

간질 분류를 위한 NEWFM 기반의 특징입력 및 퍼지규칙 추출[☆]

Extracting Input Features and Fuzzy Rules for Classifying Epilepsy Based on NEWFM

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 간질 증세를 가진 사람과 건강한 사람의 뇌파(electroencephalogram, EEG)로부터 정상 파형과 간질(epilepsy) 파형을 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 생성한 웨이블릿 계수들을 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 24개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 24개의 특징입력을 이용하여 정상 파형과 간질 파형을 분류하였을 때 98%의 분류성능을 나타내었다.

ABSTRACT

This paper presents an approach to classify normal and epilepsy from electroencephalogram(EEG) using a neural network with weighted fuzzy membership functions(NEWFM). To extract input features used in NEWFM, wavelet transform is used in the first step. In the second step, the frequency distribution of signal and the amount of changes in frequency distribution are used for extracting twenty-four numbers of input features from coefficients and approximations produced by wavelet transform in the previous step. NEWFM classifies normal and epilepsy using twenty four numbers of input features, and then the accuracy rate is 98%.

☞ KeyWords : Electroencephalogram(뇌파), Epilepsy(간질), Fuzzy Neural Networks(퍼지신경망), Wavelet Transforms(웨이블릿 변환), Feature Extraction(특징추출)

1. 서 론

뇌파(electroencephalogram, EEG)는 대뇌 피질의 전기적 활동을 기록한 것으로 뇌와 관련된 수면상태, 뇌-컴퓨터 인터페이스(brain-computer interface, BCI), 질병을 측정 또는 진단하는데 사용되어진다 [1-3][7-9]. 특히 간질(epilepsy) 환자의 경우, 뇌파의

모니터링은 간질 환자의 상태를 확인할 수 있는 중요한 요소가 된다. 간질이란 신체적 이상이 없음에도 불구하고, 경련과 의식 장애를 일으키는 발작증상이 반복적으로 발생하여 만성화된 질환을 의미한다. 이러한 간질을 탐지하고 진단하기 위해서 뇌파를 이용한 인공지능 기법들이 연구되고 있다 [7-11].

EEG 신호의 특징을 추출하기 위해서 푸리에 변환 및 시간-주파수 분석 기법인 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)이 선호되고 있으며 퍼지신경망에 접목되어 간질 파형 분류에 사용되고 있다[7-9][11].

Polat[9]은 푸리에 변환을 사용하여 간질 파형을 분류하였다. Polat은 푸리에 변환의 스펙트럼

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

** 종신회원 : 경원대학교 소프트웨어학부 교수
jslim@kyungwon.ac.kr(교신저자)

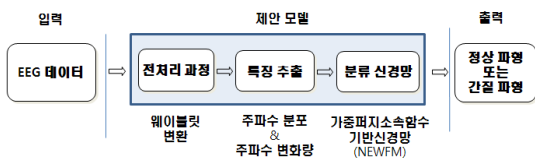
[2009/08/24 투고 - 2009/08/25 심사 - 2009/09/24 심사완료]

☆ 이 연구는 2009년도 경원대학교 지원에 의한 결과임

분석을 통하여 129개의 인자 값을 추출하였다. 이렇게 추출한 129개의 인자 값을 주성분분석(principal component analysis, PCA)을 이용하여 5개로 차원을 낮추어 이 값들을 특징입력으로 사용하였다. 그러나 이러한 연구의 단점은 129개라는 많은 인자 값을 추출해야만 하고 특징입력의 개수를 줄이기 위해서 주성분분석을 사용하기 때문에 간질 파형의 분류 실험에는 사용 가능하나 뇌파 측정 장치 등을 이용한 실시간 간질 파형의 분류에는 적용이 불가능하다는 단점이 있다. Subasi[7]는 웨이블릿 변환을 통하여 생성된 계수들을 기반으로 특징입력을 추출하였다. 이렇게 추출된 특징입력은 mixture of expert(ME)라는 분류 모델을 사용하였다. 그러나 이러한 모델의 단점은 간질 파형 분류에 대한 퍼지규칙과 같은 해석이 가능한 일반적인 규칙을 제공할 수 없다.

이에 본 연구에서는 예측 및 분류성능에 있어서 우수한 성능을 보이고 있는 가중 퍼지 소속 함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)[5][12]을 이용하여 Andrzejak et al[4]이 사용한 뇌파 데이터로부터 정상 파형과 간질 파형을 분류하였다. NEWFM에서 사용할 특징입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 웨이블릿 변환을 이용하였다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 생성한 웨이블릿 계수들을 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 24개의 특징입력을 추출하였다. NEWFM은 이들 24개의 특징입력을 이용하여 정상 파형과 간질 파형을 분류하였을 때 98%의 분류성능을 나타내었으며 24개의 퍼지소속함수를 제시함으로써 특징입력에 대한 해석을 가능하게 하였다[6][13].

2. 간질 분류 모델의 개요



(그림 1) 간질 분류 모델 다이어그램

본 논문에서는 그림 1의 간질 분류 다이어그램에서 알 수 있듯이 EEG 데이터를 입력 값으로 하여 웨이블릿 변환(wavelet transforms, WT)을 전처리 과정에서 수행한다. 전처리 과정 후에 특징 추출 과정에서는 웨이블릿 변환된 EEG 신호에 대한 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 특징입력을 추출하고 NEWFM을 이용하여 정상 파형과 간질 파형을 분류한다.

2.1 실험 데이터(Experimental Data)

본 논문에서는 Andrzejak et al[4]이 사용한 뇌파 데이터를 사용하여 정상 파형과 간질 파형을 분류하였다. Andrzejak et al이 사용한 실험데이터는 5개의 실험군(A, B, C, D, E)으로 나누어져있다. 각각의 실험군은 100개의 단일채널 EEG 부분을 포함하고 있다. 본 논문에서는 Subasi[7]가 사용한 A와 E의 실험군을 사용하여 실험을 하였다. 실험군 A는 건강한 피실험자를 통하여 수집된 정상 파형이고 실험군 E는 간질증상이 있는 피실험자를 통하여 수집된 간질 파형이다. 본 논문에서 사용한 실험군을 표 1에서 설명하고 있다. 실험군을 구성하고 있는 각각의 파형은 512개의 점으로 이루어져있다.

(표 1) 간질 파형 분류에 사용한 실험군

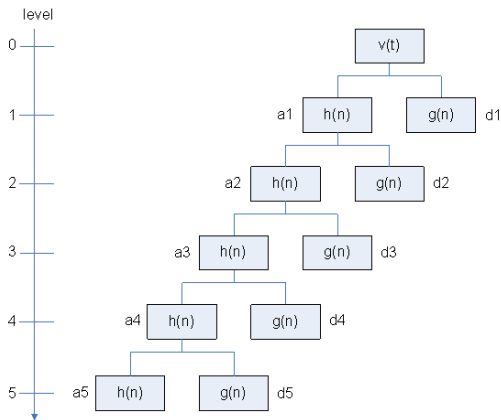
클래스	훈련 집합	테스트 집합	전체 개수
간질 파형	500개	300개	800개
정상 파형	500개	300개	800개
전체 개수	1000개	600개	1600개

2.2 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms)

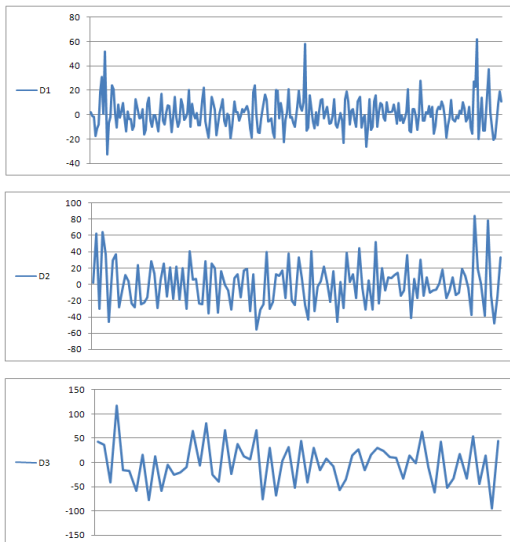
본 논문은 [14]에서 설명하고 있는 웨이블릿 변환을 그림 2와 같이 수행하였다. 그림 2는 이분 비연속 웨이블릿 분리 구현을 위한 필터뱅크를 보여주고 있으며 d_i 와 a_i 는 각각 스케일 레벨 i 의 detail과 approximation 계수들을 의미한다.

본 논문은 Andrzejak et al이 사용한 실험데이터

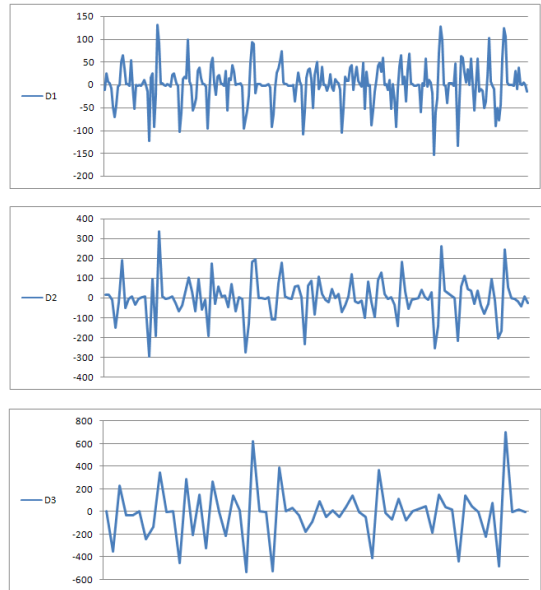
를 이용하여 512개의 점으로 구성되어있는 하나의 파형을 그림 2에서와 같이 스케일 레벨 5인 이분 비연속 Haar 웨이블릿 변환을 수행하였다. 이렇게 Haar 웨이블릿 변환을 수행하여 얻은 값이 그림 3과 그림 4이다. 그림 3은 Haar 웨이블릿 변환된 정상 파형을 그림 4는 Haar 웨이블릿 변환된 간질 파형의 예를 보여주고 있다. 또한 표 2는 웨이블릿 변환 후의 각 레벨별 주파수 영역을 보여주고 있다[7]. Andrzejak et al이 사용한 실험데이터의 주파수는 173.6Hz이다.



(그림 2) 스케일 레벨 5인 이분 비연속 웨이블릿 변환



(그림 3) 정상 파형을 웨이블릿 변환한 계수들의 예



(그림 4) 간질 파형을 웨이블릿 변환한 계수들의 예

(표 2) 웨이블릿 변환 후의 각 레벨별 주파수 영역

스케일 레벨	주파수 영역 (Hz)
D1	43.4~86.8
D2	21.7~43.4
D3	10.8~21.7
D4	5.4~10.8
D5	2.7~5.4
A5	0~2.7

2.3 특징 추출(Feature Extraction)

본 논문에서 사용할 특징을 다음과 같이 추출하였다. (1)에서부터 (4)까지는 Subasi[7]에서 사용한 특징 추출 방법을 설명하였다. 또한 본 논문에서는 (5)에서 설명하고 있는 특징을 새롭게 추가하여 실험하였다.

- (1) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 절대값의 평균값
- (2) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들을 제공하여 구한 평균값
- (3) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 표준편차

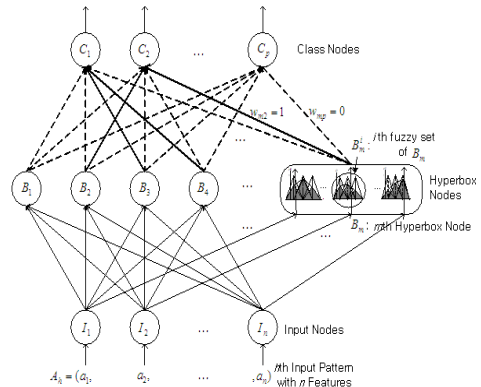
- (4) 인접한 레벨간의 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 평균값의 절대값 비율
- (5) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 중앙값

위에서 언급한 특징 (1)과 (2)는 EEG 신호에 대한 주파수 분포를 의미한다. 또한 특징 (3)과 (4)는 주파수 변동량을 의미한다[7]. 본 논문에서는 a5와 d2~d5의 주파수 영역을 이용하여 24개의 특징을 추출하였다. d2~d5의 주파수 영역에서는 위에서 언급한 (1)~(5)까지의 모든 특징을 이용하였고 a5의 주파수 영역에서는 인접한 레벨이 없는 관계로 (4)를 제외한 나머지 4개를 이용하였다.

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

NEWFM은 입력으로부터 학습된 가중 퍼지소속함수의 경계 합을 이용하여 클래스 분류를 하는 supervised 퍼지 신경망이다[5][14]. 가중 퍼지소속함수의 경계 합은 가중치를 갖는 대, 중, 소의 3개 퍼지소속함수의 경계합을 하나의 퍼지소속함수로 합성한 것이다. NEWFM의 구조는 그림 5에서 보는 바와 같이 입력, 하이퍼박스, 클래스의 3개 계층으로 구성되어 있다. 입력 계층에는 n 개의 입력노드들로 구성되며 각 입력노드는 하나의 특징입력을 입력받게 된다. 하이퍼박스 계층은 m 개의 하이퍼박스 노드로 구성되고, 1번째 하이퍼박스 노드 B_1 은 단 하나의 클래스 노드에 연결되며 n 개의 퍼지집합을 갖는다.

본 논문에서는 그림 1의 특징 추출 과정에서 웨이블릿 변환된 계수들을 주파수 분포와 주파수 변화량을 이용하여 추출한 24개의 특징입력이 그림 5의 n 개의 특징입력을 갖는 h 번째 입력 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 대한 NEWFM의 입력 값으로 사용되어진다.



(그림 5) 가중 퍼지소속함수 신경망(NEWFM)의 구조

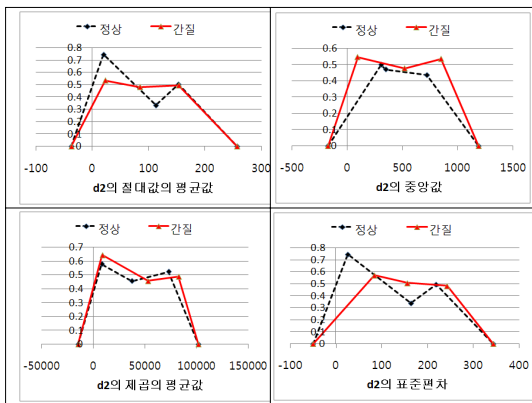
4. 실험 결과 (Experimental Results)

본 논문에서는 Subasi[7]가 사용한 뇌파 실험 데이터를 사용하여 정상 파형과 간질 파형을 분류하였다. NEWFM은 그림 3와 그림 4의 웨이블릿 변환된 a5와 d2~d5까지의 계수를 생성하여 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 추출한 24개의 특징입력으로 학습하게 된다. 그림 6은 24개의 특징입력 중에서 4개의 특징입력에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다. 이는 [14]에서 설명하고 있는 가중 퍼지소속함수의 경계 합(BSWFM)을 의미한다. 이를 통해 24개의 특징입력에 대한 정상 파형과 간질 파형의 차이점을 가지적으로 볼 수 있으며 이에 따른 특성 분석을 가능하게 한다. 또한 본 논문에서 비교하고 있는 Subasi[7]의 분류 모델인 mixture of expert(ME)는 그림 6의 경우처럼 퍼지규칙과 같은 해석이 가능한 일반적인 규칙을 제공하지 않고 있다.

표 3과 표 4에서는 분류 성능을 보여주고 있다. 여기서 TP(True Positive)는 정상파형이 아닌 신호를 정상파형이 아닌 신호로 분류되는 것을 말하고 TN(True Negative)은 정상파형이 정상파형으로 분류되는 것을 의미한다. 또한 FP(False Positive)는 간질파형을 간질파형이 아닌 신호로 분류되는 것을, FN(False Negative)은 간질파형이 아닌 신호

가 간질과형으로 분류되는 것을 의미한다. 표 4에서 구한 민감도(sensitivity), 특이도(specificity), 정확도(accuracy)는 식 (3)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \text{민감도} &= \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \\ \text{특이도} &= \frac{TN}{TN+FP} \times 100 \\ \text{정확도} &= \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \times 100 \end{aligned} \quad (3)$$



(그림 6) 24개의 특징입력 중에서 4개의 특징입력 대한 가장 퍼지소속함수의 경계함 (BSWFM)의 예

(표 3) NEWFM 이용하여 분류성능 결과

클래스	결과(개)	
	간질과형 (300개)	TP 288
정상과형 (300개)	FN 0	TN 300

표 4에서 보듯이 Subasi[7]의 결과보다 민감도, 특이도, 정확도가 모두 향상된 100%, 96%, 98%의 분류결과를 보여주고 있다.

(표 4) NEWFM과 Subasi[7]의 분류성능 비교

알고리즘	민감도	특이도	정확도
Subasi(ME)	95%	94%	94.5%
NEWFM	100%	96%	98%

5. 결 론

본 논문은 웨이블릿 변환을 이용하여 생성한 계수들을 주파수 분포와 주파수 변동 량의 통계적 기법을 이용하여 24개의 특징입력을 추출하였다. 또한 이렇게 생성한 24개의 특징입력을 이용하여 NEWFM 기반의 뇌파 신호로부터 정상 과형과 간질 과형을 자동 탐지를 위한 방법을 제안하고 있다. 본 논문에서 제안하는 방법을 통해서 실시간으로 뇌파를 측정하여 정상 과형과 간질 과형을 분류할 수 있는 시스템을 구현할 수 있다. NEWFM은 24개 특징입력에 대한 가장 퍼지소속함수의 경계 함(BSWFM)을 구하여 24개의 특징입력에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다. 이러한 퍼지소속함수는 뇌파로부터 정상 과형과 간질 과형의 분류에 사용하게 된다. 24개의 특징입력으로 Subasi[7]의 결과보다 민감도, 특이도, 정확도가 모두 향상된 100%, 96%, 98%의 분류결과를 보여주고 있다.

참 고 문 헌

- [1] Shang-Ming Zhou, John Q. Gan, Francisco Sepulveda, "Classifying mental tasks based on features of higher-order statistics from EEG signals in brain-computer interface", Information Sciences, vol.178, Issue 6, pp.1629 - 1640, 2008.
- [2] M. Kemal Kiymik, Mehmet Akin, Abdulhamit Subasi, "Automatic recognition of alertness level by using wavelet transform and artificial neural network", Journal of Neuroscience Methods, vol.139, Issue 2, pp.231 - 240, 2004.
- [3] Klaus-Robert Müller, Michael Tangermann, Guido Dornhege, Matthias Krauledat, Gabriel Curio, Benjamin Blankertz, "Machine learning for real-time single-trial EEG-analysis: From brain - computer interfacing to mental state

- monitoring”, *Journal of Neuroscience Methods*, vol.167, Issue 1, pp.82 - 90, 2008.
- [4] Andrzejak, R. G., Lehnertz, K., Mormann, F., Rieke, C., David, P., and Elger, C. E., “Indications of nonlinear deterministic and finite dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state”, *Physical Review E*, 64, 061907, 2001.
- [5] J. S. Lim, D. Wang, Y.-S. Kim, and S. Gupta, “A neuro-fuzzy approach for diagnosis of antibody deficiency syndrome”, *Neurocomputing*, vol.69, Issues 7-9, pp.969-974, 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, 2005.
- [7] Abdulhamit Subasi, “EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model”, *Expert Systems with Applications*, vol.32, Issue 4, pp.1084 - 1093, 2007.
- [8] Adeli, H., Zhou, Z., & Dadmehr, N., “Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform”, *Journal of Neuroscience Methods*, vol.123, Issue 1, pp.69 - 87, 2003.
- [9] Kemal Polat and Salih Güneş, “Artificial immune recognition system with fuzzy resource allocation mechanism classifier, principal component analysis and FFT method based new hybrid automated identification system for classification of EEG signals”, *Expert Systems with Applications*, vol.34, Issue 3, pp.2039 - 2048, 2008
- [10] Srinivasan V, Eswaran C, Srimaam N, H., “Approximate Entropy based Epileptic EEG detection using Artificial Neural Networks”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol.11, Issue 3, pp.288-295, 2007.
- [11] Abdulhamit Subasi, “Automatic detection of epileptic seizure using dynamic fuzzy neural networks”, *Expert Systems with Applications*, vol.31, Issue 2, pp.320 - 328, 2006
- [12] Joon S. Lim, “Finding Features for Real-Time Premature Ventricular Contraction Detection Using a Fuzzy Neural Network System”, *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, vol.20, Issue 3, pp.522-527, 2009.
- [13] J. S. Lim, “Finding Fuzzy Rules by Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function”, *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol.4, No.2, pp.211-216, 2004.
- [14] 이상홍, 임준식. “KOSPI 예측을 위한 NEWFM 기반의 특징입력 및 퍼지규칙 추출”, *한국인터넷정보학회논문지*, vol.9, No.1, pp.129-135, 2008.

● 저 자 소개 ●



이 상 홍 (Sang-Hong Lee)

1999년: 경원대학교 공과대학 전자계산학과 졸업(공학사)

2001년: 2001년 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)

2006년~현재 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사수료

관심분야 : neuro-fuzzy systems, 추가예측 systems, BCI systems

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, BCI systems

E-mail : jslim@kyungwon.ac.kr