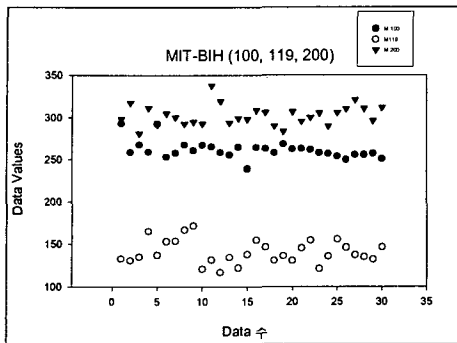


그림5. MIT/BIH 데이터의 분포도

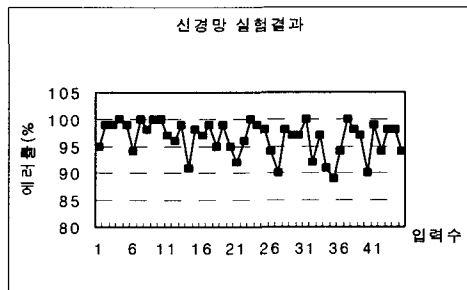


그림6. 신경망의 실험결과

V. 결론

본 연구는 심전도의 부정맥 신호를 포함하고 있는 파형을 가지고 퍼지시스템의 IF-THEN 규칙을 이용한 판정 영역 법으로 분류하였고, 또 신경망을 이용한 패턴분류 방법으로는 학습능률을 가지고 성능을 평가할 수 있었다. 입력신호로는 MIT/BIH 데이터 베이스를 이용해서 실험할 수 있었으며, 95%이상의 만족한 성능을 보였다. 앞으로 본 논문에서는 심전도 신호뿐만 아니라 여러 형태의 생체신호를 가지고 파형을 분석할 수 있을 것으로 본다.

참고문헌

- [1] V.Uebele, S. Abe, and M. S. Lan, "A neural-network based fuzzy classifier," IEEE Trans. Syst. vol. 25, pp. 353-361, Feb. 1995.
- [2] S. Mitra and L. I. Kuncheva, "Improving classification performance using fuzzy MLP and two-level selective partitioning of the feature space," Fuzzy sets syst., vol. 70, no. 1, pp. 1-13, Feb. 1995

- [3] S. Abe and R. Thawonmas, "A fuzzy classifier with ellipsoidal regions," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 5, pp. 358-368, Aug. 1997.
- [4] H. Ishibuchi, T. Murata, and I. B. Turksen, "Single-object and two-objective genetic algorithm for selecting linguistic rules for pattern classification problems," Fuzzy sets syst., vol. 89, no. 2, pp. 135-149, July 1997.