

다 채널 생체신호와 신경회로망을 이용한 가상환경 하에서의 입장감 분석

박민재*, 박광석**, 김현택***

*서울대 전기공학부, **서울의대 의공학교실, ***고려대 심리학과

Analysis of Immergence using Multi-Channel Biological Signals and Neural Network in Virtual Reality Environment

Min-Jae Park*, Kwang-Suk Park**, Hyun-Taek Kim***

*SNU SoEE, **SNU BME, ***KoreaUniversity Psychology

Abstract

가상환경 하에서의 입장감을 객관적으로 계측하기 위한 방법으로 생체신호를 이용한 감성의 계측을 시도하였다. 여러 가지 가상환경 하에서 뇌파, 심전도, 호흡 등 다 채널의 생체신호를 계측하고 이때 피실험자가 느끼는 객관화된 입장감 지표들을 동시에 평가하여 이를 신경 회로망을 이용하여 분석하였다. 계측된 생체 신호를 사전 처리하여 일차적인 생체분석 지표들을 도출하고 이를 신경회로망의 입력으로 활용하였다. 입장감을 분석할 수 있도록 신경회로망을 학습시키고, 이를 이용하여서 가상환경 하에서 계측된 생체신호를 분석하여 입장감을 정량화하여 평가하였다.

Keywords: 감성공학, 생체신호, 신경회로망

1. 서론

가상현실에서 한꺼번에 여러 가지 채널에서 입력을 받아 들여 채널 중에 Nausea에 Dominant한 값을 찾아내고자 채널들의 대표값을 정하여 Neural Network를 구성한다. 보다 정확한 판단을 위한 방법1)을 정하는데도 많은 도움이 되리라 본다.

2. 본론

2.1. Data Acquisition

10개 채널의 데이터를 Biopac사의 MP-100

(16bit analog-to-digital system)을 사용하여 획득하였다. 10개 채널은 뇌전위 (ElectroEncephaloGram: EEG) 5개 채널(Frontal(Fz), Parietal(Pz), Centrla(Cz), O1, O2)과, 심전도 (ElectroCardioGram: ECG), 안전위 (ElectroOculoGram: EOG), 말초혈류량 (PhotoPlethysmoGram: PPG), 손가락끝 피부 온도 (Fingertip SKin Temperature: SKT), 피부전도도 (Skin Conductance Level: SCL²⁾) 각각 한 채널씩으로 구성되었다. ECG, EOG측정을 위해 Ag/AgCl로 만들어진 일회용의 adhesive spot electrodes를 사용하였다

1) 채널에 입력에 대한 것들...

2) GSR

(Protech Corp.). Sampling Rate는 200 samples/sec로 EEG신호들의 Band인 50Hz보다 두 배이상³⁾이다.

2.2. 측정방법

- ① EEG: 왼쪽귓볼 (A1)을 기준전극으로 한 단극유도법을 사용하여 10-20체계에 따라 두피의 정중 전두부 (Fz), 정중 중심부 (Cz), 정중 두정부 (Pz), 좌 후두부 (O1), 우 후두부 (O2)에 Ag/AgCl로 만들어진 접시형 전극을 부착하였다.
- ② ECG : Lead II법을 사용하여 측정하였다.
- ③ EOG : 눈의 움직임을 측정하기 위해 오른쪽 눈썹 위 2 mm 위치와 눈 아래 10 mm 위치에 vertical로 두 개의 전극을 부착하였다. 단위는 mV를 사용하였다.
- ④ PPG: 오른손가락 약지 말단에 전극을 부착하였다. 단위는 mm Hg를 사용하였다.
- ⑤ SKT: 오른손 검지 말단에 전극을 부착하였다. 단위는 degrees of ° F를 사용하였다.
- ⑥ SCL: 왼손검지와 약지말단에 전극을 부착하였다. 단위는 μmhos ($=\mu\text{S}$: a unit of electrical conductance)이며 이 값은 skin resistance의 역수를 통해 구하였다.

2.3. Structure of Neural Network

가상현실 하에서 측정된 생체 신호들을 신경회로망을 이용하여서 분석하기 위하여서 신경회로망 기능을 생체 신호 tool box에 포함하여 개발하였다.

개발된 신경회로망은 아래 그림에서와 같은 구조를 갖도록 하였다. 개발된 tool box는 , feed-forward error back-propagation의 방법으로 supervised learning이 되도록 개발하였으며, hidden layer를 2개 사용할 수 있도록 하였으며, 각 layer에서의 node의 개수는 조절이 가능하도록 하였다.

생체 신호의 표본치 또는 1차적으로 처리된

3) Nyquist Frequency

값들을 신경회로망의 입력으로 사용하도록하였으며, 결과 값들은 가상환경하에서 입장감의 척도로 사용될 수 있는 nausea, fatigue, dizziness, headache등을 사용할 수 있다.

2.4. Neural Network ToolBox using Matlab

① Data 선택란

이미 저장된 데이터 중에서 어떠한 데이터를 신경회로망 학습에 사용할 것인지 선택하여준다. 저장된 데이터는 신경회로망 분석에 적합하게, matrix의 형태로 구성되어 있어야한다. 저장된 데이터의 채널 수 및 데이터의 수는 자동적으로 프로그램에서 인식하여 신경회로망의 학습 및 결과 도출에 사용한다.

학습을 위한 데이터인 경우에는 입력으로 사용될 데이터와 각 데이터에 해당하는 결과가 동시에 포함되어 있어야한다.

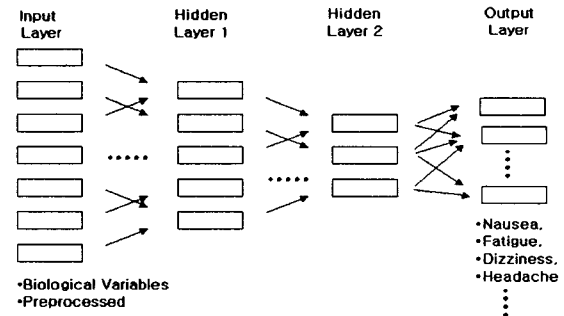


그림 1 신경회로망의 구조

② Number of Data Set

Data 선택란에서 선택된 데이터 파일에서, 자동적으로, 포함된 데이터 set의 개수를 인식하여 학습에 사용될 데이터의 수를 나타내어준다.

③ Input Node

Data 선택란에서 선택된 데이터 파일에서, 자동적으로, 포함된 데이터 set의 채널 수를 인식하여 신경회로망 입력노드의 갯수로 사용할 수 있도록 한다.

④ First & Second hidden Layer

신경회로망의 hidden layer의 node 수를 정하

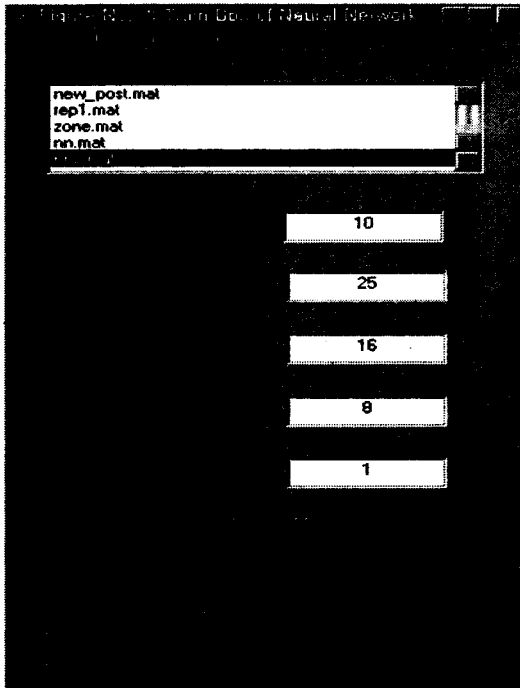


그림 2 Neural Network을 Training하기

위한 ToolBox
여 준다. 사용자가 임의로 지정하여 줄 수 있도록 하였으며, default 값으로는 입력노드와 출력노드의 기하평균값이 들어가도록 하였다.

⑤ Output Layer

Data 선택란에서 선택된 데이터 파일에서, 자동적으로, 포함된 데이터 set의 갯수를 인식하여 표시하여준다.

⑥ Train Data

정해진 신경회로망의 구조와 학습 파라미터들을 이용하여서, 선택된 데이터 세트를 이용한 신경회로망의 학습이 시작된다.

⑦ Test Data

앞의 과정을 통하여서 학습된 신경회로망을 이용하여서 분석을 하고자하는 경우에 이 button을 click 하면 그림 5와 같은 신경회로망 결과분석 window가 떠오른다.

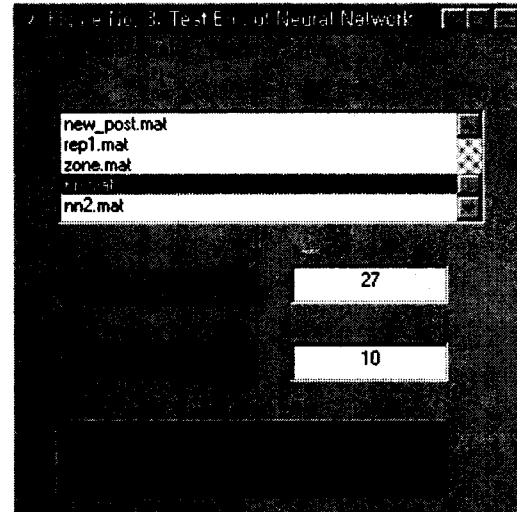


그림 3 Training된 NN으로 Test

① Data 선택란

신경회로망 학습 윈도우의 데이터 선택란과 마찬가지로, 이미 저장된 데이터 중에서 어떠한 데이터를 신경회로망 test에 사용할 것인지 선택하여준다. 저장된 데이터는 신경회로망 분석에 적합하게, matrix의 형태로 구성되어 있어야 한다. 저장된 데이터의 채널 수 및 데이터의 수는 자동적으로 프로그램에서 인식하여 신경회로망의 결과 도출에 사용한다.

② Number of Neural Network Input

Data 선택란에서 선택된 데이터 파일에서, 자동적으로, 포함된 데이터 set의 채널수를 인식하여 신경회로망의 입력 노드수로 사용된다. 이때 Training된 Network의 입력과 같아야한다.

③ Number of Data Set

Data 선택란에서 선택된 데이터 파일에서, 자동적으로, 포함된 데이터 set의 수를 인식하여 신경회로망을 이용하여 결과를 도출할 데이터의 갯수를 표시하려준다.

④ Start Test

데이터 선택란에서 선택된 데이터 파일내의 데이터를 입력으로 하여 신경회로망 분석을 시작한다. 결과는 화면과 command line에 나타난다.

2.5. Neural Network을 위한 Preprocessing

측정된 데이터의 표본값을 신경회로망에 직접 입력하는 것은 아무런 의미가 없기 때문에 의미있는 값으로 만들기 위한 전처리를 시행하여 그 값들을 신경회로망의 입력단에 인가하도록 하였다. 처음에는 Microsoft사의 Excel을 사용해서 처리하였지만 PreProcessing이라는 ToolBox를 만들어 Matlab안에서 다 처리할 수 있게 하였다. 사용한 전처리 방법들은 다음과 같다.

① Statistical Parameters

Average, Standard deviation, Skewness 등 통계적인 변수로 3가지의 모멘텀을 사용하였다. 이는 일반적으로 생각할 수 있는 가장 기본적인 전처리 과정이기 때문에 초기 단계에서 시도하였다.

② Spectral Parameters

생체신호가 갖는 각 주파수 대역별 특성에 근거하여서, 생체 신호를 몇 개의 대역으로 나누어서 power를 계산하고 이 값들을 신경회로망에 입력으로 사용하도록 하였다. Ex) EEG

EEG신호들은 파워 스펙트럼에서의 델타(0.3~4hz), 쉼타(4~8hz), 알파(8~13hz), 베타(13~30hz), 감마(30~50hz)값들을 추출해 냈다.

2.6. Neural Network 구성

초기에 Statistical Parameters만으로 Network을 구성해서 Test를 하였다.

그림과 같이 완벽히(!) 구분을 해냈다. 원래 네트워크를 구성할 때 0.1까지 구분하는 것을 Goal로 했었는데, 이렇게 완벽하게(!) 구분한다는 것은 사용된 Data Set에서만 최적화 됐을 가능성이 높다고 볼 수 있다.

이번에는 임의의 다른 data들을 선택하여 Statistical Parameters만으로 Network을 구성하였다.

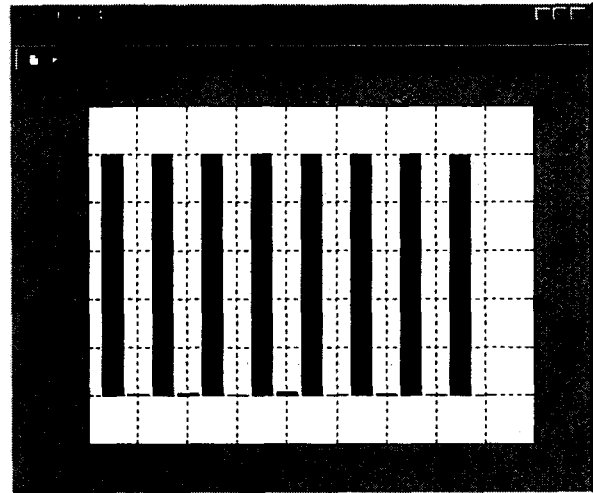


그림 4. 통계적 Parameters를 이용한 NN 1

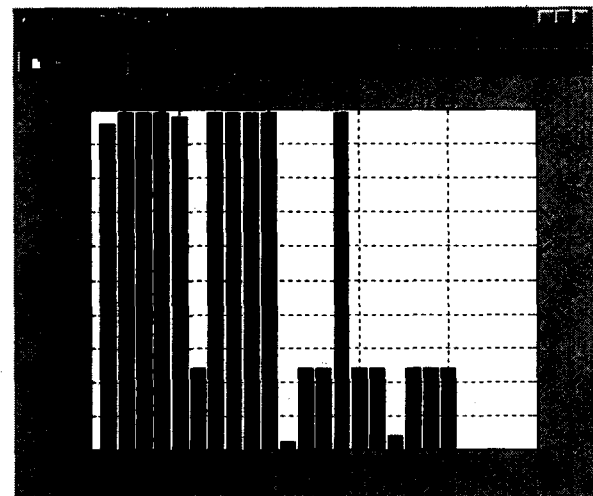


그림 5. 통계적 Parameters를 이용한 NN 2

그림 6 에서와 같이 제대로 된 결과를 얻지 못하였다. 이는 Statistical Parameters는 범용성이 없다는 것을 의미한다. 게다가 경향성도 보이지 않아서 Statistical Parameters만으로 Network을 구성하는 것은 잘못된 결과를 야기한다.

이번에는 EEG 신호들에 Spectrum Parameters들을 사용했다.

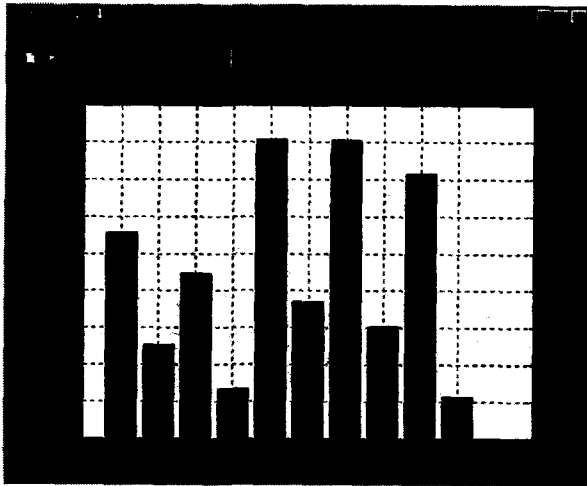


그림 6. Spectral Parameters를 이용한 NN

처음보다 많이 달라진 경향을 보인다. 이제서야 중간값⁴⁾이 나오기 시작했고, 이것으로 4, 5, 7, 10번의 Data selection이 잘 되었다고 볼 수 있다. 마지막으로 EEG신호들의 Spectrum Parameters만으로 Network을 구성한 결과는 아래와 같다.

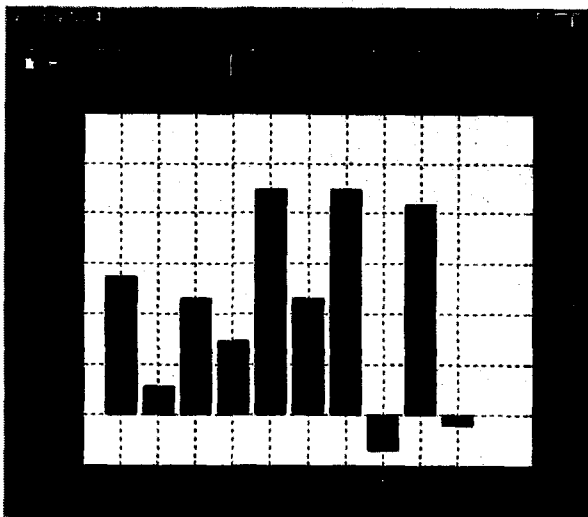


그림 7 Spectral Parameters만을 사용한 NN

이번 Network과 앞의 Network을 비교해보면 2, 5, 7, 9, 10번이 1과 0⁵⁾에 가까운 값을 가지는 것으로 나와 앞의 4, 5, 7, 9, 10번과 비슷한 경향을 보인다. 이것으로 Spectrum Analysis가

4) Data Selection의 정확성을 말해준다.

5) 1은 Nausea일 때, 0은 Normal일 때.

차지하는 비중이 큼을 알 수 있다.

2.7. Network Analysis

Neural Network의 Performance를 알아 보기 위해 하나의 채널을 제외한 다른 것들을 평균값으로 고정시키고, 하나만을 변화 시켰을 때의 결과를 알아 보았다.

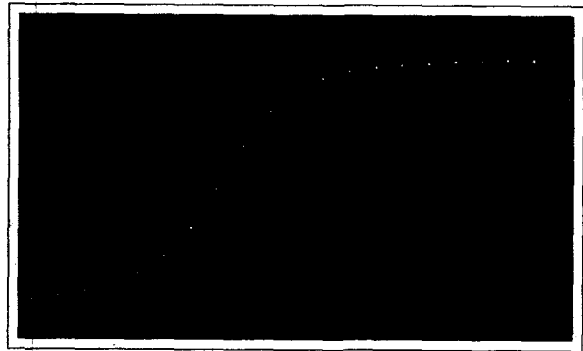


그림 8 스펙트럼 파라미터의 변화 추이

그림에서와 같이 단조증가 또는 단조 감소의 성향을 보인다. 하지만 상대적으로 변하는 것이 큰 부분이 있고 saturation되는 부분이 있는 것을 알 수 있다. 한쪽 방향으로 sensitive하다는 것을 의미한다. 변하는 것이 대칭인 것은 Power Band가 감소하면 다른쪽은 증가하게 되는 Zero Sum이기 때문이다.



그림 9 통계적 파라미터들의 변화추이

이는 통계적 파라미터들(Average, Standard Deviation, Skewness)로 Neural Network에서의

결과 변화추이를 나타낸 것이다. 어느 일정한 패턴이 없는 것이 스펙트럼 파라미터들의 변화 추이 그래프와 다른 점이다. 따라서 이런 채널 들을 더 수정 보완해야 한다.

① Correlation(상관계수) : 한쪽이 증가하면 다른 쪽도 증가하거나 반대로 감소되는 경향

② 비율비 :
$$\frac{\left(\frac{\text{결과의 Max}}{\text{결과의 Aver}}\right)}{\left(\frac{\text{입력의 Max}}{\text{입력의 Aver}}\right)}$$

입력값의 변화비에 따른 출력값의 변화비를 나타냄.

Sensitivity를 나타냄

③ 절대량비 :
$$\frac{\text{출력의 Max} - \text{Min}}{\text{입력의 Max} - \text{Min}}$$

비율이 아닌 실제 값으로 비를 구한 것 역시 Sensitivity를 나타낸다.

④ 절대량 : 출력의 Max-Min

입력의 변화량을 무시하고 출력의 변화만을 본 것.

표 1 PDS를 포함한 NN의 결과값

-1.08452149	CZ	Delta
0.887364427	EOG	Aver
0.837794258	O2	Theta
0.794780421	FZ	Theta
-0.73304586	PZ	Gamma
0.6333051	ECG	Aver
0.583239155	ECG	STD
-0.5734685	GSR	STD
0.54222846	FZ	Beta
-0.52586483	PZ	Delta
0.525620453	O1	Delta
-0.49132519	PPG	Skew
0.48704298	FZ	Alpha

테스트하는 방법으로는 결과값⁶⁾이 어느 정도의 swing을 가지고 변하는지가 가장 큰 변수인 거 같다. 입력값의 단위가 다르기 때문에

6) Nausea or Normal

Normalize된 값인 결과값에 영향을 주지 않고 비교를 함이 목적이다.

sensitivity를 구하는 두가지 방법중에는

$$\frac{\left(\frac{\text{결과의 Max}}{\text{결과의 Aver}}\right)}{\left(\frac{\text{입력의 Max}}{\text{입력의 Aver}}\right)}$$

의 방법을 사용하는 것이 조

금더 정확성을 가진다고 생각된다. 중간값으로부터 얼마만큼 변하는지를 나타내기 때문이다. 이는 입력값의 변하는 량이 다른 것을 Normalize해준다.

의미있는 값들을 추가함으로써 Neural Network의 결과값의 정확도가 줄어드는 것처럼 보이지만, 모든 사람의 Data가 정확히 Nausea를 나타낸다고 볼 수 없으므로⁷⁾ 중간값으로 추정하여 Data Selection에 도움을 줄 수 있으리라 생각된다.

3. 결론

생체신호들의 영향을 알아보기 위해 Neural Network을 이용한 결과가 어느정도 만족스럽게 나왔다. 단순히 Statistic Parameter를 이용해서 는 올바른 결과를 얻을 수 없고 Spectral Parameter같이 각 입력채널의 의미있는 값을 사용해야 사실성이 있는 결과를 얻을 수 있다.

참고문헌

- J.P.Banquet(1973), Spectral Analysis of the EEG in Meditation
D.W. Orme-Johnson, P.Gelderloos
Topographic EEG Brain Mapping, 429-432
Matlab Help

7) 이는 Data Selection의 문제와 연관된다.