

신경 회로망을 사용한 수면 단계 분석

한주만*, 박해정*, 박광석**, 정도연***

*서울대학교 대학원 협동 과정 의용 생체 공학 전공

**서울대학교 의과대학 의공학교실

***서울대학교 의과대학 정신과학교실

Sleep Stage Scoring using Neural Network

J. M. Han*, H. J. Park*, K. S. Park**, D. U. Jeong***

*Interdisciplinary Program of Medical and Biological Engineering Major, Seoul Nat'l Univ.

**Department of Biomedical Engineering, College of Medicine, Seoul Nat'l Univ.

***Department of Psychiatric Science, College of Medicine, Seoul Nat'l Univ.

Abstract

We have applied the neural network method for the automatic scoring of the sleep stage. 17 features are extracted from the recorded EEG, EOG and EMG signals. These features are inputted to the multilayer perceptron model. Neural network was trained with error-back propagation method. Results are compared with manual scoring of the experts, and show the possibility of application of automatic method in sleep stage scoring.

서론

지난 20년 동안 몇 가지의 자동 수면 단계 분석 시스템들이 제안되었다. 통계적 형태 인식 방법을 사용한 시스템, 신경 회로망(Neural Network)을 도입한 전문가 시스템(Expert system) 등을 바탕으로 하여 다양한 방법들이 제시되었다. 이들 시스템의 대부분이 전문가와 70-80%대의 일치도를 보였으며 전문가를 대신할 수 있을 만큼 믿을 만한 결과를 얻지 못하고 있다.

전문가-전문가의 분석 일치도에 대한 보고도 몇몇 연구에서 이루어지고 있다. 이들 연구에서도 역시 70-90%의 대략적으로 비슷한 일치도를 보인다고 보고되었다. 같은 수면 검사 데이터에 대해 전문가사이에서도 100% 일치되지 못하고 다양한 수면 단계 분석 결과를 가져다 오는 주된 이유는 다음과 같다.

1) 75 μ V 이상의 진폭을 가지는 서파 인식과 한 epoch의 델타파의 비율을 찾아내는데 있어서 사람의 주관성이 개입된다.

2) 수면 단계 1의 경우 명확한 특징이 부족하므로 다양한 분석이 이루어지기 쉽다.

본 연구에서 수면 단계의 패턴을 찾아내기 위해 신경망 회로 모델(neural network model)을 사용하였다. 각 수면 단계를 구분짓는 변수를 잘 설정하는 것이 주요 과제이다.

실험 방법

전문가가 사용하는 수면 단계의 분류 기준에 따라 수면 자료에서 특징을 추출한다. 추출된 특징을 입력 변수로 사용하여 신경 회로망을 구성한다.

수면 단계의 분류

사람이 수면을 취하는 동안 상태에 따라 EEG는 여러 가지 파형들이 나타나고 서로 다른 배경의 모습을 가진다. 특별히 훈련 받은 판독 전문가는 이러한 파형들과 배경 모양을 시각적으로 판독한다. 감지 대상에 포함되는 파형들은 Alpha, Beta, Delta, Sigma, Theta, Muscle Artifact, REM, SEM과 K-complex 등이다. 이중 Alpha, Beta, Delta, Sigma, Theta 등은 파형이 짧은 시간에 정의되는 Sinusoidal Burst라는 점에서 흔히 스핀들(spindle)이라고 부른다. Delta파형

은 반주기 파의 크기와 그 주기로써 정의 된다. REM, SEM, K-complex 등은 주로 파의 모양, 배경, 타 채널과의 시간 관련 (time-coherency) 정보 등이 반주기파의 크기 및 주기 정보와 함께 감지에 사용된다.

뇌파 신호와 여러 파형 정보, 배경 정보들을 반영하여 기록된 신호를 매 30초 단위로 수면 단계를 6단계(Wake, 1단계, 2단계, 3단계, 4단계, REM수면 단계)로 분류한다. 이러한 패턴 분류의 기준은 의사 및 전문가들에 의해 제정된 Rechtschaffen & Kales Manual을 참고하였으며 요약하면 다음과 같다.

- 1) Wake 는 깨어있는 상태를 지칭한다. 이 경우 Occipital EEG채널에서는 Alpha파형의 활동이 지배적으로 나타나고, 가끔 Muscle Artifact가 보이는 것이 특징이다. EOG채널에는 빠른 안구운동과 관련된 REM(rapid eye movement)들이 나타난다.
- 2) 1단계의 대부분은 깨어있는 상태에서 수면상태로의 전환기를 나타낸다. Alpha 파형들이 사라지고 EEG크기가 감소되며 시그마 스피들과 K-complex 들이 나타나지 않으며 때때로 천천히 변하는 drifting 현상이 EOG에 관찰된다. 뇌파상 2-7Hz 범위의 파가 주종을 이루는 혼재된 주파수의 뇌파가 관찰되며, 전압은 비교적 낮은 상태이다.
- 3) 2단계에서는 뚜렷한 시그마 스피들과 K-complex들이 나타난다. 동시에 3, 4 단계에서 나타나는 큰 진폭의 서파는 관찰되지 않는다.
- 4) 3단계는 75 μ V 이상의 진폭을 보이는 델타파가 구간의 20-50%를 차지한다.
- 5) 4단계는 3단계에서 보이는 큰 진폭의 델타파가 구간의 50%이상을 차지한다.
- 6) REM 단계에서는 꿈과 관련되는 REM 이 EOG채널에 나타난다. EEG채널은 Beta파가 나타나고 전체적으로 EEG 채널의 크기가 매우 작다.

위에서 살펴본 바와 같이 뇌파의 주파수 성분이 수면 단계를 결정하는 중요한 변수로 작용함을 알 수 있다.

특징 추출

이 실험에서는 EEG, EOG, EMG 신호를 사용하였

다. 수면 단계를 결정하는 요인이 주파수 성분에 있으므로 EEG를 주파수 영역에서 δ 파(0-4Hz), θ 파(4-8Hz), α 파(8-13Hz), β_1 파(13-22Hz), β_2 파(22-35Hz) 구간으로 나누고, EOG와 EMG도 주파수 영역에서 특징을 추출하였다. 사용된 지표는 다음과 같다.

EEG:

- 1) δ 파 구간(0-4Hz)의 상대 파워
- 2) θ 파 구간(4-8Hz)의 상대 파워
- 3) α 파 구간(8-13Hz)의 상대 파워
- 4) β_1 파 구간(13-22Hz)의 상대 파워
- 5) β_2 파 구간(22-35Hz)의 상대 파워
- 6) EEG(0-35Hz)의 전체 파워
- 7) 파워비, δ/θ
- 8) 파워비, α/θ
- 9) EEG 스펙트럼 밀도의 평균 주파수
- 10) EEG 스펙트럼 밀도의 분산

EOG:

- 11) 0-4Hz 주파수 영역의 상대 파워
- 12) EOG(0-35Hz)의 전체 파워
- 13) EEG 스펙트럼 밀도의 평균 주파수
- 14) EEG 스펙트럼 밀도의 분산

EMG:

- 15) EMG(0-35Hz)의 전체 파워
- 16) EMG 스펙트럼 밀도의 평균 주파수
- 17) EMG 스펙트럼 밀도의 분산

각 신호의 주파수 성분을 추출해 내기 위해 신호를 2초 간격의 짧은 구간으로 나누어서 생각했다. 2초 구간에서 FFT(Fast Fourier Transform)를 통해 파워 스펙트럼을 구하여 17개의 특징을 추출해 낸다. 하지만 임상적으로 관심있는 구간은 30초 구간이므로 2초 구간 15개를 산술 평균하여 계산된 30초 구간에 대한 17개 지표로 성분을 이루는 벡터가 신경망 회로의 입력이 된다.

신경망 회로를 이용한 분류

본 연구에서 사용한 신경망 회로는 17개의 입력 노드(input node), 6개의 출력 노드(output node), 그리고 1층의 은닉층(hidden layer)으로 구성된 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron) 모델이다. (그림1)

다층 퍼셉트론 모델을 학습시키기 위해서 오류 역전파 알고리즘(error-back propagation)을 사용한다. 다음과 같은 과정을 거쳐 6가지의 수면 단계를 학습하게 된다.

- 1) 가중치(weight)를 초기화 한다.
- 2) 입력을 가하여 출력을 계산한다.

$$h = F[Vx], x: \text{input}, V: \text{weight}$$

$$y = F[Wh], h: \text{hidden output}, W: \text{weight}$$

$$y: \text{output}$$
- 3) 모든 학습 벡터로 한 번 학습하는 것을 한 스윕이라고 한다. 한 스윕 동안의 에러인 스윕 에러(sweep error)를 계산한다.

$$E^{(i)} = E^{(i-1)} + \frac{1}{2} \|T - y\|^2$$

T는 목표벡터이고 E⁽ⁱ⁾는 i번째 스윕에서의 에러이다

- 4) 가중치를 갱신한다.

$$\delta_i^{(o)} = (t_i - y_i) f'(W_i h)$$

$$\delta_k^{(h)} = W_k^T \delta^{(o)} f'(V_k x)$$

$$\Delta W = \eta \delta^{(o)} h^T$$

$$\Delta V = \eta \delta^{(h)} x^T$$
- 5) 스윕에러가 목표치보다 낮으면 학습을 끝내고 그렇지 않으면 2)-4)의 과정을 반복한다.

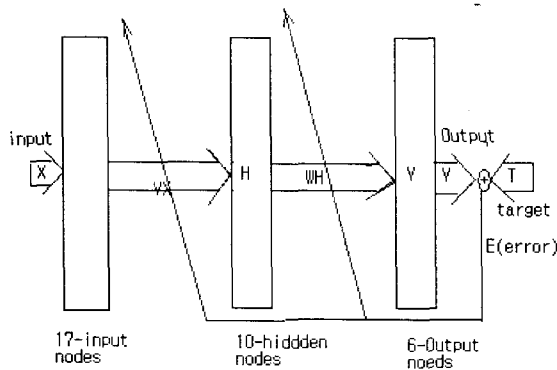


그림1. 신경망 회로의 학습과정 모식도

위의 과정에서 목표값(T)은 각 입력에 대한 전문가의 수면 단계 분석값을 사용하였다. 목표값 벡터는 각 단계에 해당하는 한 성분만 1, 나머지는 모두 0인 값으로 정했다.

신경 회로망의 학습이 끝나면 학습시에 사용된 데이터가 아닌 새로운 값을 입력하여 그 출력값

이 전문가의 수면 단계 분류와 비교하였다.

결과 및 토의

신경망 회로의 학습시 에러가 줄어들지 않는 로컬 미니마(local minima)에 빠지는 것을 방지하기 위해서 가변 학습률 등의 방법을 사용하여 해결해야 하며, 학습 데이터를 잘 선택해야 한다. 각 단계의 특징에서 벗어난 데이터를 많이 사용하면 에러를 줄이기 힘들다.

각 수면 단계마다 대략 70-80%의 일치도를 나타내었으나 단계1의 분류 일치도는 보다 낮았고 단계3과 단계4의 구분이 비교적 어려웠으나 수면 단계 분류 방법 중 3단계와 4단계를 하나로 묶는 방법도 임상적으로 쓰이고 있으므로 이를 고려한다면 보다 높은 일치도를 얻을 수 있다.

일치도를 더 높이기 위해서는 각 수면 단계의 전형적인 특징을 크게 벗어나지 않는 데이터를 구분하여 신경망 회로를 학습시키는 것이 필요하다. 이러한 과정에서 수면 단계의 정량적인 규정도 가능해 질 수 있을 것으로 전망된다.

참고문헌

1. N. Schaltenbrand, R. Lengelle, M. Toussaint, R. Luthringer, G. Carelli, A. Jacqmin, E. Lainey, A. Muzet and J.p. Macher, "Sleep Stage Scoring Using the Neural Network Model: Comparison Between Visual and Automatic Analysis in Normal Subjects and Patients" Sleep, 1995
2. 박해정, 손창호, 정도연, 박광석, "전산화 수면다원검사 시스템 개발" 대한의용생체 공학회 추계학술대회, 1996
3. Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West publishing company, 1992
4. Allan Rechtschaffen and Anthony Kales, A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects, Brain Information Service/Brain Research Institute, 1973