

다채널 뇌파의 웨이블릿 계수와 신경망을 이용한 정신분열증의 판별

정주영* · 박일용* · 강병조** · 조진호*·*** · 김명남***

* 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

** 경북대학교 의과대학 정신과학교실

*** 경북대학교 의과대학 의공학교실

(2002년 12월 15일 접수, 2003년 4월 7일 채택)

Classification of Schizophrenia Using an ANN and Wavelet Coefficients of Multichannel EEG

J.Y. Jung*, L.Y. Park*, B.J. Kang**, J.H. Cho*·***, M.N. Kim***

* School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University

** Dept. of Psychiatry, School of Medicine, Kyungpook National University

*** Dept. of Biomedical Eng., School of Medicine, Kyungpook National University

(Received December 15, 2002. Accepted April 7, 2003)

요약 : 본 논문에서는 정신질환 진단을 위하여 뇌파신호를 판별하는 방법을 제안하였다. 정신질환의 한 종류인 정신분열증 환자의 뇌파와 정상인의 뇌파를 분류하기 위하여 제안한 방법에서는 기본적으로 웨이블릿 변환과 인공 신경망을 이용하였다. 뇌파 신호에 웨이블릿 변환을 적용하여 각각 알파, 베타, 세타 그리고 델타파에 해당하는 주파수 대역의 웨이블릿 계수를 구한 다음, 각각의 주파수 대역에 대한 웨이블릿 계수들의 크기, 평균 및 분산들을 인공 신경망의 입력 데이터로 이용하였다. 인공 신경망은 2개의 은닉층을 갖는 4층의 피드포워드 회로망 구조를 가지며 학습에는 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 정신분열증의 판별시스템은 19 채널의 뇌파신호에 대응하는 19개의 인공신경망으로 구성되었고 정상인과 정신분열증 환자에 대하여 각각 100%와 86.67%의 정확도를 보여주었다.

Abstract : In this paper, a method of discriminating EEG for diagnoses of mental activity is proposed. The proposed method for classification of schizophrenia and normal EEG is based on the wavelet transform and the artificial neural network. The wavelet coefficients of α band, β band, θ band, and δ band are obtained using the wavelet transform. The magnitude, mean, and variance of wavelet coefficients for each EEG band are applied to the input data of the system's ANN. The architecture of the ANN is a four layered feedforward network with two hidden layer which implements the error back propagation learning algorithm. Through the classification of schizophrenia composed of 19 ANNs corresponding to 19 channels, the classifying system show that it can classify the 100% of the normal EEG group and the 86.67% of the schizophrenia EEG group.

Key words : EEG, schizophrenia, wavelet transform, ANN

서 론

뇌파(electroencephalogram, EEG)는 대뇌 피질의 전기적 활동을 기록한 것으로 뇌의 기능 및 뇌와 관련된 질환을 진단

하는데 광범위하게 사용된다. 특히, 뇌파 데이터는 사회가 산업화, 고도화됨에 따라 증가하는 정신적 고통과 스트레스로 인하여 발생하는 정신적 문제를 갖고 있는 환자에 대한 진단과 치료 효과 등을 판단하는데 중요한 임상적 방법이다. 최근에 들어 눈부신 발전을 하고 있는 신호처리 기술을 이용하여 정신 질환을 진단 및 치료하기 위한 뇌파 신호분석 영역에서의 연구가 활발히 이루어지고 있다[1]. 또한, 임상적인 정신과 영역에서 컴퓨터를 이용하여 피험자의 뇌파에 대하여 과학적이고 자동적인 분석을 시행함으로써 비정상적인 뇌파를 자동 판별하는 것은 대단히 큰 의미를 가진다. 뇌파에서 간질의 극파를 추

* 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2001-00489) 지원으로 수행되었음.

통신저자 : 김명남, (702-701) 대구시 중구 동인동 2가 101번지
경북대학교 의과대학 의공학교실

Tel. (053) 420-5266, Fax. (053) 420-5264

E-mail. kimmn@knu.ac.kr

출하거나 주파수 성분의 분석을 통하여 각성 정도를 판단하는 등의 진단을 목적으로 하는 연구가 많이 이루어져 왔으며 최근에는 상당한 성과를 얻어 임상에도 이용되고 있다[2-3]. 그러나 뇌파를 이용하여 정신 질환을 판별하거나 스트레스의 정도를 분석할 때에는 간질과 같은 특별한 극파가 나타나지 않고, 정신 질환의 상태가 항상 뇌파에 반영되어 나타나는 것이 아니므로 단순히 주파수 성분의 분석만으로 비정상 뇌파를 판별하는 것은 대단히 어렵다.

정신 질환의 한 종류인 정신분열증 (schizophrenia, SCH) 환자의 뇌파에 대한 연구는 많은 학자들에 의하여 지속적으로 이루어져 왔으며 몇몇의 연구에서는 주목할 만한 결과를 보여 주었다. Finley는 정신분열증 환자의 경우 정상인에 비하여 알파파 (alpha wave)가 감소한다는 사실을 발견하였고[4], Ciannitrapani는 베타파 (beta wave)가 증가함을 발견하였다[5]. 또한 Volavka는 정신분열증 환자의 뇌파에서 세타파 (theta wave)가 증가함을 보고하였다[6]. Hazarika는 정신분열증 (schizophrenia), 강박장애 (obsessive compulsive disorder), 정상 (normal) 등의 EEG를 분류하기 위하여 웨이블릿 변환 (wavelet transform)과 신경망 (artificial neural network, ANN)을 사용하였다. Hazarika는 측정된 뇌파를 4-레벨의 웨이블릿 변환을 한 다음 각 레벨에서 제일 큰 웨이블릿 계수와 두 번째로 큰 계수를 선택한 후, 이들을 입력으로 하는 신경망을 구성하였고, 이를 통하여 정신분열증 환자를 분류하였다[7]. 이때, Hazarika는 하나의 전극에서 획득한 뇌파 신호만을 이용하여 분류하였다. 그러나, 감정을 조절하고 이성적 판단을 반영하는 뇌의 영역은 특정한 부위에 한정된 것이 아니라 뇌의 전 영역에 걸쳐서 이루어진다. 따라서 정신과 영역에서 뇌파를 이용한 스트레스나 정신질환의 판별을 하기 위해서 단일 채널보다는 다 채널 뇌파 신호를 이용하는 것이 더 합리적이다.

본 논문에서는 다 채널 뇌파에 대한 웨이블릿 계수와 신경망 학습을 이용하여 정신분열증과 정상인을 자동 판별하는 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템에서는 10-20 전극법을 이용하여 19채널 (channel)의 뇌파를 측정하였다. 측정된 각 채널의 뇌파들을 세그먼트 (segments) 단위로 나눈 다음, 각 세그먼트들에 웨이블릿 변환을 이용하여 웨이블릿 계수를 구하였고 이를 신경망에 입력하여 학습 및 분류하였다. 이때, 각 채널에 대하여 각각 하나의 독립적인 신경망을 구성하였다. 각각의 신경망을 이용하여 판별한 19개의 결과를 이용하여 각 세그먼트가 정상인지 비정상인지 판별하였다. 이러한 과정을 각 세그먼트에 반복 수행하여 그 확률로써 피험자가 정상인지 비정상인지를 판별하는 시스템을 제안하였다. 그리고 시스템의 성능을 증가시키기 위하여 신경망의 입력을 변화시키면서 4가지 종류의 신경망을 구성하였고 이들 신경망으로 시스템을 구성하여 비교 분석하였다.

Wavelet계수를 이용한 특징성분 추출

웨이블릿 변환은 모함수(mother wavelet)를 이용하여 원

신호(original signal)를 다해상도(multiresolution)를 가지는 주파수 대역으로 분해하여 근사 성분(approximation)과 미세 성분(detail)으로 구분한다. 이산 웨이블릿 변환은 식 (1)과 같이 스케일링 함수 ϕ 와 웨이블릿 함수 ψ 로 이루어진다.

$$\begin{aligned}\varphi(k) &= \sum_n h(n) \sqrt{2} \varphi(2k-n) \\ \psi(k) &= \sum_n g(n) \sqrt{2} \psi(2k-n)\end{aligned}\quad (1)$$

웨이블릿 필터의 계수 $h(n)$ 은 고역 통과 필터 계수를 의미하고 스케일링 필터 계수 $g(n)$ 은 저역 통과 필터 계수를 의미한다. 먼저 입력 신호 $x(n)$ 의 대역폭의 절반이 되는 고역통과 필터 $g(n)$ 과 저역통과 필터 $h(n)$ 에 의해 두 개의 주파수 대역으로 분해된다. 이러한 과정으로 각 단계의 분해가 이루어지며 수식으로 표현하면 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned}c_j(k) &= \sum_n h(n-2k)x(n) \\ d_j(k) &= \sum_n g(n-2k)x(n)\end{aligned}\quad (2)$$

여기서 c_j 는 고역 통과 필터를 지난 후의 신호를 나타내며, d_j 는 저역 통과 필터를 지난 후의 신호를 나타낸다. 식 (2)와 같이 고역 및 저역으로 분해하면 원 신호를 1/2의 샘플 개수로 표현하게 되므로 시간 해상도는 절반으로 감소되어 하향 표본화(down sampling)가 가능하며 정보 손실 없이 다음 단계로의 분해가 가능하다. 이러한 분해과정을 부대역 부호화(subband coding)이라 하고 다음 단계로의 분해를 위해 계속 반복된다. 원 신호 $x(n)$ 을 $j=J$ 단계까지 이산 웨이블릿 변환하여 표현하면 식 (3)과 같다.

$$x(n) = \sum_k c_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(x) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{J-1} d_j(k) \psi_{j,k}(k)\quad (3)$$

입력 신호는 모함수에 의해 주파수 분할이 이루어지므로 모함수의 선택이 중요하다. 본 논문에서는 시간 영역 및 주파수 영역의 특성이 우수한 Daubechies-5 웨이블릿을 사용하였다. 그림 1은 본 논문에서 사용한 Daubechies-5 웨이블릿이다.

EEG 신호를 α 파, β 파, θ 파, δ 파로 각각 분해하기 위하여 레벨 4까지 분해하였다. 그림 2는 4 레벨 웨이블릿 변환의 주파수 특성이다. 실험에 사용한 신호의 샘플링 주파수는 125 Hz 이었으며 레벨 2의 미세 성분인 D2는 15.63~31.25 Hz로 β 파, 레벨 3의 미세 성분인 D3은 7.81~15.63 Hz로 α 파, 레벨 4의 미세 성분인 D4는 3.91~7.81 Hz로 θ 파의 범위에 해당하였다. 본 논문에서는 정신분열증 환자의 EEG에서 α 파가 감소하고 θ 파가 증가하는 점을 고려하여 D3의 웨이블릿 계수 23개와 D4의 웨이블릿 계수 19개를 신경망의 입력으로 주로 사용하였다.

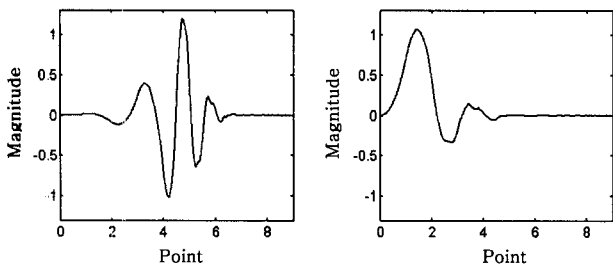


그림 1. Daubechies-5 웨이블릿
Fig. 1. Daubechies-5 wavelet

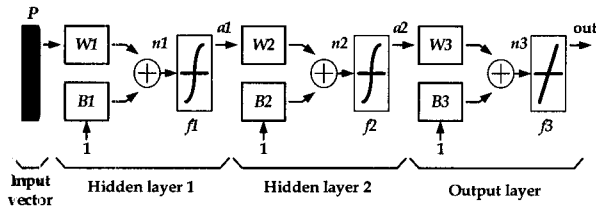


그림 3. 시스템에 사용된 순방향 다층 신경망의 구성도
Fig. 3. Schema of feedforward multilayer neural ANN

제안시스템에 적용된 인공 신경망

같은 조건 하에서 측정된 생체신호라도 측정 대상에 따라 그 특성이 변하기 때문에 개개인의 특성을 반영할 수 있는 유연한 기준을 사용하는 분류자가 필요하며 신경망은 이를 만족시켜줄 수 있다. 웨이블릿 변환을 통해 추출된 특징벡터를 입력으로 하여 정상 뇌파와 비정상 뇌파를 분류하는 작업을 위해서는 미분 가능한 전달함수로 구성된 순방향 다층 신경망이 사용된다. 은닉층에 사용될 뉴런의 수는 반복실험에 의해 학습 속도를 최대화 할 수 있고 평균 자승 오차를 최소화 할 수 있도록 선택된다.

본 시스템에 적용된 신경망은 입력층 (IL), 2개의 은닉층 (HL1, HL2)과 출력층 (OL)으로 구성하였다. 은닉층에 사용된 전달함수는 오차 역전파 알고리즘을 위하여 미분 가능한 양극성 시그모이드 (sigmoid) 함수를 사용하였다. 그림 3은 제안한 시스템에서 사용된 순방향 다층 신경망의 구성도이다.

웨이블릿 계수를 입력으로 하는 신경망은 정상인의 계수가 입력되었을 때는 1을 출력하고 정신분열증 환자의 계수가 입력되었을 때는 0을 출력하도록 학습시켰다. 오차 역전파 학습에서 최대 학습회수는 10000회 이내로 제한하였고 평균 자승 오차의 목표치를 0.001로 설정하였다. 평균 자승 오차를 가능한 한 작게 유지하면서 학습시간을 최대한 단축시킬 수 있는 조건을 만족시킬 수 있도록 반복 실험에 의해 두 개의 은닉층의 뉴런의 개수를 결정하였다.

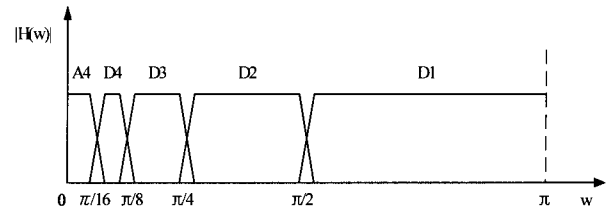


그림 2. 4 레벨 웨이블릿 변환의 주파수 특성
Fig. 2. The frequency characteristic of four level wavelet transform

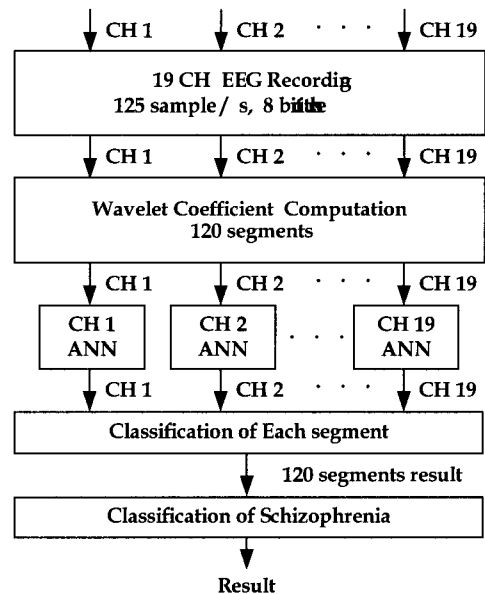
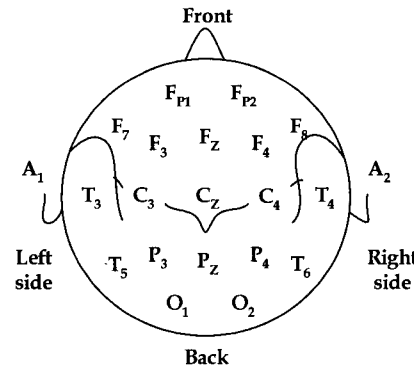


그림 4. 정신분열증 판별 시스템의 구조
Fig. 4. Automatic classifying system of schizophrenia EEG

제안한 정신분열증 EEG 판별시스템

본 논문에서는 비정상 EEG를 판별하기 위하여 그림 4와 같은 시스템을 제안하였다. 먼저 10 - 20 전극법을 이용하여 측

정한 19개 채널의 EEG 신호를 125회 샘플링 및 12bit의 분해능을 가지는 A/D 변환기를 사용하여 3분 동안 측정하였다. 각 채널에 측정된 신호를 128샘플을 단위로 120 세그먼트로 나누었다. 각 세그먼트의 데이터를 이용하여 알파파, 베타파, 세타파, 그리고 델타파 주파수 영역에 해당하는 웨이블릿 계수들과 이 계수들의 평균, 분산을 구한 후 이를 각 채널별로 구성된 신경망의 입력으로 사용하였다.

비정상적 뇌파를 판별하기 위하여 그림 4에서 보인 기본적인 구조를 갖는 4가지의 다른 판별 시스템을 제안하였으며 이들 각각의 시스템들은 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 계수들과 평균 및 분산들의 서로 다른 조합으로 구성된 입력 데이터를 처리하기 위한 다른 종류의 신경망들을 포함하고 있다. 웨이블릿 변환 결과에서 D2, D3, D4 그리고 A4 레벨의 각 계수들 중 절대값이 가장 큰 계수와 두 번째로 큰 계수를 신경망에 입력하는 판별시스템-I을 구성하였고, 판별시스템-II는 각 레벨의 웨이블릿 계수 중 절대값이 가장 큰 계수와 두 번째로 큰 계수 그리고 각 레벨에서 계수들의 평균과 분산을 신경망의 입력으로 하였다.

판별시스템-III는 α 파의 주파수 대역에 해당하는 D3와 θ 파의 주파수대역에 해당하는 D4 레벨의 웨이블릿 계수 중 절대값이 가장 큰 계수와 두 번째로 큰 계수 그리고 각 레벨에서 계수들의 평균과 분산을 신경망의 입력으로 하였고, 판별시스템-IV는 D3와 D4 레벨의 웨이블릿 계수 전체를 신경망의 입력으로 하여 구성하였다.

각 전극을 통하여 획득되는 19채널의 뇌파 신호에 대하여 구성된 신경망에서 출력되는 각 채널의 결과들을 이용하여 특정 구간에 해당되는 각 세그먼트 그룹의 데이터가 정상인지 정신분열증인지 판별을 했다. 19채널 중 52.63%인 10개 이상의 채널에서 동일한 결과가 나오고, 반대의 결과가 19채널 중 36.84%인 7개 이하의 채널에서 나온 경우 10개 이상의 채널에서 나온 결과를 세그먼트 그룹의 결과로 출력하였고, 나머지 경우의 세그먼트 그룹은 '판별 불가'로 출력하였다.

즉, 19개의 신경망 결과 중에서 '정신분열증'이란 판별이 10개 이상이고, '정상'이란 판별이 7개 이하인 세그먼트를 '정신분열증'으로 출력하였다. 반대로 '정상'이란 판별이 10개 이상이고, '정신분열증'이란 판별이 7이하인 세그먼트를 '정상'으로 출력하였다. 나머지 경우의 세그먼트는 '판별 불가'로 출력하였다. 획득된 뇌파의 전 구간에 대하여 이를 수행한 다음, 전체 120개의 세그먼트 그룹에 대한 결과를 종합하여 최종 판별을 하였다. 전 구간인 120개의 세그먼트 그룹 중에서 '정상'이라는 세그먼트의 출력이 가장 많이 나온 경우 '정상'으로 최종 판별을 하였으며, '정신분열증'이라는 세그먼트의 출력이 가장 많이 나온 경우 '정신분열증'으로 최종 판별을 하였고, 나머지는 '판별 불가'로 최종 판별을 하였다.

실험 및 결과

EEG 데이터는 경북대학교 병원의 정신과에서 정신분열증 의공학회지: 제24권, 제2호, 2003

표 1. 시스템-I을 이용한 120개의 세그먼트 판별 결과

Table 1. The classification results of 120segments using system-I

	case	normal	unknown	SCH
Normal person	1	71	8	41
	2	97	5	18
	3	107	7	6
	4	107	4	9
	5	115	4	1
	6	114	4	2
SCH	1	42	22	58
	2	9	4	107
	3	42	10	68
	4	4	8	108
	5	6	7	107
	6	22	9	89
	7	38	17	65
	8	80	24	16
	9	0	0	120
	10	83	11	26
	11	28	8	84
	12	16	6	97
	13	2	5	113
	14	21	14	85
	15	37	16	67

환자로 진단된 환자 20명과 정상인 12명을 대상으로 하여 10-20 전극법으로 측정된 것이다. Neuroscan 사의 scan 4.0을 이용하여 초당 125회 샘플링 및 12 bit의 분해능을 가지는 A/D 변환기를 사용하여 3분 동안 측정하였다.

정상인 6명과 정신분열증 환자 6명의 EEG 데이터를 웨이블릿 변환을 이용하여 웨이블릿 계수를 구하고 이 계수를 입력 값으로 하여 각 전극에 해당하는 19개의 신경망을 학습시켰다. 학습된 신경망을 이용하여 제안한 시스템을 구성하였다. 시스템 구성에 이용하지 않은 정상인 6명과 정신분열증 환자 14명에 대한 판별 실험을 하였다.

비정상적 EEG를 판별하기 위한 적절한 시스템을 구성하기 위하여 각각 서로 다른 종류의 입력을 가지는 4가지 종류의 신경망을 구성한 후 이들 신경망을 이용하여 시스템을 구성하였다.

1. 웨이블릿 계수의 최고값 2개를 이용한 시스템

Hazarika는 정신분열증 환자, 과대망상증 환자, 정상인의 EEG를 분류하기 위해 단일 채널 뇌파신호에 대하여 웨이블릿과 신경망을 사용하였다. 4-레벨의 웨이블릿 변환을 한 다음 각 레벨에서 절대값이 제일 큰 웨이블릿 계수와 두 번째로 큰 계수를 선택하여, 총 8개의 계수들을 입력으로 하는 신경망을 통해 분류하였다.

Hazarika의 방법과 유사하게 8개의 계수들을 이용하되, 19

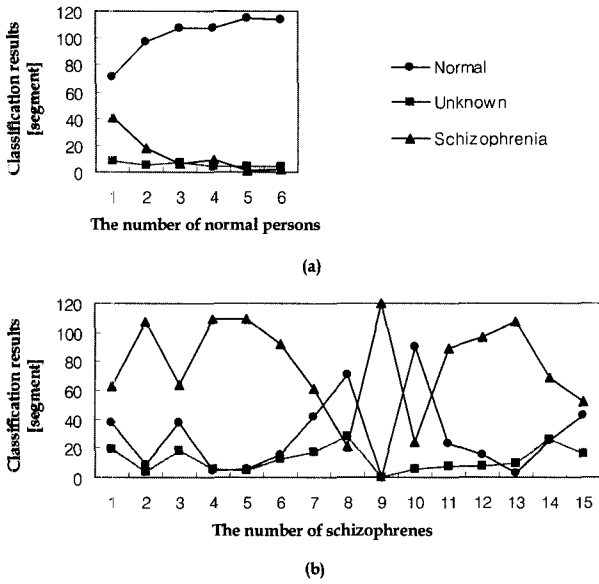


그림 5. 시스템-I을 이용한 (a) 정상인과 (b) 정신분열증 환자의 120개의 세그먼트의 분류 결과

Fig. 5. The classification results of (a) normal persons and (b) schizophrenes for 120 segments using the system-I

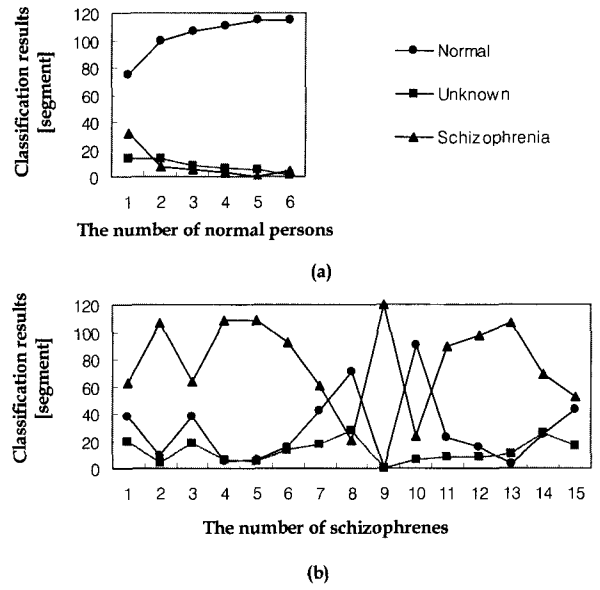


그림 6. 시스템-II를 이용한 (a) 정상인과 (b) 정신분열증 환자의 120개의 세그먼트의 분류 결과

Fig. 6. The classification results of (a) normal persons and (b) schizophrenes for 120 segments using the system-II

표 2. 시스템-II를 이용한 120개의 세그먼트 판별 결과

Table 2. The classification results of 120 segments using system-II

	case	normal	unknown	SCH
Normal person	1	75	13	32
	2	100	13	7
	3	107	8	5
	4	111	6	3
	5	115	5	0
	6	115	1	4
SCH	1	38	19	63
	2	9	4	107
	3	38	18	64
	4	5	6	109
	5	6	5	109
	6	15	13	92
	7	42	17	61
	8	71	28	21
	9	0	0	120
	10	90	6	24
	11	23	8	89
	12	15	8	97
	13	3	10	107
	14	25	26	69
	15	43	16	52

채널의 신호들에 대한 웨이블릿 계수들을 입력하는 판별시스템-I을 구성하였다. 19개의 채널에 각각 사용되는 신경망의 은닉층의 뉴런의 개수는 평균 자승 오차를 가능한 작게 유지하면서 학습시간을 최대한 단축시킬 수 있는 조건을 만족시킬 수 있도록 반복 실험에 의하여 결정하였는데 첫 번째 은닉층은 10개의 뉴런, 두 번째 은닉층은 5개의 뉴런이 적당하였다. 판별시스템-I을 이용하여 정상인 6명과 정신분열증 환자 15명의 120개의 세그먼트를 판별한 결과 표 1과 같았으며 이를 그래프로 표시한 것이 그림 5이다.

2. 웨이블릿 계수의 최고값 2개, 평균, 분산을 이용한 시스템

판별시스템-I보다 더 세심한 판별을 위하여 4-레벨에서 절대값이 제일 큰 웨이블릿 계수, 두 번째로 큰 계수, 웨이블릿 계수들의 평균 그리고 분산을 선택하여, 총 16개의 값들을 입력으로 하는 신경망을 구성하였다.

첫 번째 은닉층에는 36개의 뉴런, 두 번째 은닉층에는 7개의 뉴런을 사용하여 신경망을 학습시키고 이를 이용하여 시스템-II를 구성하였다. 표 2와 그림 6은 시스템-II를 이용하여 120개의 세그먼트를 판별한 결과이다.

3. D3 및 D4 영역의 웨이블릿 계수를 이용한 시스템

정신분열증 환자 경우 정상인에 비해 알파파가 감소한다는 Finley의 주장과 세타파가 증가한다는 Volavka의 주장을 근거로 하여 시스템-III와 IV를 구성하였다. 시스템-II에서 사용한 신경망 입력 16개 중 알파파와 세타파 주파수 영역의 값인 8

표 3. 시스템-III를 이용한 120개의 세그먼트 판별 결과
Table 3. The classification results of 120 segments using system-III

	case	normal	unknown	SCH
Normal person	1	67	14	39
	2	97	13	10
	3	98	12	10
	4	110	3	7
	5	117	2	1
	6	114	2	4
SCH	1	34	23	63
	2	10	3	107
	3	49	13	59
	4	2	15	103
	5	1	0	119
	6	14	5	101
	7	37	15	68
	8	78	24	18
	9	1	0	119
	10	84	11	25
	11	22	12	86
	12	15	9	96
	13	8	3	109
	14	26	16	78
	15	40	17	63

표 4. 시스템-IV를 이용한 120개의 세그먼트 판별 결과
Table 4. The classification results of 120 segments using system-IV

	case	normal	unknown	SCH
Normal person	1	48	29	43
	2	49	34	37
	3	42	29	49
	4	58	28	34
	5	51	31	38
	6	40	38	42
SCH	1	30	30	60
	2	3	5	112
	3	27	24	69
	4	15	22	83
	5	2	17	101
	6	7	18	95
	7	31	18	71
	8	29	38	53
	9	8	18	94
	10	30	36	54
	11	20	21	79
	12	11	15	94
	13	3	14	103
	14	18	34	68
	15	15	11	94

개를 입력으로 신경망을 구성하고 이를 이용하여 시스템-III를 구성하였다. 이때 사용한 신경망의 첫 번째 은닉층의 뉴런은 10개이고, 두 번째 은닉층의 뉴런은 5개이다. 시스템-III를 이용하여 120개의 세그먼트를 판별한 결과 표 3과 같았으며 이를 그래프로 표시한 것이 그림 7이다. 시스템-IV는 시스템-III보다 더 세밀한 분류를 하기 위하여 신경망의 입력을 알파파와 베타파 주파수 영역의 웨이블릿 계수 39개로 하고 첫 번째 은닉층에는 100개의 뉴런, 두 번째 은닉층에는 50개의 뉴런을 사용하여 신경망을 구성하였다. 시스템-IV를 이용하여 120 세그먼트를 판별한 결과 표 4와 같았으며 이를 그래프로 표시한 것이 그림 8이다.

4. 신경망의 학습에 따른 평균 자승 오차

네 가지의 시스템을 구성하기 위한 신경망은 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 학습시켰다. 신경망을 학습시키는 횟수에 따라 평균 자승 오차의 감소를 비교해보기 위해 최소 평균 자승 오차를 0.001로 정하고 최대 반복 횟수를 10000회로 하여 Cz 전극의 신경망 학습을 시행한 후 비교하여 그림 9에 나타내었다.

시스템-I와 시스템-II의 신경망의 경우 입력 뉴런의 수가 8개, 은닉층의 뉴런의 수가 각각 10개, 5개로 시스템-III와 시스템-IV의 경우보다 계산량이 적어 빨리 학습되나 평균 자승

오차가 쉽게 줄어들지 않았다. 시스템-III의 경우 시스템-I와 시스템-II에 비해 학습시간이 보다 많이 걸리지만 평균 자승 오차가 보다 많이 감소하는 것을 볼 수 있다. 시스템-IV의 경우 뉴런의 수가 다른 시스템의 경우보다 2배 이상 많아 1회 학습시키는 시간은 많이 걸리지만 평균 자승 오차가 급격히 떨어지기 때문에 최종 신경망을 만드는데 걸리는 시간은 오히려 가장 짧다.

5. 시스템을 통한 분류 결과

시스템-I, II, III 그리고 IV를 이용하여 피검사가 정상인지 정신분열증인지 판별한 결과 표 5와 같다. 시스템-I, II 그리고 III는 정상인의 경우 100%, 정신분열증 환자의 경우 86.67%의 정확도로 판별하였으며, 시스템-IV는 정상인의 경우 66.67%, 정신분열증 환자의 경우 100%의 정확도로 판별하였다. 모든 피험자에 대한 판별의 정확도는 90.84% 였다.

결 론

본 논문에서는 웨이블릿 계수와 신경망을 이용하여 정상인과 정신 분열증 환자의 뇌파를 자동 판별하기 위한 시스템들을 제안하였다. 각 시스템들은 뇌파의 알파파, 베타파, 델타파, 세타파에 해당되는 각 대역의 웨이블릿 계수의 특성을 다르게

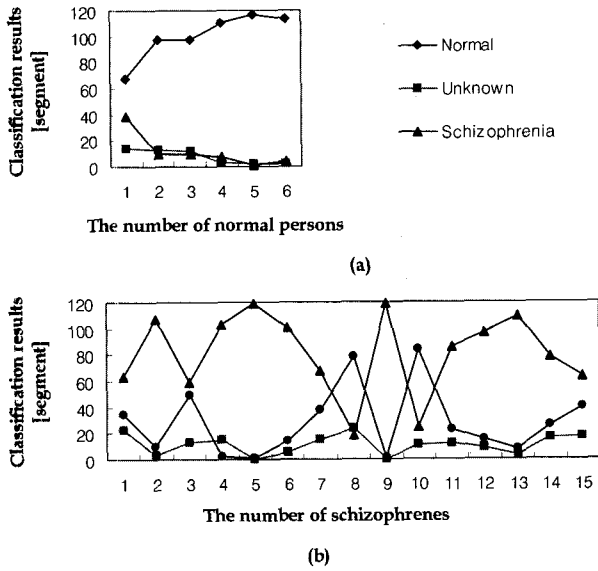


그림 7. 시스템-III를 이용한 (a) 정상인과 (b) 정신분열증 환자의 120개의 세그먼트의 분류 결과

Fig. 7. The classification results of (a) normal persons and (b) schizophrenes for 120 segments of using the system-III

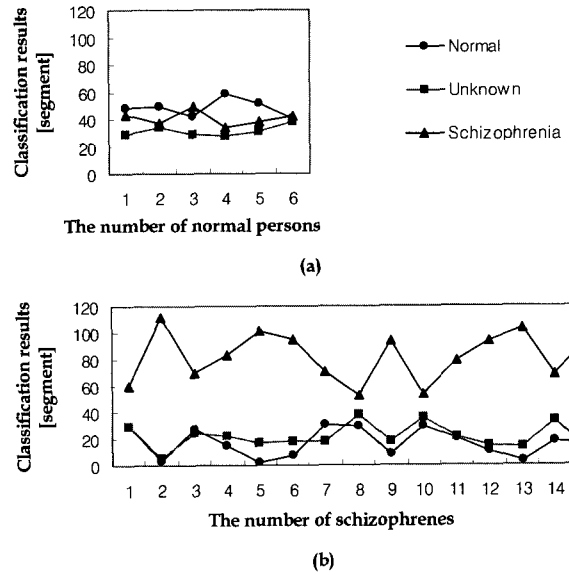


그림 8. 시스템-IV를 이용한 (a) 정상인과 (b) 정신분열증 환자의 120개의 뇌파 세그먼트의 분류 결과

Fig. 8. The classification results of (a) normal persons and (b) schizophrenes for 120 segments of using the system-IV

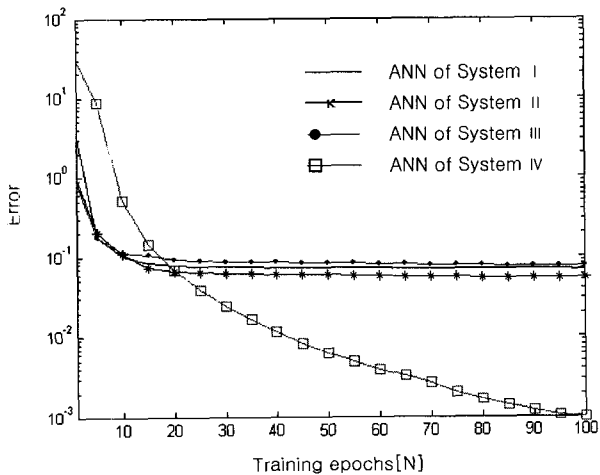


그림 9. 학습 횟수에 따른 평균 자승 오차

Fig. 9. Mean square error following the training number

반영함으로써 각각의 분류 가능성을 파악하고자 하였다.

시스템-I은 뇌파에 대한 각 대역의 특성을 반영하기 위하여 우수한 2개의 계수들만을 이용함으로써 신경회로망의 입력 단의 수를 최소화하고 뇌파의 전체 대역에 대한 우수 특성만을 고려하였다. 이 시스템은 정상인 그룹의 경우, 거의 완벽하게 분류할 수 있었으며 정신분열증 환자의 경우에도 특이한 일부의 경우를 제외하고는 양호한 분류 결과가 도출하였다. 시스템-II는 시스템-I에서 배제되었던 각 대역의 나머지 계수들에 대한 평균과 분산을 반영하여 분류에 있어서 더 많은 정

표 5. 정상인과 정신분열증 환자의 검출결과

Table 5. The detection results of normal person and schizophrenic

	Detection rate (%)			
	Normal group		SCH group	
	Normal	SCH	Normal	SCH
System-I	100	0	13.33	86.67
System-II	100	0	13.33	86.67
System-III	100	0	13.33	86.67
System-IV	66.67	33.33	0	100

보를 고려하였다. 그러나, 시스템-I에 비하여 신경회로망의 입력 단의 수는 2배로 증가되었다. 이 시스템은 시스템-I과 거의 유사한 분류 성능을 보였으나 정상인 그룹의 실험 결과에서는 정상인이 정신분열증으로 분류될 오류를 감소시킬 수 있음을 확인할 수 있었으며 신경회로망의 학습 횟수에 따른 수렴 속도는 유사하나, 수렴 오차는 시스템-I에 비하여 다소 낮았다. 따라서, 이상의 결과만을 고려할 때 각 대역의 우수한 웨이블릿 계수들만으로도 질환의 특성을 잘 반영하는 것으로 판단되었으며 분류 오차에 있어서는 시스템-II가 시스템-I보다 약간 나은 성능을 보였다.

정신분열증 환자 경우 정상인에 비해 알파파가 감소하고 세타파는 증가한다는 연구 결과들을 근거로 하여 시스템-III와 시스템-IV를 구성하였다. 시스템-III는 이 대역들에 대하여 우수한 2개의 계수들과 평균 및 분산을 이용함으로써 신경회로

망의 입력 단의 수는 최소로 하면서 이 대역들에 대한 통계적 특성은 반영하였다. 이 시스템은 시스템-I 및 시스템-II와 유사한 성능을 가지지만, 정신 분열증 그룹의 분류 실험 결과에서는 성능이 약간 떨어짐을 확인할 수 있었다. 그리고, 신경회로망의 학습 횟수에 따른 수렴 속도는 시스템-I 및 시스템-II와 거의 유사하나, 수렴 오차는 시스템-I에 비하여 높았다. 이는 분류에 있어서 2개의 대역만을 고려한 결과로 판단하고 있다. 시스템-IV는 이 대역들의 전체 계수들을 이용함으로써 알파파와 세타파의 각 계수들의 세밀한 특성을 모두 반영하였다. 따라서, 입력 단의 개수의 증가로 인하여 다른 시스템들에 비해 신경회로망의 학습 횟수에 따른 수렴 속도는 낮았으나, 오차 성능은 우수하였다. 그러나, 정신분열증 환자 그룹의 결과에서는 다른 시스템에 비하여 우수한 분류 성능을 보인 반면, 정상인 그룹의 결과에서는 낮은 분류 성능을 보였다. 이것은 정상인을 측정하는 동안에는 정신적 상태의 변화가 있어서 알파파와 세타파 대역에서 계수들의 패턴이 일정하지 않지만, 정신분열증 환자들의 경우에는 질환의 상태에 따른 일정한 패턴을 발생하고 있는 것으로 추정하고 있다. 시스템-III와 시스템-IV의 결과를 보면, 알파파와 세타파만을 고려하는 것은 다른 대역의 특성들을 포함하는 다른 시스템의 결과보다 전반적으로 우수하지는 않았다. 각 시스템들의 구성과 결과들을 종합하면, 세 가지 시스템의 경우에서는 정상인 그룹이 정신분열증 환자 그룹보다 분류 정확도가 높았으며 시스템-IV의 경우에는 정신분열증 환자 그룹이 정상인 그룹보다 분류 정확도가 높았다. 그리고 모든 피험자 데이터에 대한 판별 정확도면에서 제안한 시스템들 모두가 비교적 좋은 분류 특성을 보임으로써 실제의 임상 진단에 보조적인 수단으로 활용할 수 있음을 확인하였다.

향후 정상인과 정신분열증 환자의 분류 성능이 향상된 시스템을 개발하기 위하여 본 논문에서 파악된 각 시스템들의 결과들에 대한 장단점을 이용할 것이다. 먼저, 시스템-IV의 결과를 고려하여 더 많은 수의 정상인과 정신분열증 환자에 대하여 알파파와 세타파 각각의 웨이블릿 계수 패턴들에 대한 특성을 분석하고 어떤 대역이 정신분열증 분류에 뚜렷한 영향을 미치는지 파악할 것이다. 그런 다음, 이 연구 결과와 나머지 시스템들의 결과를 고려하여 다른 대역의 우세한 계수들과 정신분열증 분류에 뚜렷한 영향을 미치는 대역의 패턴을 통합하는 시스템에 관한 연구를 수행할 것이다. 또한, 본 논문에서

사용된 웨이블릿 계수를 대체할 수 있는 다른 특징 추출 방법에 관한 연구도 진행될 것이다. 따라서, 이러한 연구들이 성공적으로 수행된다면 본 논문에서의 결과보다 향상된 성능을 가지는 시스템이 구현될 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. D. Giannitrapani and L. Murri, *The EEG of mental activities*, New York: Karger, 1988
2. M. Reuter, "Analysing epileptic events online by neural nets, special preprocessing methods included," Pro. of 3rd Int. Conf. on Control and Automation, vol. 2, pp. 919-924, 2000
3. T.K. Gobor and O. Ozdamar, "Wavelet Preprocessing for Automated Neural Detection of Spikes," IEEE Engineering in Medicine and Biology, vol. 14, no.2, pp. 160-166, March/April, 1995
4. K.H. Finely, "On the occurrence of rapid frequency potential changes in the human electroencephalogram," American Journal of Psychiatry, vol. 101, pp. 194-200, 1944
5. D. Kemali and Vacca. L, "Schizophrenia and EEG spectral analysis," Electroencephalography And Clinical Neurophysiology, vol. 36, pp. 1355-1358, 1979.
6. J. Volavka, M. Matousek, and J. Roubicek, "EEG frequency analysis in schizophrenia," Acta psychiat. scand, vol. 42, pp. 237-245, 1966
7. N. Hazarika, J.Z. Chen, Au Chung Tsoi, and Alex Sergejew, "Classification of EEG signals using the wavelet transform," Signal Processing, vol. 59, pp. 61-72, 1997
8. O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and Signal Processing," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 84, pp. 14-38, 1991
9. R.M. Rao and A.S. Bopardokar, Wavelet Transforms, MA: Addison-Wesley, pp. 25-94, 1998.
10. 오창석, 뉴로 컴퓨터, 내하출판사, pp. 173-226, 1996