

신경망을 이용한 감성상태 분류

장병찬*, 임정은*, 김해진*, 서보혁**
 경북대학교 전기공학과*, 경북대학교**

A study of classification of the emotional state using neural network

Byung-chan Chang*, Jung-Eun Lim*, Hae-Jin Kim*, Bo-Hyeok Seo**
 Kyungpook Nat. Univ. Graduation School*, Kyungpook Nat. Univ.**

Abstract - 본 논문에서는 뇌파인식을 위한 입력패턴을 추출하고 패턴 인식을 위한 뇌파 학습 알고리즘을 설계하였다. 입력패턴의 구성은 일반적인 상황에서 인식률을 더욱 높이기 위하여 기존의 Alpha-wave, Beta-wave, Theta-wave, Delta-wave 등의 비율을 비교하는 방식에서 Delta-wave와 Theta-wave의 합, Alpha-wave, Delta-wave와 Theta-wave의 합에 Alpha-wave로 나눈 값, Beta-wave의 4가지 입력 패턴으로 구성하였다. 그리고 신경망의 한 종류인 역전파 알고리즘을 이용하여 동일 조건이나 비슷한 조건에서의 수면과 비수면의 구분이 아닌 각기 다른 조건 상태에서의 수면과 비수면에 대한 패턴분류를 시뮬레이션 하였고 일반적인 조건에서도 감성 상태를 분류 할 수 있음을 보였다.

1. 서 론

1920년대 Han Burger에 의해 처음 인간의 머리에 전극을 배치하여 여러 가지 전기활동을 측정하고, 이 측정을 뇌파(EEG)라 명명한 이후 계속적인 뇌파에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 뇌파를 주파수 대역별로 델타파, 세타파, 알파파, 베타파, 감마파라고 정하고 각 파에 대한 특징에 대한 연구가 진행되었다. 최근 인간의 감성에 대한 관심이 높아짐에 따라 뇌파, 근전도, 심전도등과 같은 생체신호를 이용하여 감성판단 뿐만 아니라 의학 분야에서는 병의 진단과 판별 치료에 대한 시도가 이루어지고 있다. 그러나 이런 분야에서는 특수한 경우나 동일한 외부 환경 조건에서의 자극에 대한 반응을 데이터를 분석함으로써 감성 상태를 판별하였다.[1-2]

본 논문에서는 이러한 과정을 좀 더 일반화된 환경에서 신경망을 이용하여 감성상태의 분류를 하였다. 뇌파의 획득을 위하여 BIOPAC사의 MP150을 사용하였고, MATLAB 소프트웨어를 사용하여 측정된 뇌파의 분류와 역전파 알고리즘의 구성을 하고 패턴인식의 성능을 나타내었다.

2. 본 론

2.1 뇌파이론 및 뇌파분석방법

2.1.1 뇌파이론

현재, 뇌 자체에 손상을 가하지 않으면서 연구할 수 있는 방법에는 PET(Positron Emission Tomography), MRI(Magnetic Resonance Imaging), SQUID, EEG(Electroencephalogram) 등의 두뇌 신경의 기능에 대한 연구방법들이 있다. 그 중에서 본 연구가 택한 방식인 EEG는 뇌 신경 세포의 활동에 의해 발생하는 전기적 변화를 두부의 표면으로부터 측정하여 데이터화하는 방식으로서, 정신활동의 변화가 서로 다른 형태의 곡선으로 표현되므로 시간적, 공간적 전위변화를 관찰할 수 있게 한다. 따라서 뇌파를 측정하고 분석함으로써 두뇌신경의 기능 상태를 객관적으로 해석하는데 도움을 줄 수 있는 것이다. 인체에 해가 없고, 비교적 자유로운 환경에서도 측정이 가능하기 때문에 폭넓게 사용되고 있다.[3-4]

뇌파는 Delta-wave, Theta-wave, Alpha-wave, Beta-wave, Gamma-wave의 다섯 가지로 분류하고, 그 속도에 따라 서파, 중속파, 속파 등으로 나누고 각각의 특징은 표1에 표시하였다.

〈표 1〉 뇌파의 분류

Brain Wave	Frequency	condition
Delta wave	0.3~4Hz	깊이 수면상태, 혼수상태
Thera wave	4~8Hz	잠들기 직전이나 잠이 가볍게 든 상태
Alpha wave	8~13Hz	명상, 긴장이 이완된 편안한 상태
Beta wave	13~30Hz	육체적 활동 스트레스를 받을 때
Gamma wave	30~50Hz	불안 흥분 상태

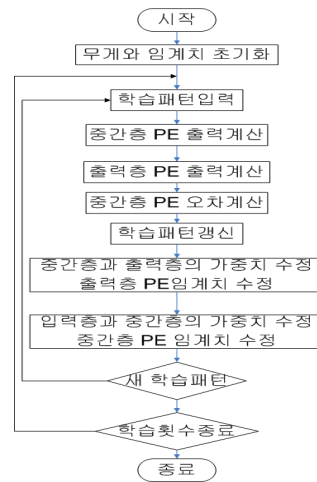
2.1.2 뇌파분석방법

뇌파와 같은 시계열신호에서 추출할 수 있는 정보 중 하나는 주파수 특성이다. 뇌파 등 자연계의 복잡한 파형은 진폭 및 주기가 다른 여러 sine파나 cosine파로 구성되어 있으며 각각의 sine파 혹은 cosine파로 분리될 수 있다는 19세기 프랑스 수학자 푸리에의 이론에 따라 파형을 여러 개의 파로 분리해 내는 것을 푸리에 변환이라 한다.

시간에 따른 주파수 특성을 조사하기 위해서는 특정 기간 동안의 time domain 신호를 frequency domain 신호로 변환을 해야 하는데, 변환 방법으로는 DFT와 FFT가 일반적인 방법이다. 그중 본 논문에서는 FFT방법을 사용하여 뇌파를 분석하였다.[5]

2.2 신경망

역전파 알고리즘은 다층 구조의 신경망을 학습시키는데 널리 사용되고 있다. 역전파 알고리즘은 교사학습(supervised learning)방법에 의해 목표값이 정해지면 이 목표값과 실제로 출력되는 값 사이의 차이를 줄여 나가는 방법이다. 학습 규칙은 학습을 진행하는 다계층 전방향(multilayer feed-forward)의 네트워크로서 일반화된 delta rule의 법칙으로 학습을 진행한다. 구조는 다음 그림과 같다.



〈그림 1〉 역전파 알고리즘의 구조

목표값 T_j 와 계산된 출력 결과 O_j 로 오차가 계산된다.(1)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (T_j - O_j)^2 \quad (1)$$

후에 오차가 후방으로 전파되고 결과에 따라 가중치가 갱신된다.(2)(3)

$$W^m(k+1) = W^m(k) - \alpha S^m (a^{m-1})^T \quad (2)$$

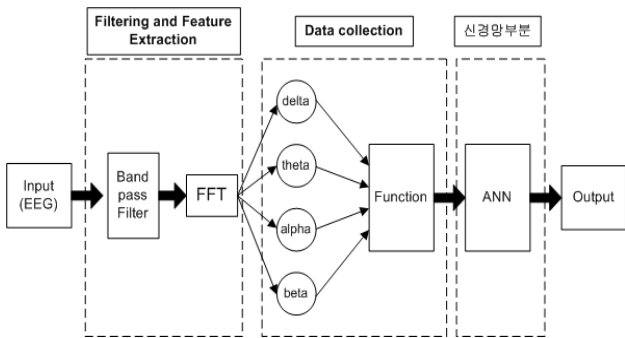
$$b^m(k+1) = b^m(k) - \alpha S^m \quad (3)$$

여기서, α 는 학습률.[6]

2.3 제한된 방법

측정된 뇌파는 Alpha-wave, Beta-wave, Delta-wave, Theta-wave, Gamma-wave중 Delta-wave와 Theta-wave의 합, Alpha-wave, Delta-wave와 Theta-wave의 합과 Alpha-wave의 비, Beta-wave 네가

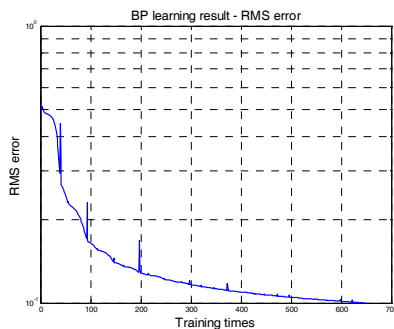
지의 인자를 판별의 기준으로 정하여 신경망에 적용하였다. 본 연구의 경우 수면과 비 수면을 판별하기 위해서 깊은 수면과 얇은 수면의 차이는 의미가 없으므로 수면을 판단할 수 있는 깊은 수면 시 활성화 되는 Delta-wave와 얇은 수면 시 활성화되는 Delta-wave의 합을 인자로 사용하였다. 또한 깨어있는 상태를 기준으로 Alpha-wave를 인자로 선택하였다. 또한 뇌파란 사람마다 그 차이를 가지고 있기 때문에 Delta-wave와 Theta-wave의 합과 Alpha-wave의 비를 계산하여 그 값이 상대적으로 크다면 수면상태라고 예측할 수 있다. 또한 나머지 하나의 인자로 Beta-wave를 사용하였는데 Beta-wave의 경우 정신적으로 스트레스를 받거나 집중할 때 활성화되기도 하지만 REM 수면 시에도 나타난다. 그러나 일반적으로 수면 시에 그 양이 좀 더 줄어드는 것을 알 수 있었기 때문에 인자로 선택하였다. 이 네 가지의 인자를 신경망의 입력벡터로 사용하였다.



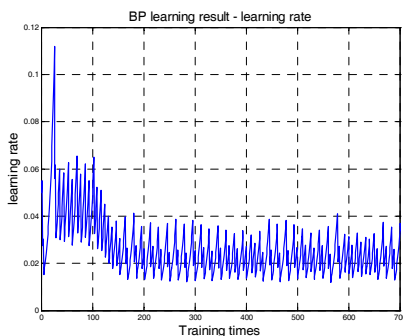
〈그림 2〉 제안된 구조

2.4 실험결과

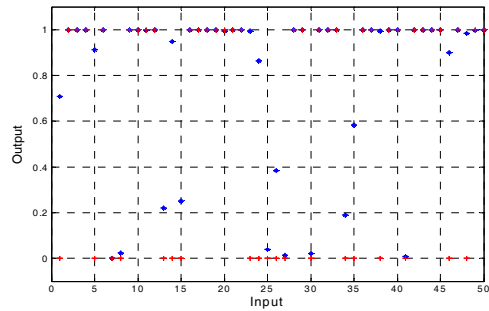
전극 부착 부위는 국제적으로 통일되어 있는 10~20법을 적용한다. 이것은 머리의 가로와 세로의 길이를 10%, 20%의 간격으로 정한 것이다. 전극은 교차점에 좌·우뇌에 대칭적으로 놓는다. 국소적 이상을 정확하게 하기 위해 교차점 사이사이를 세분화하여 추가 전극을 놓을 수 있다. 어른의 표준 전극수는 21개(AV를 사용할 때는 19)기록전극과 1개의 그라운드 전극으로 구성되어 있다. 그중 알파파의 구별이 쉬운 O_1 , O_2 부분을 쌍극법으로 측정하였다.



〈그림 3〉 RMS error



〈그림 4〉 Learning rate



〈그림 5〉 인식률

인식률은 0.5를 기준으로 아랫부분은 0으로 인식, 윗부분은 1로 인식하도록 구성되었다. 그림5에 표시된 두 점의 차이가 0.5이상이면 인식을 못한 것이고, 이하이면 인식을 한 부분이다.

〈표 2〉 오차를 비교

case		1	2	3	4	5
propagation	Back 오차수	6	7	8	8	7
	오차율(%)	12	14	16	16	14

3. 결 론

본 논문에서는 인간의 감성 상태의 분류 중 수면과 비수면의 상태를 신경망을 이용하여 분류하는 실험을 하였다. 현재 깨어있는 상태와 수면 상태의 상태 판단이나 신호처리 연구와 달리 수면상태와 비수면상태의 판정기준을 정하고 분류에 신경망을 적용하여 파악하였는데 의의가 있다. 뇌파의 측정을 위해 국제 10-20 전극법에 의해 10명의 뇌파를 5회에 걸쳐 수집하였고, 수집한 뇌파는 주파수 대역별로 다른 양상을 보이는데 이 중에서도 분류의 용이성을 위하여 Alpha-wave와 Beta-wave, Delta-wave와 Theta-wave의 합을 구하여 그 비율로 졸음 상태의 경향성을 살펴보았다.

깨어있는 상태와 수면상태의 뇌파의 특징적인 데이터 각각 50개를 추출하여 모두 100개의 패턴 벡터를 구성하였다. 우선 깨어있는 상태에서 측정된 데이터와 수면시의 데이터를 분석하여 깨어있는 상태와 수면상태의 기준을 잡았다. 이렇게 정해진 기준을 바탕으로 백프로퍼게이션 학습알고리즘을 사용하여 학습시키고 그 인식률이 각각을 따로 비교하였을 때보다 개선된 것을 알 수 있었다.

앞으로 많은 수의 데이터를 해석하고 구체적인 감성상태에 대한 판정 기준이 명확해진다면 여러 감성의 분류에 적용될 수 있을 것이라 생각된다. 또한 뇌파란 피 실험자의 개인차가 있기 때문에 이를 고려한다면 누구에게나 적용되는 일반적 경향을 찾는다는 것은 많은 어려움과 난이도의 극복이 요구된다. 그러므로 이를 위해 실험의 엄격한 제어와 세밀한 고려가 뒷받침 되어야 할 것이다. 보다 우수한 뇌파의 패턴분류를 하기 위해서 각 정신 상태에서 특징벡터의 추출방식을 개선하는 것이 과제로 남는다. 더 나아가서 깨어있는 상태와 수면상태 사이의 중간상태에 대한 기준이 정해진다면 신경망에 의해서 졸음의 단계를 분류도 가능할 것이다. 이는 실제 산업체와 같은 응용분야에서 수면 상태에 대한 적용보다는 졸린 상태를 파악함으로써 사고예방과 생산 능력의 향상을 기대할 수 있을 것이라 생각된다.

[참 고 문 헌]

[1] P.L.Nunez, "Neocortical Dynamics and Human EEG Rhythms", Oxford University Press, New York,1995
 [2] 장지현외2명 "Automatic Sleep Stage Scoring Using Single-channel EEG Signal", 한국뇌학회지, vol.2 No2, 2002
 [3] 김민수외1명 "Fourier and Wavelet Analysis for Detection of Sleep Stage EEG", 의공학회지, Vol.24 No.6, 2003
 [4] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, "Principles of Neural Science 4th ed", McGraw-Hill, New York, 2000.
 [5] Richard G. Planzer, "Experimental Laboratory Physiology BIOPAC LAB Exercises", KENDALL/HUNT PUBLISHING COMPANY, 2004
 [6] 임정은외3명 "A study on Performance Improvement of Neural Networks using Genetic algorithms" 대한전기학회 하계학술대회, 2006