

EEG 패턴인식

*이용구, **정경권, **엄기환

* 한림성심대학 의료기기정보과(e-mail : yglee0608@nate.com)

** 동국대학교 전자공학과(e-mail : kwon@dongguk.edu)

EEG Pattern Recognition

*Yong-Gu Lee, **Kyung-Kwon Jung, **Ki-Hwan Eom

* Dept. of Medical Instrument and Information, Hallym College

** Dept. of Electroic Engineering, Dongguk University

Abstract

We measured EEG, extracted the feature vectors using alpha and beta rhythm from the measured EEG and pattern recognition was simulated by using the feature vector and the algorithms which are conventional LVQ and Forward only Counter Propagation Networks. And then the successful rate of pattern class of EEG data had about 76 %.

I. 서론

1929년 오스트리아 의사 Han Burger는 인간의 머리가족 위에 전극을 배치하여 여러 형태의 전기활동을 측정하여 기록하였고, 이 기록을 ElectroEncephaloGram라 자하며, 일반적으로 EEG라 부른다. Han Burger의 기록이 후에 과학자들은 뇌파를 연구하기 시작하였고, 오늘날까지도 EEG는 뇌기능을 의학적으로 유용하게 기록하고 있다.

본 논문은 바이오팩 MP35 데이터 획득 장비를 사용하여 뇌파를 측정하였다. 측정된 뇌파는 알파, 베타 리듬이며, 각각의 다른 정신상태에서 동일한 시각에 발생된 각각의 리듬에 대한 주파수와 진폭을 특징벡터로 추출하였다. 추출된 특징벡터를 패턴벡터로 사용하여 비지도 학습 신경회로망을 학습시킨 후 각각의 패턴벡터를 신경회

로망으로 분류하여 각각의 정신상태로 분류하는 연구에 대해 기술하였다.

II. 본론

2.1 EEG

뇌파 중 알파리듬은 눈을 감고 편안하게 쉬고 있는 성인에게서 우세하게 나타나는 EEG 파형이고, 대뇌피질의 occipital lobe와 parietal lobe에서 가장 커다란 진폭을 갖는 파형이 기록된다. 눈을 뜨고 정신을 바짝 차리고, 외부 자극에 주의를 기울이거나 정신적인 계산을 하는 것과 같이 연속적으로 정신적인 노력을 기울일 때 알파리듬은 진폭이 작고 주파수가 큰 베타리듬으로 바뀌게 된다. 이러한 베타리듬은 눈을 감은 상태에서 눈꺼풀 밑에서 눈동자가 빠르게 움직이는 REM 수면 동안에도 나타나며, 대뇌피질의 frontal lobe에서 가장 잘 기록된다.

또한 사람이 꾸벅꾸벅 졸게 됨에 따라 알파리듬은 점차 낮은 주파수를 갖는 세타리듬으로 바뀌게 된다. 이 세타리듬은 잠이 깊어지면서 델타리듬이 우세하게 된다.

2.2 EEG 측정 및 특징벡터추출

EEG를 측정하기 위하여 바이오팩 MP35 데이터 획득 장비를 사용하여 EEG, 알파, 베타, 델타, 세타리듬을 측정하였고, 이 중에서 알파와 베타리듬을 연구에 이용하였다. 환자의 정신적인 상태는 눈을 뜨고 편안하게 있는 상

때, 가쁘게 호흡하고 있는 상태, 암산을 하고 있는 상태에서 각각 뇌파를 측정하였다. 각각의 정신상태에서 같은 시간에 발생된 알파, 베타리듬의 주파수와 진폭을 측정하여 4×1 특성벡터를 구성하여 4차원의 특징공간을 구성하였다.

2.3 EEG 패턴인식

구성된 특징공간에 있는 4×1 특성벡터는 눈을 뜨고 편안하게 있는 상태, 가쁘게 호흡하고 있는 상태, 암산을 하고 있는 상태 중의 한 상태를 나타내게 된다.

위에서 설명된 정신상태는 각각 부류 A, B, C로 각각 정의하고, 아래의 그림 1의 신경회로망을 사용하여 학습 후 분류한다.

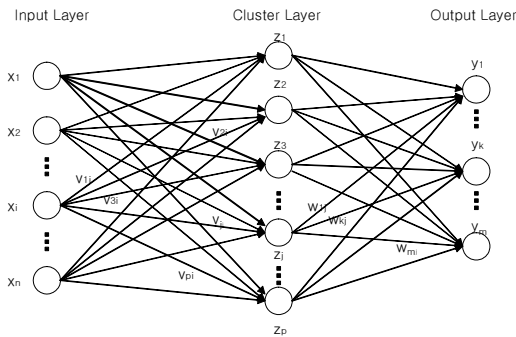


그림 1. Forward only Counter Propagation Networks

그림에서 x_1, x_2, \dots, x_n 은 $n \times 1$ 입력패턴벡터, z_1, z_2, \dots, z_p 는 각각 p 개의 뉴런 v_{ji} , ($i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, p$)로 in-star 학습규칙에 의해 학습될 SOM 또는 LVQ의 연결강도이고, F.C.P. Net.의 p 개의 클러스터 층의 뉴런이다. 클러스터 층과 출력 층 사이의 연결강도는 out-star 학습규칙에 의해 학습된다. 클러스터 층의 승리뉴런이 나타내는 종속부류는 출력 층이 의미하는 부류로 학습된다.

III. 시뮬레이션

정신상태 A, B, C 각각의 상태에 대하여 같은 시간에 발생되는 알파리듬과 베타리듬의 주파수와 진폭을 특징벡터로 [알파진폭, 알파주파수, 베타진폭, 베타주파수]로 표현되는 4×1 패턴벡터를 구성하였다. 정신상태 A, B, C 각각에 대하여 30개씩의 패턴벡터를 구성하여 총 90개의 패턴벡터를 학습 및 시험패턴으로 사용하였다. 4×1의 EEG 데이터는 SOM 알고리즘에 의해 학습되어 그림 2의 입력층과 클러스터 층 사이의 초기 연결강도로 사용된다. EEG 데이터에 대한 시뮬레이션 조건은 LVQ-A는 학습에 사용되는 EEG 데이터를 초기 참조벡터로, LVQ-B 방식에서는 무작위로 발생시킨

데이터를 초기 참조벡터로 사용하는 기존의 LVQ 학습네트워크로 입력층 뉴런 4개, 클러스터층 뉴런을 25개 사용하였다. 25개의 클러스터 층 뉴런 중 각각 8개, 8개, 9개의 뉴런을 각각 정신상태를 나타내는 부류 A, B, C에 해당하는 클러스터에 포함되는 종속 클러스터로 지정하였다.

또한 LVQ-C 방식에서는 LVQ-A, LVQ-B 방식과 동일하게 입력 뉴런 4개, 종속 부류층의 뉴런 25개, 부류층의 뉴런은 2개를 사용하였고 부류층과 출력층 사이의 연결강도는 out-star 학습법에 의해 학습된다. 부류 A, B, C에 대한 각각의 클러스터 층 뉴런의 설정값은 [-1,-1], [-1,1], [1,-1]로 하여 종속 클러스터 층의 승리뉴런과 클러스터 층의 출력 뉴런사이의 연결강도를 학습하였다. LVQ-A, LVQ-B, LVQ-C 방식에서 학습되는 기준벡터 또는 연결강도는 학습이 진행되면서 감소되게 하였고 10000회 학습 후 패턴 분류한 결과는 표 1과 같다.

표 1. 10000회 학습 후 EEG 패턴분류결과

학습방식	LVQ-A	LVQ-B	LVQ-C
10000회 학습후 분류성공률[%]	71.1%	50%	76.7%

IV. 결론 및 향후 연구 방향

한 사람으로부터 3가지 상태의 EEG를 측정하여 알파와 베타리듬의 진폭과 주파수를 특징벡터로 추출하였다. 추출된 특징벡터를 사용하여 LVQ 및 FCP 네트워크로 시뮬레이션 한 결과 최대 76.7%까지의 EEG 데이터의 패턴분류 성공율을 가질 수 있었다. 이 연구는 실시간으로 한 환자로부터 EEG를 측정하면서 학습 후 분류 가능하므로 향후 정신생리학적인 변수를 추출하고자 하는 경우의 EEG 패턴분류에 적용 가능할 것으로 사료된다. 그러나 본 연구에서는 최대 76.7%의 패턴 인식율을 보이므로 보다 우수한 분류성공율을 나타내기 위해서는 EEG 특징벡터 추출법 및 우수한 패턴인식 알고리즘이 개발하여야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

[1] 의공학교육연구회 역편, 의용계측공학, 여문각, 2002.
 [2] www.biopac.com.
 [3] Hecht-Nielsen, "Counterpropagation networks", IEEE International Conference on Neural Networks, II, pp.19-32, 1987.