

논문 2013-50-10-23

수면단계 분석을 위한 특징 선택 알고리즘 설계

(The Design of Feature Selecting Algorithm for Sleep Stage Analysis)

이 지 은*, 유 선 국**

(JeeEun Lee and Sun K. Yoo[©])

요 약

본 연구의 목적은 수면상태 분석을 위한 분류기를 설계해준과 동시에 생체신호를 기반으로 하여 수면상태 판별에 유효한 주요 특징벡터들을 추출함에 있다. 수면은 인간의 삶에 중요한 영향을 끼친다. 따라서 사람들이 수면부족 혹은 수면장애를 겪게 되면 집중력 감퇴, 인지기능 장애 등의 문제를 가질 우려가 생기게 되므로, 수면단계 판별에 관한 많은 연구들이 이루어지고 있다. 본 연구에서는 피험자가 수면을 취하는 동안 피험자의 생체신호를 획득하였다. 획득된 생체신호로부터 필터링 등의 전처리 과정을 통하여 특징들을 추출하여 주었다. 추출된 특징들은 유전 알고리즘과 신경망을 결합하여 만든 새로운 알고리즘의 입력으로 사용되었으며, 알고리즘은 수면단계 분석을 위하여 높은 가중치를 가지는 특징을 선택하여 주었다. 이에 따른 결과로 뇌파 신호와 심전도 신호 모두 사용 시 알고리즘의 정확도는 약 90.26%가 나왔으며, 선택되어진 특징은 뇌파 신호의 α 파와 δ 파의 주파수 파워와 심전도 신호의 SDNN(Standard deviation of all normal RR intervals)이다. 선택된 특징은 수면상태를 분류하는데 중요한 역할을 함을 알고리즘을 반복적으로 수행하여 확인하였고, 이 연구는 추후 수면장애의 진단 혹은 수면분석의 지침을 만드는데 사용가능할 것으로 사료된다.

Abstract

The aim of this study is to design a classifier for sleep stage analysis and select important feature set which shows sleep stage well based on physiological signals during sleep. Sleep has a significant effect on the quality of human life. When people undergo lack of sleep or sleep-related disease, they are likely to reduced concentration and cognitive impairment affects, etc. Therefore, there are a lot of research to analyze sleep stage. In this study, after acquisition physiological signals during sleep, we do pre-processing such as filtering for extracting features. The features are used input for the new combination algorithm using genetic algorithm(GA) and neural networks(NN). The algorithm selects features which have high weights to classify sleep stage. As the result of this study, accuracy of the algorithm is up to 90.26% with electroencephalography(EEG) signal and electrocardiography(ECG) signal, and selecting features are alpha and delta frequency band power of EEG signal and standard deviation of all normal RR intervals(SDNN) of ECG signal. We checked the selected features are well shown that they have important information to classify sleep stage as doing repeating the algorithm. This research could use for not only diagnose disease related to sleep but also make a guideline of sleep stage analysis.

Keywords : 수면, 뇌파, 심전도, 유전알고리즘, 신경망
Sleep, EEG, ECG, GA, NN

* 학생회원, 연세대학교 일반대학원 생체공학협동과정

(Graduate School of Biomedical Engineering, Yonsei University, Seoul, Korea)

** 정회원, 연세대학교 의과대학 의학공학교실

(Department of Medical Engineering, Yonsei University College of Medicine, Seoul, Korea),

© Corresponding Author(E-mail: sunkyo@yuhs.ac)

※ 본 연구는 2012년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음
(No.2010-0026833).

접수일자: 2013년7월10일, 수정완료일: 2013년10월2일

I. 서 론

수면은 인간이 활동을 함에 있어서 큰 부분을 차지하고 있다. 수면은 자극이 주어져도 반응이 줄어드는 행동상태로서 무의식 상태를 유지하게 된다. 이러한 수면 상태 시 우리 몸은 휴식을 제공받게 되고, 몸의 에너지를 다시 채울 수 있는 시간을 가지게 된다. 평균 성인은 하루 7시간에서 8시간 반 정도의 수면을 취하고, 노인이나 어린 아이는 성인과는 다른 수면 시간을 가진다. 특히 신생아의 경우에는 하루에 14시간에서 16시간 정도의 수면을 취한다^[1]. 이는 수면이 생체활동과 깊은 관련이 있다는 것을 보여준다. 이에 따라 수면이 부족하거나 수면 장애가 생기는 경우, 집중력, 판단력이 떨어질 뿐만 아니라 심하게는 지적 능력까지 떨어짐으로 크고 작은 문제들을 발생한다. 따라서 수면 단계의 정확한 분석은 사고 방지의 기초적 단계라고 볼 수 있다^[2].

수면은 크게 렘수면과 비 렘수면으로 나눌 수 있다. 렘수면 상태에서는 빠른 안구운동이 일어난다는 특징을 가짐으로 비 렘수면 상태와 구분된다. 렘수면과 비 렘수면은 수면 시 일정 사이클을 가지고 일어나며, 이 사이클은 수면 시간 계산을 통하여 수면의 정상 패턴을 알기 위하여 표준적 기준이 될 수 있다. 수면을 좀 더 상세하게 분류 시에는 수면의 깊이에 따라 수면 상태 분류가 가능하다. 각성 상태를 거쳐 얇은 수면 상태, 깊은 수면 상태 그리고 렘수면 상태까지 4가지 상태로 분류가 가능하며, 이때 얇은 수면과 깊은 수면은 각각 1단계 2단계로 분류가 가능하여 수면은 총 6단계의 분류가 가능하다^[3].

각 각의 수면 상태에서는 모두 다른 뇌파 신호의 주파수 영역을 가지며 이는 수면연구에 있어 가장 유용한 지표로 삼아져 오고 있다^[4-5]. 뇌파 신호뿐만이 아닌 사람의 몸에서 측정가능한 생체신호들 역시 수면상태 분류의 정확도를 높이기 위해 많이 사용이 된다. 특히 안구 근전도 신호는 렘수면 상태의 판별에 있어 중요한 역할을 한다. 그러나 안구 근전도 신호의 측정을 위해서는 수면 중 눈 주위에 전극을 부착해야 하므로 다른 전극에 비해 이질감이 커 수면을 방해하는 요소로 작용할 가능성이 있다. 또한 현재 널리 사용되고 있는 수면 다원검사 같은 경우 모든 생체신호를 종합적으로 측정하는 방법을 사용하고 있다. 이는 수면뿐만이 아닌 전체적 몸 상태의 이상 여부를 판단해주는 보다 정확한

검사라는 장점이 있는 반면, 많은 센서의 사용으로 인하여 생체신호를 획득하는 과정이 복잡하다는 단점 또한 가진다.

따라서 본 논문에서는 측정 채널이 보다 간편하고 생체신호로부터 특징 추출이 용이한 심전도 신호와 수면을 가장 잘 나타내주는 뇌파 신호를 이용하였다. 두 개의 생체신호로부터 간편하고 정확한 특징을 추출하여 분류기의 정확도를 높이고자 하였고, 더 나아가 수면 상태 판별에 유효한 최소한의 특징을 선택해 주는 특징 선택 알고리즘을 설계하고자 한다.

II. 방법

1. 데이터 획득 및 샘플 생성

수면분석을 위하여 사용된 데이터는 평균 28살의 성인 남성 7명으로부터 측정되었다. 실험은 평균 6.5시간의 피험자 수면 시간 동안 진행이 되었고, 모든 피험자들에게 실험 전 동의를 받고 진행되었다.

측정된 데이터는 심전도 신호와 뇌파 신호이다. 심전도 신호는 사지유도 법으로 측정되었고, 일회용 전도성 접착전극을 사용하였고, 뇌파 신호는 C4 영역에 비침습적 접시전극을 부착하여 측정하였다. 신호는 BIOPAC을 이용하여 측정하였고, 1000Hz로 샘플링 시켜 민감한 생체신호를 정확히 측정하고자 하였다. 또한 신호는 BIOPAC에서 전원 노이즈를 제거해주는 필터처리를 거쳐 획득되었다^[6].

측정된 평균 6.5 시간의 데이터는 30초씩 윈도우를 주었고, 윈도우 한 개 당 한 개의 샘플을 획득할 수 있었다. 30초씩 윈도우를 썬 데이터를 Rechtschaffen and Kales rule(R&K rule)에 따라 뇌파 신호를 육안으로 분석하여 부류를 정하여 주었다. R&K 규칙은 수면 상태를 판별하기 위하여 기존부터 널리 쓰이고 있는 방법으로 육안으로 분석한다는 단점이 있으나 그만큼 정확하다는 장점을 가진다. R&K 규칙에 의하면 각성 상태 시에는 α 파와 β 파가 나타나는 것을 볼 수 있고, 얇은 수면 시에는 σ 파와 스핀들 현상 및 K-complex가 나타남을 볼 수 있다. 또한 깊은 수면 상태에서는 δ 파가 렘 상태에서는 모든 범위의 주파수 대역의 파형이 나타남을 확인할 수 있다^[7,8].

특징 추출에 앞서 나누어 준 30초씩의 윈도우를 사용하여 수면 데이터 한 개당 평균 780개의 샘플을 획

특할 수 있다. 그러나 본 연구 데이터에서는 각성 상태의 데이터가 상대적으로 부족하였기 때문에 샘플들의 개수를 균일하게 맞춰주는 과정이 필요하였다. 따라서 다른 수면상태 시 데이터들의 개수와 비슷한 샘플 개수를 가질 수 있도록 각성상태 시 획득 된 데이터를 이용하여 샘플을 더 생성하여 주었다. 최종적으로 생성된 샘플들을 훈련 집합과 테스트 집합으로 반씩 나누어 사용하였다.

2. 특징 추출

(1) 뇌파(EEG; Electroencephalography)

뇌파 신호는 근육의 미세 움직임에 영향을 받아 노이즈를 발생시킬 가능성이 많으므로 전처리 과정이 필요하다. 획득된 뇌파 신호의 원 신호에서 총 신호의 평균 값을 제거하여 베이스라인을 맞추어 주고, 직선 성분을 제거하여 움직임에 의해 영향을 받은 파형을 상쇄시켜 주었다. 다음으로 전원 노이즈 및 고주파 성분을 제거해주는 필터처리를 거쳐주었고, 신호처리가 된 뇌파 신호를 획득할 수 있었다^[9]. 전처리가 된 뇌파 신호를 주파수 영역 특징 벡터를 추출하기 위하여 fast fourier transform(FFT)을 이용하여 주파수 대역을 분리해 주었다. 분리된 주파수 대역을 이용하여 30초마다의 δ파, α파, β파, γ파 각각의 특징 주파수 파워들을 계산하여 주었다. 계산된 주파수 파워를 총 주파수 파워로 나눠 상대적 주파수 파워를 계산하였다. 이는 C4영역에서의 뇌파 신호의 특징 값들로 추출되었다^[10].

(2) 심전도(ECG; Electrocardiography)

심전도 신호는 심박변이도(HRV; Heart rate variability)를 사용하여 시간 도메인 혹은 주파수 도메인의 분석을 해준다. 따라서 정확한 심박변이도를 구하는 것은 심전도 신호로부터 특징을 추출하는데 기본이 되고, 이는 QRS 검출을 정확히 할 때 성립될 수 있다. 따라서 심박변이도 추출에 앞서 사지유도법을 통해 BIOPAC으로 측정 된 심전도 신호를 다시 한 번 MATLAB을 사용하여 필터처리 하였다. 이는 측정 및 획득과정에서 생기는 신체움직임에 의하여 발생하는 잡음 가능성을 완전 방지하고자 함이다. 필터처리가 된 심전도 신호를 사용하여 QRS를 검출하여 주었고, 찾은 R 피크의 간격을 이용하여 심박변이도를 구해 주었다.

본 연구에서는 아래 (1)~(4)의 식을 이용하여 심박변이도의 시간 도메인 영역인 mean, standard deviation of all normal RR intervals(SDNN), root mean square of the successive differences(RMSSD), successive NN intervals differing more than 50ms(NN50)의 값들을 찾아 주었다.

$$MEAN = \frac{\sum RR\ intervals}{the\ number\ of\ RR\ intervals} \quad (1)$$

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum (RR\ intervals) - MEAN}{the\ number\ of\ RR\ intervals}} \quad (2)$$

$$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1} (RR\ intervals_{i+1} - RR\ intervals_i)^2}{the\ number\ of\ RR\ intervals}} \quad (3)$$

$$NN50 = \frac{the\ number\ of\ (\sum_{i=1} (RR\ intervals_{i+1} - RR\ intervals_i) > 50ms)}{the\ number\ of\ RR\ intervals} \quad (4)$$

또한 주파수 도메인 영역 분석을 통하여 저주파와 고주파의 비(LF/HF)를 추출하여 심전도의 특징벡터로 만들어 주었다^[11~13].

추출된 특징 값들은 서로 상이하게 다른 범위의 값들을 가지고 있다. 따라서 가중치의 편향성을 막기 위하여 모든 특징들을 각 각 0에서 1사이의 값들로 정규화 시켜 특징 벡터로 만들어 주었다. 그림 1은 각 각 0에서 1사이로 정규화 된 뇌파 신호와 심전도 신호의 특징 벡터들을 각 수면상태 별로 나타내 준 것이다. 본 논문의 알고리즘은 이와 같은 특징 벡터를 가지고 분석하

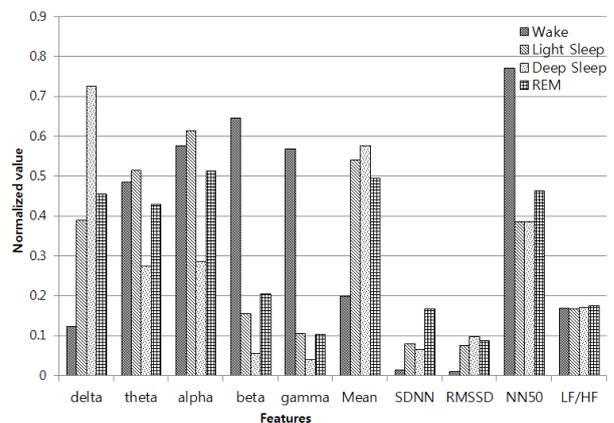


그림 1. 뇌파 신호와 심전도 신호의 특징
Fig. 1. Features about EEG and ECG signals.

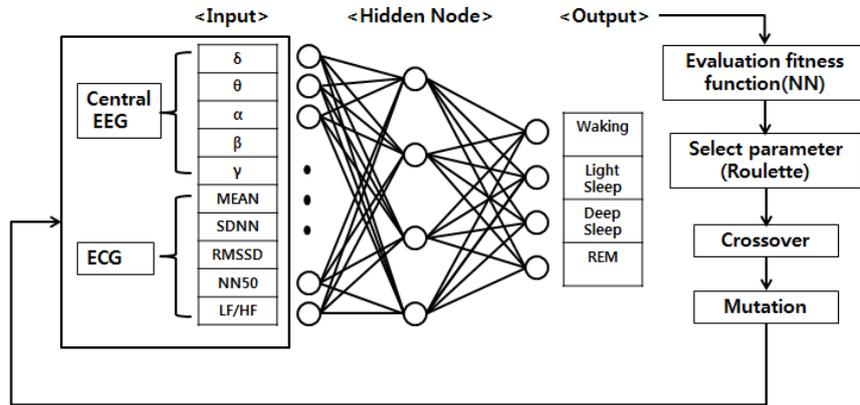


그림 2. GA-NN 알고리즘의 흐름도
Fig. 2. Flowchart of GA-NN algorithm.

였다.

그림 1은 뇌파 신호와 심전도 신호로부터 추출된 특징들을 나타낸 것이다. 가로축은 각각의 특징벡터들을 나타내고, 세로축은 0에서 1사이로 정규화 된 특징 값을 나타낸다. 그림 1을 통하여 각각의 특징벡터가 수면 상태에 따라 다른 값을 가지는 것을 확인할 수 있다. 뇌파신호로부터 추출된 신호는 수면상태에 따라 모두 차이를 보이지만 심전도신호에서 추출된 특징들은 항상 유의한 차이를 가지는 것은 아님을 알 수 있다. 또한 0에서 1사이로 정규화 된 특징벡터는 각 수면상태 간 차이가 충분하지 않다면 분산의 영향을 받을 가능성이 있기 때문에 특징벡터의 조합이 필요로 된다.

3. GA-NN(Genetic algorithm-neural networks)

추출된 특징 벡터들을 사용하여 수면 상태 판별을 더욱 정확하게 해주고 중요한 특징 선택을 위하여 유전 알고리즘과 신경망을 결합하였다^[14]. 유전 알고리즘을 통하여 중요한 역할을 하는 특징을 추출해 주고, 적합도 함수로 신경망을 사용하여 데이터의 분류 에러 비율을 최소화시켜주도록 하였다^[15-17].

그림 2는 전체적인 GA-NN 알고리즘의 흐름도이다. 알고리즘의 입력으로는 뇌파 신호와 심전도 신호로부터 추출된 특징들을 사용한다. 입력으로 들어가는 특징에 따라 신경망을 이용한 적합함수의 값이 다르게 나온다. 따라서 수면상태 판별상태를 평가하는 적합함수 계산을

표 1. 신경망 알고리즘 설정조건에 따른 성능
Table 1. Performance by NN conditions.

Hidden node layer	1	1	1	1	1	1	1	1
Hidden nodes	4	4	3	5	8	10	4	4
Epoch	500	3000	500	500	500	500	500	500
Activation function (Hidden)	sigmoid							
Activation function (Output)	sigmoid	sigmoid	sigmoid	sigmoid	sigmoid	sigmoid	linear	tangent
Time[sec]	9.31	51.15	7.94	10.11	12.12	14.23	8.15	8.16
Accuracy(%)	76.69	77.93	75.34	78.65	49.44	85.14	87.10	66.81
Hidden node layer	1	1	2		2		2	
Hidden nodes	4	4	4	4	4	3	4	3
Epoch	500	3000	500		500		500	
Activation function (Hidden)	linear	tangent	sigmoid	sigmoid	sigmoid	sigmoid	sigmoid	linear
Activation function (Output)	sigmoid	sigmoid	sigmoid		sigmoid		sigmoid	
Time[sec]	1.63	9.80	8.71		8.63		9.99	
Accuracy(%)	70.63	75.14	58.07		66.12		82.41	

통하여 특징선택, 교차 그리고 변이의 과정을 거쳐 최적의 특징벡터를 선택할 수 있도록 하였다.

(1) 신경망(NN; Neural networks)

수면상태 분석을 위해 신경망의 역전파 알고리즘을 사용하였다. 이는 주어진 특징 벡터에 관하여 전방계산으로 오류를 추정하고, 다시 출력 층에서 입력 층으로 후방 계산을 하며 오류를 갱신하는 과정을 거치는 알고리즘이다. 이와 같은 과정을 반복하며 가중치를 최적화시킴으로 원하는 결과를 얻을 수 있다^[18~19]. 역전파 알고리즘을 사용하기 위하여서는 히든 층의 개수, 노드 개수, 활성화 함수 등 설정해 주어야 하는 조건들이 있고, 이러한 조건들에 따라 분류기의 수행능력이 달라진다^[20~21].

신경망은 사용자에게 의하여 설계되기 때문에 표 1과 같이 다양한 설정 조건을 바탕으로 신경망 알고리즘의 수행시간 및 성능을 평가하였다. 가장 적절한 신경망 알고리즘 조건은 은닉 층이 1개, 은닉 노드가 4개, 반복 횟수는 500번, 은닉 층 활성화함수는 시그모이드함수, 출

표 2. 뇌파 신호에서 신경망 알고리즘 성능
Table 2. NN performance from EEG.

Hidden node layer	1	1	1
Hidden nodes	4	3	4
Epoch	500	500	500
Activation function (Hidden)	sigmoid	sigmoid	sigmoid
Activation function (Output)	sigmoid	sigmoid	linear
Time[sec]	7.46	6.48	7.34
Accuracy(%)	75.06	70.31	81.95

표 3. 심전도 신호에서 신경망 알고리즘 성능
Table 3. NN performance from ECG.

Hidden node layer	1	1	1
Hidden nodes	4	3	4
Epoch	500	500	500
Activation function (Hidden)	sigmoid	sigmoid	sigmoid
Activation function (Output)	sigmoid	sigmoid	linear
Time[sec]	7.27	6.45	7.49
Accuracy(%)	61.35	56.75	65.08

력 층 활성화함수는 선형함수일 경우로 약 8.15초 동안 87.1% 정도의 가장 높은 정확도를 가짐을 확인하였다. 따라서 이때의 조건을 뇌파 신호와 심전도 신호 모두 사용할 경우의 적합도 함수 조건으로 지정하여 주었다.

표 2는 뇌파 신호만 사용하였을 때, 표 3은 심전도 신호만 사용하였을 때의 신경망 알고리즘 조건을 나타낸 것이다. 두 경우 모두 은닉 층이 1개, 은닉 노드가 4개, 반복 횟수는 500번, 은닉 층 활성화함수는 시그모이드함수, 출력 층 활성화함수는 선형함수일 경우일 때 가장 높은 정확도를 보였으므로 신경망 알고리즘 조건은 표 2 및 표 3과 같이 설정하였다.

(2) 유전 알고리즘(GA; Genetic algorithm)

유전 알고리즘은 생물체의 유전자와 같이 좋은 개체를 만들어 후대에 재생시킬 수 있는 원리를 가지고 설계된 알고리즘이다^[22]. 유전 알고리즘은 적합도가 가장 높은 개체들과 이들을 만드는 부모세대 및 돌연변이 등이 필요하므로 이를 사용자가 적절히 정해주어야 한다.

유전자 개체 집단의 적절한 사이즈는 유전 알고리즘에서 중요한 역할을 한다. 따라서 너무 적은 개체집단은 탐색될 유전자 개체의 한정으로 알고리즘의 성능을 저하시킬 수 있다. 반면, 너무 많은 개체집단은 연산량이 방대하게 증가하여 알고리즘이 비효율적으로 사용될 우려가 있다. 때로는 처음에 준 개체집단에서 원하는 답이 없을 가능성이 존재하는데 이는 변이설정을 통하여 개체집단을 조금씩 랜덤하게 바꾸어주어 해결이 가능하다^[16~17].

추출된 특징을 선택하기 위하여 유전 알고리즘의 입력 벡터를 1과 0으로 주었다. 1이면 입력 특징을 선택하고, 0이면 선택하지 않도록 하여 특징벡터를 바꾸어주는 알고리즘을 만들었다. 이를 통하여 수면상태의 분류에 있어 주요 역할을 하는 특징 선택이 가능하였다. 주어진 입력 특징은 개체 집단에 따른 여러 조합에 따라 적합도 함수를 만족시켜 나간다. 이 때 룰렛과 같은 유전자 선택 방식에 따라 유전자의 교차와 변이를 바탕으로 유전자의 개체집단이 적합도 함수의 수행 능력을 높여 주는 방향으로 수렴하게 된다.

또한 알맞은 유전 알고리즘의 사용을 위하여 같은 훈련 집합과 테스트 집합으로부터 설정 조건만을 다양하게 바꾸어 주며 알고리즘의 전역 최저점으로서의 수렴상태를 확인하였다.

III. 결 과

표 4는 유전 알고리즘의 조건에 따라 선택되는 특징들을 나타내 준 것이다. 유전 알고리즘 설정의 기본 조건으로 같은 훈련 집합과 테스트 집합에서 개체집단이 50개, 반복 50번, 선택은 룰렛방식으로 1개의 개체만 엘리트로 끝까지 유지하도록 하였다. 교차점은 무작위로 개체 집단의 0.25%를 교차시켜주고, 변이는 필요할 때 자율적으로 될 수 있도록 하였다. 이를 기본으로 설정 조건을 하나씩 바꿔주며 그에 따라 선택되는 특징들을 확인하였다.

앞서 말한 기본 설정조건을 바탕으로 표 5는 뇌파 신호만 사용하였을 때의 선택 된 특징들을 나타내어 준 것이고, 표 6은 심전도 신호만 사용하였을 때의 선택 된 특징들을 나타내 준 것이다.

유전알고리즘은 조건의 변화에 따른 약간의 성능의 차이를 가졌다. 적합도 함수인 신경망 알고리즘이 많은 부분을 좌우하기 때문에 성능이 크게 변화하지 않지만 신경망 알고리즘만 사용한 것과 비교하여 정확도가 높아짐을 볼 수 있다. 또한 특징을 선택해줌에 따라 정확도가 모든 특징을 사용하는 것에 비해 향상하는 것을 확인할 수 있으나, 신경망 알고리즘과 유전 알고리즘의

표 4. 유전 알고리즘 설정조건에 따라 선택된 특징

Table 4. Selected features by GA conditions.

Population	Generation	Selection	Elite	Crossover function	Crossover fraction	Mutation function	Accuracy(%)	Selected Features
10	50	roulette	1	random	0.25	feasible	89.08	$\delta, \sigma, \alpha, \beta$ frequency power SDNN, NN50, LF/HF
30	50	roulette	1	random	0.25	feasible	90.52	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power SDNN, NN50
50	50	roulette	1	random	0.25	feasible	90.80	$\delta, \sigma, \alpha, \gamma$ frequency power SDNN, NN50
50	100	roulette	1	random	0.25	feasible	90.52	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power Mean, SDNN, NN50
50	50	tournament	1	random	0.25	feasible	89.96	δ, α, γ frequency power SDNN, NN50
50	50	roulette	5	random	0.25	feasible	90.23	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power Mean, SDNN, RMSSD
50	50	roulette	1	one point	0.25	feasible	89.94	δ, α, γ frequency power Mean, SDNN, NN50
50	50	roulette	1	two point	0.25	feasible	90.52	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power Mean, SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	1	random	0.5	feasible	90.52	δ, α, γ frequency power Mean, SDNN, NN50
50	50	roulette	1	random	0.75	feasible	90.52	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power Mean, SDNN, RMSSD, LF/HF
50	50	roulette	1	random	0.25	gauss	90.23	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power Mean, SDNN, LF/HF

표 5. 뇌파 신호에서 선택된 특징

Table 5. Selected features from EEG.

Population	Generation	Selection	Elite	Crossover function	Crossover fraction	Mutation function	Accuracy (%)	Selected Features
10	50	roulette	1	random	0.25	feasible	85.34	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
30	50	roulette	1	random	0.25	feasible	85.34	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	random	0.25	feasible	87.64	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	tournament	1	random	0.25	feasible	86.21	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	5	random	0.25	feasible	86.21	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	one point	0.25	feasible	85.92	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	two point	0.25	feasible	86.49	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	random	0.5	feasible	87.64	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	random	0.75	feasible	85.64	$\delta, \sigma, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power
50	50	roulette	1	random	0.25	gauss	85.92	$\delta, \alpha, \beta, \gamma$ frequency power

표 6. 심전도 신호에서 선택된 특징
Table 6. Selected features from ECG.

Population	Generation	Selection	Elite	Crossover function	Crossover fraction	Mutation function	Accuracy (%)	Selected Features
10	50	roulette	1	random	0.25	feasible	67.81	Mean, SDNN, LF/HF
30	50	roulette	1	random	0.25	feasible	68.11	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	1	random	0.25	feasible	69.54	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	tournament	1	random	0.25	feasible	68.97	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	5	random	0.25	feasible	69.83	SDNN, RMSSD, NN50, LF/HF
50	50	roulette	1	one point	0.25	feasible	69.83	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	1	two point	0.25	feasible	70.11	SDNN, RMSSD, NN50, LF/HF
50	50	roulette	1	random	0.5	feasible	69.83	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	1	random	0.75	feasible	70.11	SDNN, RMSSD, NN50
50	50	roulette	1	random	0.25	gauss	70.40	SDNN, RMSSD, NN50

표 7. 평균 정확도 및 공통적으로 선택된 특징
Table 7. Mean accuracy and common selected features.

Signal	Average accuracy(%)	Common selected features
EEG, ECG	90.26	δ , α frequency power, SDNN
EEG	86.24	δ , α , β , γ frequency power
ECG	69.45	SDNN

조합은 전반적으로 결과 도출 시까지 세대의 반복으로 인하여 시간이 오래 걸렸다.

표 7은 각 신호 별 평균 정확도 및 공통적으로 선택된 특징들을 요약하여 정리한 것이다. 뇌파 신호와 심전도 신호 모두 넣어주었을 때 평균 정확도는 90.26%로 적합도 함수의 성능인 87.10%보다 약 3%가량 높아진 것을 확인하였다. 이때 뇌파 신호의 δ 파와 α 파의 주파수 파워, 심전도 신호의 SDNN을 반복적으로 선택하여 줌을 확인할 수 있었다. 뇌파 신호만 넣어주었을 경우에는 약 86.24%의 성능을 보였으며 이는 적합도 함수보다 높은 성능인 약 81.95%보다 약 4% 가량 높은 성능을 보임을 확인하였고, 이때 대부분의 특징인 δ 파, α 파, β 파 그리고 γ 파의 주파수 파워가 계속적으로 선택되어 짐을 확인하였다. 마지막으로 심전도 신호만 넣어주었을 경우 정확도는 평균 69.45%로 적합도 함수의 정확도인 65.09%보다 약 4%정도 높아짐을 보였고, 공통적으로 선택되는 특징은 SDNN이었다.

IV. 토의 및 결론

기존의 진행되어진 수면연구를 보면 수면단계분석을

위하여 대부분 뇌파 신호를 기본적으로 사용함을 확인할 수 있다. 뇌파는 수면상태에 따라 다른 주파수 영역을 가지기 때문에 유효한 결과를 나타내고 대부분 70% 이상의 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있다^[23]. 또한 기존의 연구에서는 뇌파 신호의 시간 영역의 특징을 추출하는 경우도 있었으나 시간 영역의 신호는 무작위 변화를 동반하므로 해석이 어렵다는 단점을 가지므로 본 연구에서는 뚜렷한 특징을 가지는 뇌파의 주파수 영역 특징을 사용하였다^[24]. 또한 다른 생체신호들과 비교하여 상대적으로 측정이 간편하고, 잡음의 영향을 덜 받으며, 특징이 뚜렷한 심전도 신호를 획득하여 입력벡터로 사용함으로 정확도를 기존 연구와 비교하여 더 높이고자 하였다^[4, 12].

본 연구는 수면상태를 분석하기 위하여 신경망 알고리즘을 이용한 교사학습을 하였다. 따라서 테스트 집합을 통한 수면상태 분류 정확도를 통하여 신경망 알고리즘의 조건을 찾아주었다^[15]. 또한 유전알고리즘을 사용하여 높은 차원의 특징벡터에서 유의한 특징 값을 찾아 주고자 하였다. 유전알고리즘의 설정 조건을 일정하게 유지하여 특징을 선택하는 것 역시 가능하나 본 연구에서는 유전 알고리즘의 조건을 바꾸어 주므로 알고리즘이 지역 최저점에 빠지지 않고 전역 최저점을 찾을 수 있도록 하였다^[16, 21]. 유전알고리즘에 의하여 추출된 특징벡터 내에서도 더욱 명확한 특징을 선택하여 준다. 따라서 향후 연구에서는 특징벡터 추출 시 특정 특징만을 추출하므로 입력벡터 계산 효율을 높여줄 것으로 사료된다.

앞서 언급했듯이 수면은 각 각의 상태별로 서로 다른 주파수 영역을 가진다. 특히 α 파는 각성상태를, δ 파는

깊은 수면을 나타내주는 특징이다^[10]. 이 파라미터들이 주요 특징으로 선택되어졌다는 것은 이론과 같이 뇌파 신호의 주파수 영역이 수면 상태를 분류하기 위해서 주요한 역할을 한다는 것을 반증할 수 있는 결과이다.

심전도 신호의 특징 값으로 선정된 SDNN은 자율신경계의 해석에서 많이 쓰이는 특징이다. SDNN은 GA-NN 알고리즘을 통하여 수면 단계 분류에 있어서도 유의한 특징을 가짐을 확인할 수 있었고, 수면 무호흡에 관한 연구에서 역시 심전도 신호의 R파크 간격이 수면 무호흡 검출에 주요 역할을 한다는 사전 연구의 결과를 보았을 때 수면과 심전도 신호가 관련성이 있음을 확인할 수 있었다^[4, 25].

또한 각 생체신호별 정확도와 선택된 특징들을 구별하여 분석한 결과, 수면상태 판별에 있어서는 뇌파 신호가 중요한 역할을 함을 다시 확인할 수 있었다. 또한 심전도 신호 역시 수면상태 판별에 있어 중요한 역할을 가지고 있으며 심전도 신호를 넣어주면 더 정확한 수면상태 판별이 가능함을 확인하였다. 그러나 심전도 신호의 특징은 심박변이도를 기반으로 만들어 주는 신호이므로 수면상태 판별에 있어 비슷한 역할을 하는 특징들은 계산 시 비용이 적은 함수를 선택하여 넣어주는 것이 알고리즘 성능 향상에 도움을 줄 수 있다.

수면상태를 분석함에 있어 약 90%의 정확도가 필요한 경우, 뇌파 신호와 심전도 신호를 이용하여 GA-NN 알고리즘을 구현하면 된다. 그러나 뇌파 신호와 심전도 신호를 기반으로 수면상태를 분석 시 신경망 알고리즘만 사용하여도 85% 이상의 정확도를 가진다. 따라서 수면시간을 실시간 분석하고자 하면 알고리즘 속도가 GA-NN보다 비교적 빠른 신경망 알고리즘만을 응용하는 것이 효율적이다. 그러나 전극의 부착시간 비용, 특징벡터 추출비용 등을 고려한다면 뇌파신호만을 추출한 GA-NN 알고리즘을 사용하여도 85% 이상의 정확도를 가질 수 있다. 따라서 추후 연구의 목적에 맞는 생체신호 사용이 가능할 것으로 사료된다. 특히 환자의 진단을 위하여 응용 시에는 알고리즘의 속도가 느려도 정확한 진단을 할 수 있도록 뇌파 신호와 심전도 신호를 모두 사용한 GA-NN 알고리즘이 유효할 것으로 추측된다.

수면상태를 분석함에 있어 GA-NN 알고리즘 구현 시 적합도 함수로 신경망 알고리즘을 사용하기 때문에 알고리즘은 신경망의 영향을 많이 받게 된다. 유전 알

고리즘과 신경망의 조합은 지역 최소 점에 빠질 수 있는 신경망의 단점을 유전 알고리즘이 보완해준다^[16]. 따라서 알고리즘의 정확도를 높여 줄 뿐만 아니라 알고리즘에 들어가는 입력 요소를 단순화 시켜줌으로 기존의 방법들과 비교하여 더 정확한 판별이 가능하게 해준다. 그러나 때로는 신경망 알고리즘은 초기 값에 따라 많은 영향을 받게 되므로 같은 입력 벡터를 넣어도 상이한 분류 성능을 가질 때가 있었다. 이때 한 세대 안에서도 큰 편차가 나타남을 확인하였고 이는 개체집단의 수렴을 방해하는 성질을 보였다. 이는 초기 가중치를 일정하게 잡아줌으로 더 좋은 성능을 낼 수 있을 것이라고 예측된다. 또한 현재 설정 값보다 더 높은 세대 수를 설정해 준다면 알고리즘이 더욱 안정화 될 것이라고 예상된다.

알고리즘 설계에서는 적합도 함수 설정을 위하여 사용자가 직접 조건을 바꿔주며 최고의 성능을 가지는 조건을 찾아주었다. 적합도 함수의 조건 역시 유전 알고리즘의 특성을 연장하여 이용해 더욱 쉽게 미지수를 구할 수 있을 것이라 사료된다.

본 연구는 수면 부족 혹은 수면 장애를 진단하고 이에 따른 사고 방지를 위하여 사용이 가능하다. 또한 현재는 수면다원검사를 통하여 생체에서 측정 가능한 모든 생체 신호를 측정함으로 수면의 이상 여부를 통하여 질병을 측정하고 있는 실태이다^[1, 4]. 그러나 본 논문에서 제안한 유전알고리즘과 신경망 알고리즘의 조합을 적용한다면 최소한의 생체신호 측정으로도 더욱 빠르고 정확한 진단이 가능할 것이다. 더 나아가 본 연구를 바탕으로 수면 단계 판별에 관한 신뢰할 수 있는 객관적 자료의 도출이 가능할 것으로 사료된다.

REFERENCES

- [1] Kumar, Velayudhan Mohan, "Sleep and sleep disorders," *Indian Journal of Chest Diseases and Allied Sciences*, vol. 50, no. 1, pp. 129, 2008.
- [2] Šušmáková, Kristina, "Human sleep and sleep EEG," *Measurement Science Review*, vol. 4, no. 2, pp. 59-74, 2004.
- [3] McDonald, David G, et al, "Studies of Spontaneous Electro dermal Responses in Sleep," *Psychophysiology*, vol. 13, no. 2, pp. 128-134, 1976.
- [4] Penzel, T, "Is heart rate variability the simple

- solution to diagnose sleep apnoea?," *European Respiratory Journal*, vol. 22, no. 6, pp. 870-971, 2003.
- [5] Burgess, Helen J, et al, "Sleep and circadian influences on cardiac autonomic nervous system activity," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 273, no. 4, pp. 1761-1768, 1997.
- [6] Chung Ki Lee, *Quantitative Analysis of Affective States based on Psycho-physiological Research using Biosignal Processing Technique*, The Graduate School Yonsei University, 2011.
- [7] Wolpert, Edward A, "A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects," *Archives of General Psychiatry*, vol. 20, no. 2, pp. 246, 1969.
- [8] Agarwal, Rajeev, and Jean Gotman, "Computer-assisted sleep staging," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 48, no. 12, pp. 1412-1423, 2001.
- [9] Niedermeyer, Ernst, and Fernando H. Lopes da Silva, eds, *Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*, Wolters Kluwer Health, 2005.
- [10] Schwilden, Helmut, "Concepts of EEG processing: from power spectrum to bispectrum, fractals, entropies and all that," *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*, vol. 20, no. 1, pp. 31-48, 2006.
- [11] Baharav, A, et al, "Fluctuations in autonomic nervous activity during sleep displayed by power spectrum analysis of heart rate variability," *Neurology*, vol. 45, no. 6, pp. 1183-1187, 1995.
- [12] Bušek, P, et al, "Spectral analysis of heart rate variability in sleep," *Physiol res*, vol. 54, pp. 369-376, 2005.
- [13] Malik, Marek, "Heart rate variability," *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, vol. 1, no. 2, pp. 151-181, 1996.
- [14] Sinha, Rakesh Kumar, "Artificial neural network and wavelet based automated detection of sleep spindles, REM sleep and wake states," *Journal of medical systems*, vol. 32, no. 4, pp. 291-299, 2008.
- [15] Heo, Gi-Su, Oh, Il-Seok, "Genetic Algorithm for Node Pruning of Neural Networks," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*. CI, vol. 46, no. 2, pp. 65-74, 2009.
- [16] Dybowski, Richard, et al, "Prediction of outcome in critically ill patients using artificial neural network synthesised by genetic algorithm," *The Lancet*, vol. 347, no. 9009, pp. 1146-1150, 1996.
- [17] Heckerling, Paul S, et al, "Use of genetic algorithms for neural networks to predict community-acquired pneumonia," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 30, no. 1, pp. 71-84, 2004.
- [18] Bishop, Christopher M, *Neural networks for pattern recognition*, Oxford university press, 1995.
- [19] Astion, M. L, and P. Wilding, "The application of backpropagation neural networks to problems in pathology and laboratory medicine," *Archives of pathology & laboratory medicine*, vol. 116, no. 10, pp. 995, 1992.
- [20] Penny, Will, and David Frost, "Neural networks in clinical medicine," *Medical Decision Making*, vol.16, no.4, pp. 386-398, 1996.
- [21] Forrest, Stephanie. "Genetic algorithms: principles of natural selection applied to computation," *Science*, vol. 261, no. 5123, pp. 872-878, 1993.
- [22] Bath, Peter A, et al, "New approach to risk determination: development of risk profile for new falls among community-dwelling older people by use of a Genetic Algorithm Neural Network(GANN)," *Journals of Gerontology-Biological Sciences and Medical Sciences*, vol. 55, no. 1, pp. 17, 2000.
- [23] Thomson, J. Richard, and Rudolph J. Klein, "Recent Advances in Biomedical Engineering," *Bios*, pp. 148-158, 1983.
- [24] Güneş, Salih, et al, "Sleep spindles recognition system based on time and frequency domain features," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 3, pp. 2455-2461, 2011.
- [25] Sung-Pil Cho, Ho-Sun Choi, Kyoung-Joung Lee, "A Study on the Detection of Obstructive Sleep Apnea Using ECG," *Conference Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, pp. 2879-2882, 2003.

— 저 자 소 개 —



이 지 은(학생회원)
 2012년 건국대학교 의용전자
 공학과 학사
 2012년~현재 연세대학교 생체
 공학협동과정 석사 과정
 <주관심분야 : u-Health, 스마트
 디바이스, 생체신호처리 및 패턴인
 식, 감성공학>



유 선 국(정회원)-교신저자
 1981년 연세대학교 전기공학과
 학사
 1985년 연세대학교 전기공학과
 석사
 1989년 연세대학교 전기공학과
 박사
 1995년~현재 연세대학교 의과대학 의학공학교실
 교수
 <주관심분야 : u-Health, 의료영상, 스마트 디바
 이스, 생체신호처리 및 패턴인식, 감성공학>