

LVQ 신경망을 이용한 EEG 신호 분류

김재욱* 이동한 이종호
인하대학교 전기공학과

The EEG classification using LVQ Neural Network

Jae Wook Kim*, Dong Han Lee, Chong Ho Lee
Dept. of Electrical Eng. Inha University

Abstract - 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 On-Line상에서 EEG(Electroencephalogram) 신호를 분류하는 방법을 제안한다. EEG 신호란 인간의 두뇌활동에서 발생하는 전기적 신호로서 고도의 비선형과 시변 특성을 지니고 있어 정량적인 분석이 어려운 신호로 여겨진다. 이를 분석하기 위해 본 논문에서는 입력 벡터들을 서브클래스로 분류하는 경쟁 레이어와 서브클래스를 모아 정해진 클래스를 선택하는 선형 레이어로 이루어진 LVQ (Learning Vector Quantization) 신경망을 구성하고 On-Line 분석결과를 제시한다. 이러한 On-line 분석방법은 EEG 신호를 실시간으로 분석하여 컴퓨터를 인간의 생각만으로 제어될 수 있는 BCI(Brain Computer Interface)의 구현에 사용될 것이다.

1. 서 론

뇌에서 발생하는 특이한 리듬을 가진 자발적 전위변동을 뇌파(腦波, Electroencephalogram, EEG)라 한다. 뇌파의 모습은 전위변동의 진폭, 주파수 그리고 과형으로 표현이 된다. 뇌파는 인간의 정서상태를 나타내는 대표적인 신호라 할 수 있는데 괴상화자(subject)의 상태에 따라서 특정 주파수 범위를 갖는 α 파(8~13Hz), β 파(13~40Hz), δ 파(0.5~3.5Hz), θ 파(4~7Hz)형을 나타낸다. 적절한 전처리 과정을 거친 EEG신호를 입력패턴으로 사용하여 신경회로망을 학습시키고 분류하게 하는 방법으로 다양한 EEG신호를 분류해 낼 수 있다. 이러한 EEG신호 분류는 BCI(Brain-Computer Interface) 시스템의 근간이 될 수 있다. BCI 시스템은 인간과 컴퓨터를 어떠한 장치 없이 연결하려는 시도이다. 이 시스템은 운동신경이 파괴된 신체 장애인들에게 있어서 육체적인 동작 없이 생각을 전달하려는 연구이다. 현재의 BCI 기술 수준은 출력력 도구를 대체할 정도의 정확성을 절여하고 있다는 점에서 보다 활발한 연구가 필요하다. BCI는 차세대 인간, 기계 인터페이스, 의료진단 및 치료기술, 디자인기술 등 다양한 분야에 응용돼 인간 삶의 질 향상에 기여할 것이다.

2. 본 론

2.1 EEG 신호

뇌파는 머리의 피부 여러 곳에 전극을 부착하여 대뇌피질 혹은 피질 하에서 일어나는 전기적 변화를 기록한 것인데, 보통 이용하는 뇌파의 기록방법은 두피에 전극을 부착시켜 유도한다. 전극 배치는 국제뇌과학회의 권고에 따라 10~20 분획법을 이용한다. 두피 위의 유도전극과 귀의 무관전극 사이의 전위차를 기록하는 단극유도(monopolar lead)와 두피 위의 두 전극을 이용하여 그 사이의 전위차를 기록하는 쌍극유도(bipolar lead)가 있다. 본 논문에서는 단극 유도법을 사용하였다. 단극 유도법은 활성전극이 위치해 있는 뇌의 전위변동에

절대치에 가까운 파를 기록할 수 있으며, 부위별 전위를 비교하기에 용이한 장점이 있다.

2.2 전처리 과정

EEG 신호는 기본적으로 여러 신호가 합해져 나타나는 복잡한 신호이므로 측정된 EEG신호에서 특정패턴을 찾아내기란 어렵다. 그래서 추가된 과정이 전처리 과정이다. 신경회로망에 입력 패턴을 넣기 전에 대역 필터를 이용해 불필요한 잡파(artifact)를 제거하고 FFT, AR, Wavelet등을 이용해 신경회로망에 좀 더 좋은 입력패턴을 넣는 과정이다.

2.3 EEG 신호 분류기

2.3.1 LVQ 신경회로망 구조

LVQ 신경회로망의 구조는 그림 1과 같다. R은 Input 수이고, S1은 경쟁 레이어의 뉴론수, S2는 선형 레이어의 뉴론수, W^1 경쟁 레이어 뉴론의 weight matrix, W^2 선형 레이어 뉴론의 weight matrix이다. LVQ network은 두 개의 레이어로 구성되어 진다. 첫 번째 레이어는 경쟁 레이어로서 SOM(Self Organizing Map)과 유사한 학습특징이 있고, 두 번째 레이어는 경쟁 레이어에서 발생한 output, 즉 subclass를 목표 class로 선형 결합시킨다.

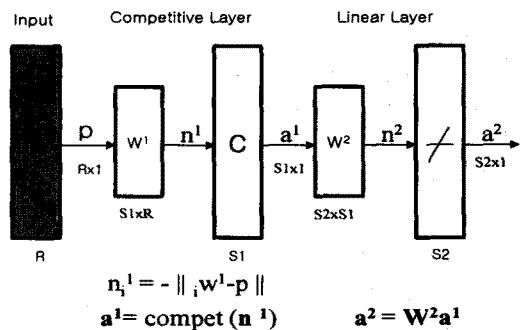
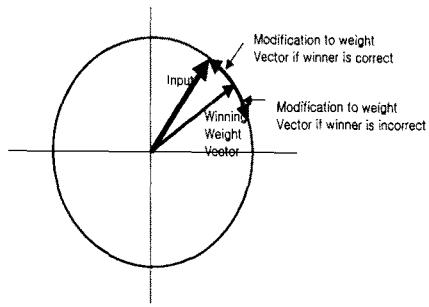


그림 1. LVQ 신경회로망 구조

2.3.2 LVQ 신경회로망 학습

LVQ 신경회로망 학습은 교사를 가지고 있는 경쟁학습이다. 각 교사 벡터는 행(row) 중에서 1의 개수가 오직 1개이고 나머지는 0으로 구성되어진다. 1이 나타내는 것은 입력 벡터가 속하게 될 클래스를 나타낸다. 그림 2에서처럼 입력 벡터 p 가 W^1 을 바르게 분류되면 승자 가중치 벡터 W^1 을 p 쪽으로 이동시킨다. 입력 벡터 p 의 분류가 올바르지 않으면 W^1 을 p 와 반대쪽으로 이동시킨다. 학습율(learning rate) α 는 초기에 0.5로 한 후 학습진행에 따라 조금씩 줄여가면서 학습을 진행시킨다.



✓ Learning rule

- $,W^l(q) = ,W^l(q-1) + \alpha(p(q)-,W^l(q-1))$ (Correctly)
- $,W^l(q) = ,W^l(q-1) - \alpha(p(q)-,W^l(q-1))$ (Incorrectly)

그림 2. LVQ 신경망 학습

2.4 실험 방법 및 결과

2.4.1 데이터 수집

본 실험은 뇌파 측정장치인 미국 BIOPAC MP-100 System과 National Instrument사의 LabVIEW 5.1를 이용해서 20대 남자 피 실험자 5명을 대상으로 5회 씩 반복실험을 했다. 본 실험에서는 “좌를 생각해라.”, “우를 생각해라.”라는 2개의 event를 사용했다. EEG 신호의 데이터 수집은 128Hz로 샘플링 했으며, 전극은 10-20 분획법을 기준으로 움직임을 계획하거나 상상하는데 영향을 미치는 C3, C4에서 뇌파 신호를 추출하였다. 전체적인 실험을 나타내는 흐름도는 그림 3과 같다.

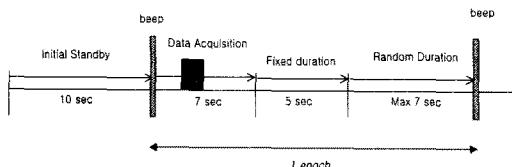


그림 3. 실험 순서도

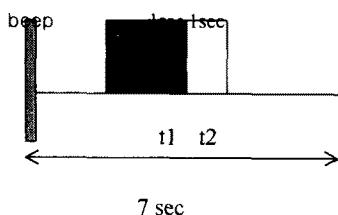


그림 4. 실제 사용되는 데이터 영역

처음 10초 동안은 피 실험자가 마음에 준비를 할 수 있도록 초기준비 상태를 나타내고, 그 후 실험시작을 알리는 beep음이 나온 후 2초 후에 좌우 방향을 나타내는 cue 신호를 주고 그 후 5초 동안에 실제 EEG 신호 데이터를 기록한다. 그 후 5초 동안 휴식을 준 최대 7초 이내에 beep음을 낸 후 다시 같은 실험을 반복한다. 이 같은 실험을 방법을 20회 반복했다. 피 실험자가 1회 실험하는데 걸리는 시간은 약 300초 정도 소요된다.

2.4.2 실험 절차

실험 모드는 그림 5에서 보는 것과 같이 3가지로 분류할 수가 있다. 첫 번째 모드는 Random Acquire 모드로서 피 실험자마다 첫 실험에 사용된다. 여기서는 EEG 데이터를 기록하는 동시에 나머지 4회 실험에 사용될 Stimulus 파일(stm 파일)을 생성한다. 이 stm 파일은 좌, 우 event를 각 10번씩 나타낸다. 두 번째 모드는 Scheduled Acquire 모드로서 Random Acquire 모드에서 생성된 stm 파일을 이용하여 EEG 신호 데이터를 기록한다. 세 번째 모드는 Simulation 모드로서 실험을 통해서 저장된 EEG 신호 데이터를 읽을 수 있는 모드이다. 그림 6은 cue 신호를 부여하는 화면이다. 화면 상 원쪽부분이 켜지면 “좌를 생각하라.”는 의미이고 오른쪽부분이 켜지면 “우를 생각하라.”는 의미이다.

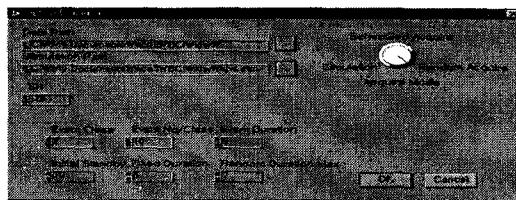


그림 5. 실험 모드(mode)

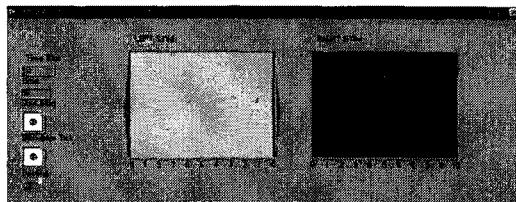


그림 6. Stimulator 화면

2.4.3 전처리 및 신경망 입력

위 데이터 수집 과정을 통해 얻은 데이터 중 cue 신호가 발생한 후 1초(t1)와 cue신호가 사라진 후 1초(t2)의 데이터만을 사용한다. Artifact를 고려해 대역필터를 이용해서 0.5Hz 이하의 저주파수 부분과 50Hz이상의 고주파 부분은 제거를 하였다. 본 실험에서는 FFT 실행 한 후 μ 파(9-11Hz)가 차지하는 상대적인 비율을 신경회로망의 입력패턴으로 사용하였다. μ 파는 인간이 움직임을 계획하거나 상상할 때 지배적으로 나타나는 주파수 대역이기 때문이다. 각 1초당(t1, t2)당 발생한 데이터는 128개이다.

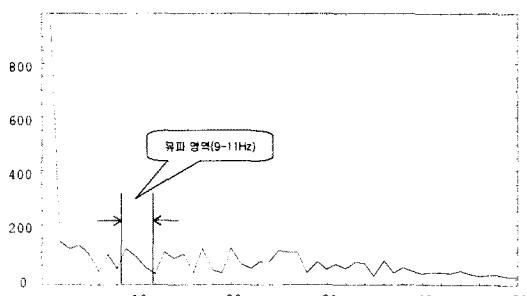


그림 7. μ 파가 차지하는 상대적 비율을 나타내는 한 예

이 데이터를 FFT 한 후 α 파, β 파, δ 파, θ 파 중 μ 파가 차지하는 상대적 비율을 구하는 것이다.

각 피 실험자마다 전극과 시간에 따른 vector의 수는 표 1과 같다. 각 피 실험자마다 5회의 실험을 한 결과 중 3회는 Training으로 사용하고 Training에 사용된 데이터를 포함해서 5회를 Testing에 사용하였다. 그리하여 피 실험자당 사용된 총 데이터 수는 400개이다.

신경회로망 입력 벡터 p 는 4×1 , 경쟁 레이어의 가중치 벡터 W^1 는 4×4 , 경쟁 레이어의 출력 벡터 a^1 은 4×1 , 선형 레이어의 가중치 벡터는 W^2 는 2×4 , 선형 레이어의 출력 벡터는 2×1 의 형태를 사용했다.

표 1. 피 실험자당 사용되는 데이터 수

	C3t1	C3t2	C4t1	C4t2
Training 데이터 수	30	30	30	30
Testing 데이터 수	50	50	50	50

표 2. 실험 결과

	S1	S2	S3	S4	S5
Training	240	240	240	240	240
Testing	286/400	243/400	293/400	283/400	268/400
인식률	71.5	60.75	73.25	70.75	67

피 실험자마다 약간의 차이는 있었지만 대략 70% 정도의 인식률을 보이고 있다. S2의 경우 피 실험자의 집중 여부의 문제점과 몸 움직임에 의한 artifact에 의해 인식률 낮게 나오게 된 걸로 사려된다.

3. 결 론

본 논문에서는 LVQ 신경회로망을 이용한 EEG신호의 분류에 대해 연구하였다. 신경회로망의 입력패턴으로는 각 데이터 Set(128개)을 FFT를 한 후 0.5Hz~40Hz 사이에서 μ 파가 차지하는 상대적 비율을 사용했다. EEG를 기반으로 하는 BCI 시스템을 구현하는데 있어서는 실시간 데이터 처리가 중요하다. 그 제안으로 LVQ 신경회로망을 제안한다. LVQ 신경회로망은 복잡한 입력데이터를 전처리 과정을 통해 벡터화 함으로서 실시간 처리가 가능하리라 본다. 향후 과제로는 피 실험자 대상을 넓히고 실험 횟수를 늘려 좀 더 신뢰성 있는 데이터를 얻도록 해야 할 것이며, 좌, 우 판단에 대한 실험에서 더 나아가 상, 하의 움직임까지 예측할 수 있도록 노력할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] Nikola Masic*, Gerf Pfurtscheller, Doris Flotzinger, "Neural network-based predictions of hand movements using simulated and real EEG data", Neurocomputing 7, pp 259-274, 1995
- [2] N.Pradhan, P.K.Sadasivan, G.R. Arunodaya, "Detection of Seizure Activity in EEG by an Artificial Neural Network : A Preliminary Study", Computer and Biomedical Research, 29, pp 303-313, 1996

[3] J. Kalcher, D. Flotzinger, Ch. Neuper, S. Golly, G. Pfurtscheller, "Graz brain-computer interface ii: towards communication between humans and computers based on online classification of three different EEG patterns", Medical & Biomedical Engineering & Computing, 34, pp 382-388, 1996.9

[4] 김응수, 이유정, 최경규, "BPN을 이용한 EEG신호 분류", 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 종합학술대회, pp 217-220, 1999.10

[5] Carl G. Looney, "Pattern recognition using Neural Networks theory and Algorithms for Engineers and Scientists", Oxford University press, pp 101-105, 1997

[6] William D. Penny, Stephen J. Roberts, "Experiments with an EEG-based computer interface", Department of Electrical Engineering, Imperial College, 1999.7

[7] Peder Norrby, "Brain-Computer Interface : using EEG for control and communication", The Cognitive Ergonomics Group Human System Integration Department Volvo Technological Development Corporation, 1998.12