

안전도, 뇌파도, 근전도 분석을 통한 수면 단계 분류

김형욱[†], 이영록^{**}, 박동규^{***}

Classification of Sleep Stages Using EOG, EEG, EMG Signal Analysis

HyoungWook Kim[†], YoungRok Lee^{**}, DongGyu Park^{***}

ABSTRACT

Insufficient sleep time and bad sleep quality causes many illnesses and it's research became more and more important. The most common method for measuring sleep quality is the polysomnography(PSG). The PSG is a test used to diagnose sleep disorders. The most common PSG data is obtained from the examiner, which attaches several sensors on a body and takes sleep overnight. However, most of the sleep stage classification in PSG are low accuracy of the classification. In this paper, we have studied algorithm for sleep level classification based on machine learning which can replace PSG. EEG, EOG, and EMG channel signals are studied and tested by using CNN algorithm. In order to compensate the performance, a mixed model using both CNN and DNN models is designed and tested for performance.

Key words: Sleep Stage Classification, CNN Algorithm, DNN Algorithm, EEG, EOG, EMG, Polysomnography

1. 서 론

수면이란 인간의 일상에 많은 비중을 차지하고 있는 중요한 요소 중 하나로, 보통 무의식 상태를 유지하는 행동을 말한다. 수면으로 인해 인간의 신체와 정신은 충분한 휴식을 취하고 그로 인해 스트레스 해소 및 질병 예방을 할 수 있다[1]. 수면은 보통 일반 성인 기준 7시간~8시간 동안 취하는 것으로 알려져 있는데, 수면시간이 부족할 경우 피로 유발, 기억력 및 집중력 감소, 고혈압 등 많은 질병이 발생할 수 있다[2]. 이런 이유로 최근 수면의 질에 대한 관심이

증가하고 있으며, 수면에 대한 이해와 분석은 관련된 많은 질병을 예방하기 위한 중요한 과정이라고 볼 수 있다.

수면 단계를 분류하기 위한 방법 중 가장 많이 이용되는 방법으로는 수면다원검사(Polysomnography)가 있다. 수면다원검사는 다양한 신체 신호를 기록할 수 있는 센서를 부착하고 수면기간 동안 검사를 진행하며, 수집된 데이터를 바탕으로 정해진 판독 기준에 의해 전문판독사가 피검자의 수면 상태에 대해 판독을 하는 검사이다. 이러한 수면다원검사는 객관적인 판독기준을 바탕으로 진행되지만 판독사의

※ Corresponding Author: DongGyu Park, Address: (51140) Changwondaehak-ro 20, EuiChang Gu, Changwon City, GyeongNam, S. Korea, TEL: +82-55-213-3834, FAX: +82-55-213-3839, E-mail: dongupak@gmail.com

Receipt date: Aug. 27, 2019, Revision date: Nov. 22, 2019
Approval date: Nov. 30, 2019

[†] Dept. of Information and Communications Engineering, Changwon National University
(E-mail: hwoogi.kim@gmail.com)

^{**} Dept. of Eco-friendly Offshore FEED Engineering, Changwon National University
(E-mail: yeong.rok.lee@gmail.com)

^{***} Dept. of Information and Communications Engineering, Changwon National University

※ This research is financially supported by Changwon National University in 2019~2020.

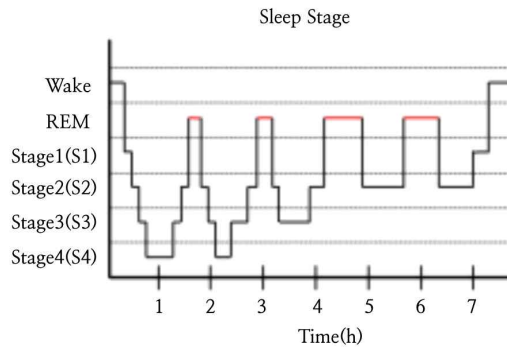


Fig. 1. Histogram of sleep cycle stage.

숙련도와 주관에 따라 검사 결과에 따라 영향을 줄 수 있다. 또한 7~8시간이라는 긴 시간의 데이터를 수작업으로 판독해야 해서 많은 시간이 소요되고 비용이 비싸다는 단점이 있다. 이러한 수작업에 의한 수면다원검사를 자동화하기 위한 다양한 연구들이 진행되어지고 있다.

본 논문에서는 수면다원검사를 자동화하기 위해서 수면 단계 분류에 많이 사용되는 뇌파도(Electroencephalogram : EEG), 근전도(Electromyogram : EMG) 뿐만 아니라 안전도(Electrooculogram : EOG)를 머신러닝 기반의 알고리즘을 이용해서 비교 분석하였다.

2. 관련연구

2.1 수면 단계

수면은 무의식을 유지하는 상태를 말하며, 신체 및 정신에 휴식을 제공하여 건강을 회복, 유지시켜주는 과정을 말한다. 수면은 안구운동의 조절이 가능한 각성 상태에서부터 얇은 잠인 1단계를 거쳐 4단계의 깊은 잠까지 진행되고, 그 후 REM 수면 단계를 거쳐 꿈을 꾸는 상태가 된다. REM 수면 시 뇌의 상태는 낮은 전압의 뇌파를 포함하여 신경 활동이 깨어있을 때와 비슷하지만 신체 근육은 무력한 상태를 보인다

[3]. 이러한 수면은 수면 상태에서 관찰되는 일정한 뇌파를 사용하여 단계를 구분한다. 뇌파란 사람의 두피 상의 두 점 사이의 전위 변동을 연속적으로 기록한 신호를 말한다. Fig. 1은 인간의 수면 단계를 히스토그램으로 나타낸 것으로 가로축은 수면시간을 세로축은 수면단계를 나타낸다. 그림과 같이 수면 단계는 크게 REM 수면과 비REM 수면 단계로 구분되며, 비REM 수면은 수면의 깊이에 따라서 1단계, 2단계, 3단계, 4단계 총 4개 단계로 구분이 된다. 인간의 수면은 보통 비REM 수면으로 시작해서 점점 깊은 잠에 빠져들고 잠들고 나서 80~100분 만에 첫 번째 REM 수면이 나타나며, 비REM 수면과 REM 수면이 수면 주기 동안 평균 4~6회 정도 반복된다 [4].

2.2 다양한 생체 신호

본 연구에서는 수면 단계 분류를 위해 머신러닝 기반의 알고리즘을 사용하였으며, 이때 사용한 데이터로는 뇌파도, 안전도, 근전도가 있으며, 이러한 신호들의 특성은 다음과 같다.

2.2.1 뇌파도

뇌파도란 현재까지 수면 단계를 분류하기 위한 신호 중에 가장 많이 사용되며, 대뇌피질의 신경 세포군에서 발생한 뇌 전기활동에 따른 두피 상의 두 점 사이의 전위 변동을 세로축, 시간을 가로축으로 하여 연속적으로 기록한 신호를 말한다. 뇌파도 전위변동은 약 1~60Hz의 주파수를 가진다[5]. 동일인이라도 상태에 따라 다르게 나타나며 뇌의 활동 상황을 측정하는 중요한 지표중 하나이다. 뇌파도는 주파수 범위에 따라서 델타파(Delta wave), 세타파(Theta wave), 알파파(Alpha wave), 베타파(Beta wave)로 구분된다.

Table 1은 각종 뇌파의 주파수와 해당 뇌파 발생 시의 상태를 보여준다. 뇌파들 중에 델타파는 비

Table 1. Frequency Range and Brain Condition by Type of EEG

Type	Frequency Range	Conditions
Delta	0.5~3Hz	Deep Sleep, non REM Sleep
Theta	4~7Hz	Deep Meditation and Dreaming, REM Sleep
Alpha	8~13Hz	Relaxed, Lucid, Calm
Beta	14~34Hz	Awake, Normal, Alert

REM 수면에서 자주 관찰되며 세타파는 REM 수면에서 자주 관찰된다[6]. 따라서 뇌파의 종류별 비중은 수면 단계 판독에 중요한 특징이다.

2.2.2 안전도

안전도란 사람의 눈앞과 뒤에 존재하는 망막 전위를 측정하는 기술로 안구 운동을 기록한 것을 말한다. 안전도는 수면 단계 분류에도 많이 활용되는데, 그 이유로는 REM 수면 단계에서의 특징이 빠른 안구 운동이므로, 이를 분류하기에 용이하다[5,7].

2.2.3 근전도

근전도란 근육의 전기 활동을 기록한 신호이다. 근육의 전기 활동을 활용하기 때문에 전극의 부착 위치에 따라서 다양한 종류의 근전도가 있다. 본 연구에서 사용된 신호는 근전도를 중에서 턱의 위치에 전극을 부착하여 얻어지는 턱 근전도를 사용하였다.

2.3 수면다원검사

수면다원검사는 각성상태, 수면상태 등 수면에 의하여 영향을 받는 생체신호의 변화를 수면기간 동안 기록하는 검사이다. 수면다원검사는 일반적으로 병원에서 이루어지며, 환자에게 최소 22개 이상의 센서를 부착하여 12개 이상의 채널에 대하여 기록한다. 수면다원검사로 측정되는 신호 중에서 주요 생체신호로 사용하는 신호로 뇌파도, 안전도, 근전도, 산소포화도(Saturation of Percutaneous Oxygen : SpO2) 등이 있다. 부착된 센서로부터 얻어진 데이터는 컴퓨터 시스템을 이용하여 저장 및 판독을 한다. 판독결과 Wake, REM, 1단계, 2단계, 3단계, 4단계로 구분하며, 30초 주기로 분할하여 각각의 수면단계를 기록한다[8].

2.4 최근 연구 동향

수면에 대한 관심이 증가함에 따라 자동화된 수면 단계 분류를 위한 다양한 연구들이 진행되어지고 있다. 또한 인공지능 기술의 획기적인 발전으로 인해 최근에는 머신러닝을 활용한 수면 단계 분류기법에 관한 연구가 활발하다.

남동훈 등은 뇌파도 단일 신호의 감마파를 분석하여 수면-각성 상태를 분류하는 방법에 대해 제안하

였으며, 뇌파도를 0.5~58Hz 대역 통과 필터를 통해 필터링해 전력 스펙트럼 밀도를 전체 전력으로 나누어 표준화시킨 후 30Hz 이상의 감마파 대역 전력을 추출하여 이 특성을 바탕으로 수면 상태와 각성 상태를 분류하였다[9].

Rahman 등은 단일 채널 안전도를 DWT(Discrete Wavelet Transform)를 이용한 특징 추출 방법을 제안하였다. 또한 추출된 특징을 NCA(Neighborhood Component Analysis)를 이용해서 전 처리한 후에 랜덤 포레스트(Random Forest)와 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine : SVM)을 이용해서 수면 단계를 분류하였다[10].

또한 박종욱 등은 광용적맥파를 이용한 SVM 기반의 수면 단계 분류 방법에 대하여 제안하였다. 여기서 광용적맥파는 빛을 이용하여 혈관의 변화 시 나타나는 생체조직의 빛에 대한 반사율, 흡수율, 투과율 등의 특성을 나타내는 신호를 말한다. 이러한 광용적맥파를 대역 통과 필터를 통해 필터링하였으며, 적응 문턱치 알고리즘을 이용해 펄스의 최대 점을 검출하는 방식으로 특징을 추출하여 SVM 분류기로 수면 단계를 분류하였다[11].

3. 데이터셋

3.1 CAP 수면 데이터베이스

수면 단계 분석을 위하여 사용한 데이터는 Physio Net 라이브러리에서 제공되는 CAP(Cyclic Alternating Pattern) 수면 데이터베이스이다. CAP 수면 데이터베이스는 이탈리아 수면 장애 센터에 등록된 수면다원검사 데이터로 구성되어 있으며, EDF(Euro-pean Data Format) 형식으로 기록되어있다[12,13]. EDF는 멀티채널 신호의 저장을 위한 형식으로 일반적으로 수면다원검사 기록에 많이 사용된다. 채널별 샘플주기는 뇌파도, 안전도, 근전도 순서로 각각 512Hz, 128Hz, 512Hz 이다. 데이터에는 수면주기 판독결과도 포함되어있으며 별도의 텍스트 파일로 제공된다. 판독결과는 총 6단계로 제공되나 본 연구에서는 임상단계에서 중요하게 인식하는 수면 단계를 알아보기 위하여, 수면단계를 1단계와 2단계를 Light Sleep(LS) 단계, 3단계와 4단계를 Deep Sleep(DS) 단계로 묶어 DS, LS, REM, Wake 총 4개 단계의 분류를 활용하였다.

3.2 데이터셋 생성

데이터셋 생성과정은 Fig. 2와 같다.

- 1) EDF 포맷으로 기록된 108개의 수면다원검사 데이터 획득
- 2) 전체 데이터 중에 본 연구에서 사용된 뇌파도, 안전도, 근전도 세 개의 신호를 모두 포함하고 있는 74개의 데이터 분류
- 3) 선택된 74개의 EDF 포맷 데이터를 사용의 편의성을 위해서 각 신호별로 wav 파일로 변환
- 4) 변환된 wav 파일을 수면 단계 판독 주기인 30초 단위로 분할하고 데이터와 함께 제공되는 판독 결과 파일을 이용해서 판독 결과별로 분류
- 5) 분할된 파일들을 wav 파일들을 스펙트로그램(Spectrogram) 이미지로 만들고 뇌파도를 대역 통과 필터(band-pass filter)를 사용하여 대역별로 특징을 추출

위와 같은 과정을 거쳐 학습에 사용된 데이터를 생성하였으며 생성된 데이터에 대한 자세한 설명은 아래와 같다.

3.3 스펙트로그램 이미지를 이용한 특징 추출

머신러닝에서 많이 사용되는 CNN 알고리즘은 이미지 데이터를 이용하기 때문에, 뇌파도, 안전도, 근

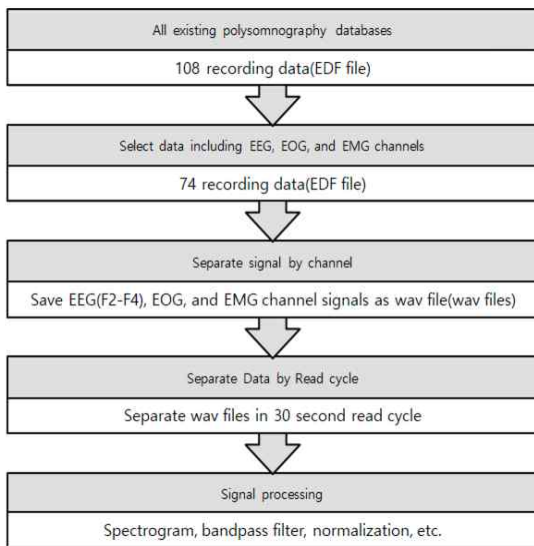


Fig. 2. Physionet dataset preprocessing steps and various signal processing.

전도 채널 신호를 학습 및 테스트를 위한 640x480 크기를 가지는 스펙트로그램 이미지로 만들었다. 스펙트로그램이란 소리의 스펙트럼을 시각화하여 그래프로 표현한 기법으로, 시간 축과 주파수상에 따른 진폭의 차이를 색상으로 표현한 것을 말한다. 스펙트로그램의 가로축은 시간 축, 세로축은 주파수 축을 나타내며, 진폭의 차이를 색상의 차이로 나타낸다. Fig. 3은 안전도 신호의 수면 단계별 스펙트로그램 이미지를 나타낸 것으로 단계별로 색상 및 주파수 분포가 다른 것을 알 수 있다. 각 수면 단계별로 10,000장씩의 이미지를 확보해서 총 40,000장의 이미지가 본 연구의 데이터로 사용되었다.

3.4 대역 통과 필터를 이용한 특징 추출

본 연구에서는 CNN 알고리즘과 함께 심층 신경망 알고리즘도 적용하여 수면단계의 예측의 정확도를 향상시켰다. 수면 단계의 분류에서는 뇌파의 상태가 중요한 특징이므로 뇌파의 대역을 주로 분석하였다. 본 연구에서는 뇌파도를 대역 통과 필터를 사용하여 델타파, 세타파, 알파파, 베타파로 총 4개 대역으로 필터링 하였으며, 이를 FFT(Fast Fourier Transform) 변환을 사용해 식 (1)과 같이 대역별 진폭 값의 합으로 나타내었다. 식 (1)에서 S는 해당 주파수 밴드별 진폭 값의 합으로 h는 주파수, n은 진폭 값을 가지는 유효 주파수의 최댓값, Amp는 각 주파수의 진폭 값, x는 델타파, 세타파, 알파파, 베타파를 나타낸다. 식 (2)는 식 (1)에서 구한 델타파, 세타파,

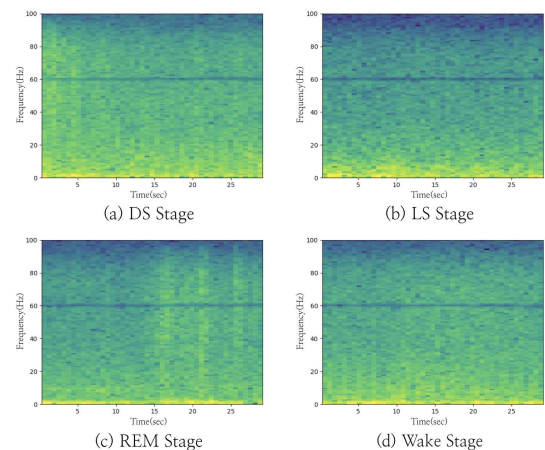


Fig. 3. Spectrogram images of the four sleep stages of the EOG channel.

알파파, 베타파의 주파수 대역에 따른 값들의 합에서의 해당 주파수 밴드별 진폭 값의 합을 백분율로 나타낸 것으로, 4개 주파수 밴드의 비중을 수치로 나타낸 값을 특징 값으로 사용하였다.

$$S_x = \sum_{h=0}^n Amp_h \quad (x = \delta, \theta, \alpha, \beta) \quad (1)$$

$$C_x = \frac{S_x}{S_\delta + S_\theta + S_\alpha + S_\beta} \times 100 \quad (x = \delta, \theta, \alpha, \beta) \quad (2)$$

또한 보다 많은 특징들을 확보하기 위해서 위의 주파수 밴드별 진폭 값의 제곱 값도 학습에 사용하였다. 식 (3)에서 S는 해당 주파수 밴드별 진폭 값의 합으로 h는 주파수, n은 진폭 값을 가지는 유효 주파수의 최댓값, Amp^2 은 각 주파수의 진폭 값의 제곱 값, x는 델타파, 세타파, 알파파, 베타파를 나타낸다. 또한 식 (4)는 식 (3)에서 구한 델타파, 세타파, 알파파, 베타파의 주파수 대역에 따른 값들의 합에서의 해당 주파수 밴드별 진폭 값의 제곱 합을 백분율로 나타낸 것으로, 4개 주파수 밴드의 비중을 수치로 나타낸 값을 특징 값으로 사용하였다. 식 (1), 식 (2)를 통한 특징 값 4개, 식 (3), 식 (4)를 통한 특징 값 4개로 총 8개의 특징 값을 사용하였으며 특징 값 8개는 순차적으로 $[C_\delta, C_\theta, C_\alpha, C_\beta, C'_\delta, C'_\theta, C'_\alpha, C'_\beta]$ 과 같다.

$$S'_x = \sum_{h=0}^n Amp_h^2 \quad (x = \delta, \theta, \alpha, \beta) \quad (3)$$

$$C'_x = \frac{S'_x}{S'_\delta + S'_\theta + S'_\alpha + S'_\beta} \times 100 \quad (x = \delta, \theta, \alpha, \beta) \quad (4)$$

4. 신경망 알고리즘

본 연구에서는 수면 단계 분류에 흔히 사용되는 뇌파도 뿐만 아니라 안전도, 근전도를 스펙트로그램 이미지로 변환하여 CNN 모델을 학습 및 테스트하여 비교 분석하였다. 비교 결과 안전도를 사용했을 때 모든 수면 단계에서 다른 신호를 사용했을 때보다 높은 정확도를 보였다. 본 연구에서는 성능을 더욱 향상시키기 위해서 다른 수면 단계보다 상대적으로 낮은 LS 단계의 정확도 개선을 위하여 완전 연결 계층으로만 구성되어 있는 DNN(Deep Neural Networks) 알고리즘을 추가한 혼합 모델을 설계하였다. 다음은 본 연구에서 사용된 각 신경망 알고리즘에 대한 설명이다.

4.1 채널 신호를 분류하기 위한 CNN 알고리즘

본 연구에서는 수면 단계 분류를 위하여 뇌파도, 안전도, 근전도를 사용하였으며, 해당 채널 신호들을 스펙트로그램 이미지로 변환하여 사용하였다. 변환된 스펙트로그램 이미지는 CNN 알고리즘을 이용해 학습 및 테스트하였으며, 이때 사용한 CNN 알고리즘은 Inception_v3 모델이다[14].

4.2 뇌파도 신호를 분류하기 위한 신경망 알고리즘

안전도에 대하여 CNN 모델을 사용하여 수면 단계를 분류할 때 가장 문제가 되는 것은 LS 단계의 분류 정확도이다. 본 연구에서는 LS 단계 분류 정확도를 조금 더 높이기 위해 완전연결 계층으로만 구성된 신경망 알고리즘을 사용하였다. 이는 기존의 여러 연구 결과로 나타난 뇌파도 특성이 수면 단계마다 델타파, 세타파, 알파파, 베타파의 분포가 다르다는 것을 이용하기 위해서이다. 따라서 3장에서 기술된 뇌파도 신호의 8개 특징 값을 1차원 배열로 나열하여 신경망 알고리즘의 학습 데이터로 사용하였다.

본 연구에서 사용한 신경망 알고리즘은 DNN 알고리즘은 특이도를 기준으로 가장 높은 분류성능을 보인 파라미터를 사용하였다. 이에 따라 학습률은 0.01, 드롭아웃(dropout)은 0.6의 확률로, 배치사이즈(batch size)는 100개로 하였으며 3개 은닉층을 사용하였다. 은닉층의 노드 개수는 각각 512개로 구성하였기 때문에 입력층과 출력층을 포함해 총 5개의 층으로 구성된 신경망 알고리즘을 사용하였다.

4.3 혼합 모델을 이용한 수면 단계 분류

본 연구에서는 수면 단계 분류의 정확도를 조금 더 높이기 위한 방법으로 앞서 설명한 두 모델을 모두 활용한 혼합 모델을 설계하였다. Fig. 4는 DNN 모델과 CNN 모델을 모두 활용한 혼합 모델의 수면 단계 분류 방법의 구조에 대해 나타낸 것이다. 입력 데이터에 대하여 특징들을 추출하고 이를 DNN 알고리즘을 이용하여 LS 단계와 그 외 단계(DS, REM, Wake) 두 개의 클래스에 대하여 분류를 한다. 이는 LS 단계 구분 정확도를 조금 더 높이기 위한 방법이다. 본 연구에서는 DNN 모델에서 LS 단계라고 예측을 한다면 이를 바로 최종 예측으로 간주하고, LS 단계가 아니라고 예측한다면 해당 데이터를 스펙트

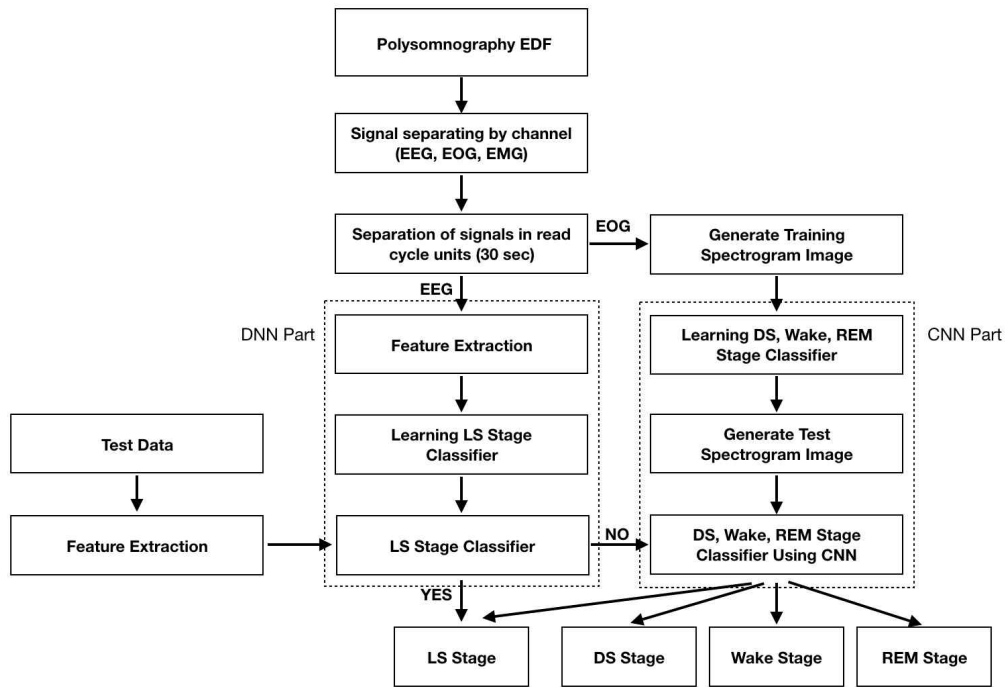


Fig. 4. Sleep stages classification structure of mixed model.

로그램 이미지로 변환하여 CNN 모델을 통해 다시 DS, LS, Wake, REM 4개 단계의 클래스로 예측을 수행한다.

5. 실험 결과

본 연구의 결과를 평가하기 위한 방법으로 정확도, 예측도, 민감도, 특이도를 사용하였으며 각각에 대한 설명은 다음과 같다.

5.1 정확도

모델의 성능을 평가하는데 가장 많이 사용되는 것이 정확도이며 수식은 식 (5)과 같다. 정확도는 True Positive(TP), False Positive(FP), True Negative(TN), False Negative(FN)의 총합인 전체 시험 데이터 중 TP와 TN의 비율을 나타낸 것으로 전체 데이터 중에서 예측을 얼마나 잘 하였는지를 평가하는 지표로 사용된다.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (5)$$

5.2 예측도

모델의 성능을 평가하는데 사용되는 또 다른 방법으로 예측도를 들 수 있으며 수식은 식 (6)과 같다. 예측도란 TP와 FP의 합에서의 TP 비율을 나타낸 것으로 모델이 예측한 것에 대해 얼마나 실제 데이터와 일치하는가를 나타내는 지표로 사용된다.

$$prediction\ accuracy = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

5.3 민감도

민감도는 TP와 FN의 합에서의 TP의 비율을 나타낸 것으로 수식은 식 (7)과 같다. 이는 학습된 모델이 실제 수면 단계를 정확하게 찾아내는 검사의 능력을 말하며, 양성(positive) 데이터를 얼마나 잘 평가하는지를 나타내는 지표이다.

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

5.4 특이도

특이도는 TN과 FP의 합에 대한 TN의 비율을 나타낸 것으로 수식은 식 (8)과 같다. 이는 학습된 모델

Table 2. Comparison of sleep stage classification methods and accuracy with other studies

	Channel	Method	Accuracy
D.H. Nam, et al.	EEG single channel	Classification using gamma-wave power	75.9%
J.U. Park, et al.	Optical pulse wave	Support vector machine	72.6%
Our Method	EEG, EOG channels	DNN, CNN mixed model	79.2%

Table 3. Sleep stages classification accuracy of EEG, EOG, EMG with CNN model

Model	Accuracy
CNN Model(EEG channel)	38.9%
CNN Model(EOG channel)	78.9%
CNN Model(EMG channel)	32.1%

이 실제 수면 단계를 예측할 때, 해당 수면 단계가 아님을 정확하게 찾아내는 검사의 능력을 말하며, 음성(negative) 데이터를 얼마나 잘 평가하는지를 나타내는 지표이다.

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (8)$$

5.5 결과 비교

Table 2는 2.4에서 언급한 다른 연구들과 본 논문에서 제안한 방법의 정확도를 비교한 표이다. Table 2에서 나타난 것과 같이 본 논문에서 제안한 방법의 정확도가 이전의 연구에 비해 더 높은 것을 보여준다.

Table 3은 본 연구에서 사용된 뇌파도, 안전도, 근전도 세 가지 신호를 사용했을 때 CNN 모델의 신호별 예측 정확도를 비교한 표이다. 표에 나타난 바와 같이 안전도를 사용한 CNN 모델이 가장 높은 정확도를 보여준다.

Table 4는 안전도를 사용한 CNN 모델과 혼합 모델의 성능을 평가하기 위해 정확도, 민감도, 특이도

를 표로 나타낸 것이다. 혼합 모델의 경우 대부분의 수면단계에서 CNN 단일 모델보다 향상되거나 비슷한 정확도를 보였다. 특히 LS 단계에서의 민감도가 46%에서 50%로 향상된 것을 알 수 있다. 이에 따라 제안된 혼합모델은 모든 수면 단계에서 다른 채널 신호보다 높은 정확도, 민감도, 특이도를 보여서 기존 CNN 모델과 비교하여 성능 개선이 있었음을 알 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 기존의 수면다원검사 데이터를 바탕으로 수면의 질을 판독할 수 있는 머신러닝 기반의 자동화된 수면 단계 분류 알고리즘을 연구하였다. 일반적으로 수면 단계 분류에 많이 사용되는 뇌파도만을 사용한 이전의 연구들과는 달리 안전도와 근전도를 사용하여 각 신호별 판독 정확도를 비교 분석하였으며 그 결과 여러 생체신호 중에서 안전도를 사용했을 때 가장 높은 성능을 보였다. 또한 DNN 모델과 CNN 모델을 혼합한 모델을 설계하였으며 단일 CNN 모델과 비교 분석하였다. 혼합 모델에서는 LS 단계에서의 예측 정확도를 개선하여 전체 모델의 판독 성능을 향상시켰다.

본 연구에서는 혼합 모델을 사용해 예측 정확도를 개선하였지만, 이를 더욱 개선할 방안에 대한 연구가 필요하다. 또한 각종 생체 신호 데이터를 정밀하게 수집하기 위한 향상된 하드웨어를 개발이 필요하며,

Table 4. Performance evaluation of CNN model and mixed model

Stage	Prediction accuracy		Sensitivity		Specificity	
	CNN	Mixed	CNN	Mixed	CNN	Mixed
DS	85%	85%	70%	70%	96%	96%
LS	72%	71%	46%	50%	94%	93%
REM	84%	84%	99%	99%	93%	94%
Wake	74%	76%	99%	99%	89%	90%

학습된 모델을 통해 실시간으로 수면의 질을 측정할 수 있는 시스템 등에 관한 지속적인 연구가 필요하다.

REFERENCE

- [1] S. Khalighi, T. Sousa, G. Pires, and U. Nunes, "Automatic Sleep Staging: A Computer Assisted Approach for Optimal Combination of Features and Polysomnographic Channels," *Expert Systems with Applications*, Vol. 40, Issue 17, pp. 7046-7059, 2013.
- [2] S.Y. Kim, "Factors Related to Sleep Duration in Korean Adults," *Journal of the Korean Data and Information Science Society*, Vol. 29, No. 1, pp. 153-165, 2018.
- [3] J.E. Lee and S.K. Yoo, "Correlation Analysis of Electrocardiogram Signal According to Sleep Stage," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 21, No. 12, pp. 1370-1378, 2018.
- [4] K.H. Lee, "Sleep, Dreams and Sleep Disorders," *Journal of the Korean Society of Automotive Engineers*, Vol. 21, No. 4, pp. 66-67, 1999.
- [5] E.J. Yang, D.S. Shin, and E.S. Kim, "The Characteristic Analysis of EEG Artifacts," *Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 12, No. 4, pp. 366-372, 2002.
- [6] H.J. Lee, D.I. Shin, and D.K. Shin, "The Classification Algorithm of Users' Emotion Using Brain-wave," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol. 39, No. 2, pp. 122-129, 2014.
- [7] B. Malcolm, M. Michael, Vaegan, Z. Eberhard, B. Mitchell, and B. Michael, "ISCEV Standard for Clinical Electro-oculography(EOG) 2006," *Documenta Ophthalmologica*, Vol. 113, Issue 3, pp. 205-212, 2006.
- [8] C.H. Hyun, "Standard Method of Polysomnography," *The Korean Society for Clinical Laboratory Physiology*, Vol. 2003, No. 1, pp. 37-49, 2003.
- [9] D.H. Nam, J.U. Park, I.G. Heo, H.K. Lee, H.S. Choi, and K.J. Lee, "Classification of Sleep-Wake State Based on Analysis of Single-channel EEG Gamma Wave Activities: a Preliminary Study," *Proceedings of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, pp. 1305-1308, 2014.
- [10] M. Rahman, M.I.H. Bhuiyan, and A.R. Hassan, "Sleep Stage Classification Using Single-channel EOG," *Computer in Biology and Medicine*, Vol. 102, pp. 211-220, 2018.
- [11] J.U. Park, H.K. Lee, H.S. Choi, and K.J. Lee, "Sleep Stage Classification Based on SVM Classifier Using Photoplethysmography," *Proceedings of Korean Institute of Electrical Engineers*, pp. 382-383, 2013.
- [12] A.L. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, P. Ivanov, R.G. Mark, et al., "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals," *Circulation Journal*, Vol. 101, Issue 23, pp. 1-6, 2019.
- [13] M.G. Terzano, L. Parrino, A. Sherieri, R. Chervin, S. Chokroverty, C. Guilleminault, et al., "Atlas, Rules, and Recording Techniques for the Scoring of Cyclic Alternating Pattern (CAP) in Human Sleep," *Sleep Medicine*, Vol. 2, No. 6, pp. 537-553, 2001.
- [14] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, "Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision," *arXiv:1512.00567*, 2015.



김 형 욱

2017년 2월 창원대학교 수학과
(이학사)

2019년 9월 창원대학교 대학원 정
보통신공학과(공학석사)

관심분야 : 모바일 시스템, 딥러닝



이 영 록

2015년 방송통신대학교 컴퓨터과
학과(이학사)

2018년 국립창원대학교 정보통신
공학과(공학석사)

2018년~현재 창원대학교 친환경
해양플랜트FEED 공학
(박사과정)

관심분야 : 모바일 시스템, 바이오 헬스케어, 딥러닝



박 동 규

1993년 부산대학교 전자계산학과
(이학사)

1996년 부산대학교 전자계산학과
(이학석사)

1999년 부산대학교 전자계산학과
(이학박사)

2000년~2002년 영산대학교 멀티미디어 공학과 전임강사
2002년~현재 창원대학교 정보통신공학과 교수

관심분야 : 모바일 시스템 및 서비스, 바이오 헬스케어