

수면 단계에 따른 심전도 신호의 상관관계 분석

이지은[†], 유선국^{††}

Correlation Analysis of Electrocardiogram Signal according to Sleep Stage

JeeEun. Lee[†], Sun Kook Yoo^{††}

ABSTRACT

There is a problem to measure neutral bio-signals during sleep because of inconvenience of attaching lots of sensors. In this study, we measured single electrocardiogram(ECG) signal and analyzed the correlation with sleep. After R-peak detection from ECG signal, we extracted 9 features from time and frequency domain of heart rate variability(HRV). Mean of HRV, RR intervals differing more than 50ms(NN50), and divided by the total number of all RR intervals(pNN50) have significant differences in each sleep stage. Specially, the mean HRV has an average of 87.8% accuracy in classifying sleep and awake status. In the future, the measurement ECG signal minimizes inconvenience of attaching sensors during sleep. Also, it can be substituted for the standard sleep measurement method.

Key words: Electrocardiogram, Heart Rate Variability, Sleep

1. 서 론

성인은 하루 평균 7시간에서 8시간 반 정도의 수면 시간을 가진다. 적절한 수면은 휴식과 몸의회복을 가능하게 한다[1]. 따라서 수면은 일상생활에 중요한 부분을 차지하고 있다. 수면이 부족하거나 수면 장애가 생기는 경우, 집중력, 판단력이 떨어질 뿐만 아니라 심하게는 지적 능력까지 떨어짐으로 다양한 문제들이 발생한다. 따라서 정확한 수면 분석은 사고 방지의 기초 단계이기 때문에 수면을 분석하려는 다양한 연구가 진행되고 있다[2,3].

수면연구에 있어 현재 널리 사용되고 있는 수면다원검사 같은 경우 모든 생체신호를 종합적으로 측정

하는 방법을 사용하고 있으며 생체신호는 수면 분석에 있어 표준 지표로 사용된다. 가장 보편적으로 사용되는 뇌파 신호 외에도 근전도, 안전도 등 다양한 종류의 생체신호들이 수면 상태 분류에 사용되고 있다. 이러한 종합적 생체신호의 측정은 수면뿐만이 아닌 전체적 몸 상태의 이상 여부를 판단해주는 보다 정확한 검사라는 장점이 있다[4].

반면에 다양한 센서의 부착은 과정이 복잡하고, 센서의 수에 비례하여 계산 복잡도가 증가하며 비용적 문제를 가진다. 그 중의 가장 중요한 문제는 심한 구속감으로 인한 자연스러운 수면의 방해이다. 머리에 전극을 부착해서 신호를 측정하거나 눈 주위에 전극을 부착하는 경우, 전극의 부착은 이질감이 커

* Corresponding Author : Sun Kook Yoo, Address: (03722) Yonsei-ro 50, Seodaemun-gu, Seoul, Korea, TEL : +82-2-2228-1919, FAX : +82-2-363-9923, E-mail : SUNKYOO@yuhs.ac

Receipt date : Aug. 8, 2018, Revision date : Oct. 5, 2018
Approval date : Nov. 11, 2018

[†] Graduate Program of Biomedical Engineering, Yonsei University (E-mail : jeunlee@yuhs.ac)

^{††} Dept. of Medical Engineering, Yonsei University College of Medicine

* This work was supported by Institute for Information & communications Technology Promotion(IITP) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2018-0-00742, Standards Development of Sleep Management Services and Interoperability Support)

수면을 방해하는 요소로 작용한다[5].

최근 다양한 wearable device가 개발되고 있으며, 이에 따라 구속감이 적은 센서를 통하여 생리학적인 분석을 하고자 하는 연구가 진행되고 있다. 심전도 신호는 가장 진폭이 크고 측정이 간편하기 때문에 wearable device로 구현이 가능하며 smart watch 등에서는 심박수의 측정이 가능함을 보였다. 또한, wearable device의 발전에 따라 Internet of Things (IoT) 환경에서 응용하고자 하는 사례가 증가하고 있다. 현재 wearable device의 센서들로부터 움직임에 따른 수면 분석 연구들이 진행되고 있다. 그러나 이러한 값들은 표면적인 값들을 측정하므로 몸의 생리학적인 해석이 불가능하다. 또한, 수면 상태인지 깨어 있는 상태인지에 대한 결과가 주로 사용되고 있는 상황이므로 수면 장애 등이 있는 경우, 수면 패턴에 따른 수면 문제의 해석이 어렵다. 심장은 교감신경계와 부교감신경계로 구성된 자율신경계로 육체적 피로, 스트레스 완화 등과 관련이 높다[6]. 특히, 깊은 수면 단계에서는 부교감신경계의 활성이 크고, 교감신경계의 활성을 줄여들며, REM(rapid eye movement) 수면에서 뇌 활동이 증가하며 자율신경계에 영향을 준다는 연구가 진행되었다[7,8].

따라서 본 논문에서는 측정이 간편한 단일 심전도 신호와 세분화된 수면 단계의 상관관계를 분석하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 수면 이론에 대하여 설명한다. 3장에서는 본 연구에서 진행한 실험, 생체신호의 전처리 및 특징 추출 방법을 서술한다. 4장에서는 추출된 특징과 수면 단계와의 상관관계를 분석하고 마지막 5장에서 결론을 서술한다.

2. 수면 이론

수면은 주변을 인지할 수 없고 자극에 반응하지 않는 행동상태로 정의된다. 수면은 안구운동의 조절이 가능한 각성 상태로부터 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. 사람은 이러한 수면 상태를 반복하게 된다[2].

수면에 관한 연구는 뇌파의 발견을 시작으로 1930년대부터 꾸준히 연구되고 있으며 현재는 수면의 깊

이에 따라 수면의 단계를 나누어 놓았다. 대표적으로 Rechtschaffen and Kales rule(R&K rule)과 the American Academy of Sleep Medicine(AASM) 규칙에 따라 수면 단계는 표준화되며, 이는 다양한 생체신호들을 종합적으로 분석하여 사용된다. 수면의 깊이에 따라 얇은 수면과 깊은 수면을 각 두 단계로 분류하는 경우 R&K rule을 기반으로 수면을 분석한 것이고, 깊은 수면을 나누지 않고 분류한 경우 AASM을 적용하여 수면을 분석한 경우이다[9,10].

수면 분석을 하기 위하여 측정되는 뇌파 신호는 뇌의 전기적 활동을 기록하는 기법으로 수면 상태를 가장 객관적으로 구분해주는 중요한 기준으로 사용된다. 수면 단계 분석을 위해서 뇌파의 신호는 C3와 C4에서 가장 잘 확인이 되고, 수면 단계에 따라 EEG 신호의 주파수 대역이 다르므로 이를 이용하여 수면 단계 분류가 가능하다. 수면 단계별 뇌파 주파수는 각성 상태에서는 alpha 파(8~13Hz)와 beta 파(14~35Hz)가 많이 나오고, stage 1에서는 theta 파(4~7)라, stage 2에서는 spindle(12~14Hz)과 K-complex가 나타난다. stage 3에서는 delta 파(2~4Hz)가 한 epoch 당 20~50% 정도 관찰되고, stage 4에서는 delta 파(2~4Hz)가 50% 이상을 차지하는 양상을 보인다. REM 상태에는 모든 주파수가 혼합되어 나오는 양상을 보이는 특성을 가진다. 근전도는 깊은 수면 단계로 갈수록 신호의 세기가 약해지며, 안전도는 REM 상태에서 움직임을 보인다[9]. 따라서 이러한 생체신호 특징들을 이용하여 R&K rule 또는 AASM 규칙을 적용하여 육안으로 수면 단계 분석이 가능하다.

3. 제안한 방법

3.1 실험

본 연구는 건강에 이상이 없는 평균 20세의 성인 30명을 대상으로 진행하였으며 모든 참여자는 실험 전 동의를 작성하였다. 수면실은 실제 가정환경과 유사하게 구상하였으며 참여자는 실제 수면을 취하는 저녁 시간에 자유롭게 실험에 참여하였다. 참여자는 수면 전 30분간 깨어있는 상태를 유지한 이후 잠이 오는 시간에 자유롭게 수면하였다. 수면 시 Biopac사의 MP150 장비를 사용하여 심전도, 뇌파, 안전도, 근전도 신호를 측정하였다. 생체신호들은 500Hz로 샘플링하였다. 심전도는 사지유도법을 이용, 뇌파

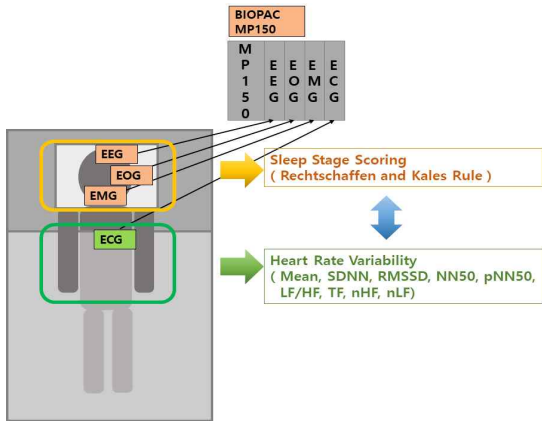


Fig. 1. Experiments overview.

는 10-20 system에 F3, F4, C3, C4 영역에서 측정 [11], 안전도는 양 눈의 차동 입력을 이용하였고 근전도는 턱에서 측정하였다. 심전도 신호는 수면 단계와 유의성을 평가하기 위해 특징 추출에 사용하였다. 뇌파, 안전도, 근전도 신호는 R&K rule에 따라 수면 단계를 구분하는 데 사용하였다. 뇌파에서 alpha 파가 50% 이상, 근전도의 진폭이 크게 나타나고, 안전도에서 눈 깜박임 또는 각진 파형이 많이 나타나는 경우, Wake 상태로 라벨링하였다. alpha 파가 50% 미만이고 안전도의 각진 파형이 사라지고 느린 움직임을 보이는 경우를 stage 1, 뇌파에서 spindle 신호와 K-complex가 나타나는 경우 stage 2, 뇌파에서 2~4Hz의 큰 진폭을 가지는 신호가 20~50% 관찰되

면 stage 3, 50% 이상 관찰되면 stage 4로 라벨링하였다. 마지막으로 안전도에서 각진 파형이 나타나며 빠른 움직임을 보이고, 근전도의 진폭은 낮으며 뇌파에서 톱니 모양의 파형을 보이는 경우 REM 상태로 라벨링하였다. Fig. 1은 본 연구 방법의 전반적인 개요로 실험 및 생체신호에 사용에 대한 설명을 나타내었다.

3.2 심전도 신호 전처리

심박변이도의 분석은 심전도의 R-peak를 검출을 기반으로 이루어진다[12]. 따라서 본 연구에서는 Pan-Tompkins 알고리즘을 이용하여 R-peak를 검출하였다. 획득된 심전도 신호는 기저선 제거 후 필터를 적용하였다. 필터링 된 심전도 신호의 미분 값을 제공하여 적분하였으며 임의의 극치 값을 설정 후, 극치 이상의 신호에서 R-peak를 찾아주었다[13]. Fig. 2는 본 실험에서 획득한 심전도 신호의 일부이며, R-peak를 검출하는 과정을 나타낸다.

심박변이도는 5분 이상의 신호에서 유효한 값을 가진다[14,15]. 따라서 심전도 신호 분석을 위해 5분 단위의 window를 사용하였다. 또한, 수면 단계는 30초를 기준으로 분류되므로 30초씩 window를 움직이며 심전도 신호를 처리하였다.

3.3 시간 영역 특징 추출

본 연구에서는 심박변이도의 시간 영역 특징을 추

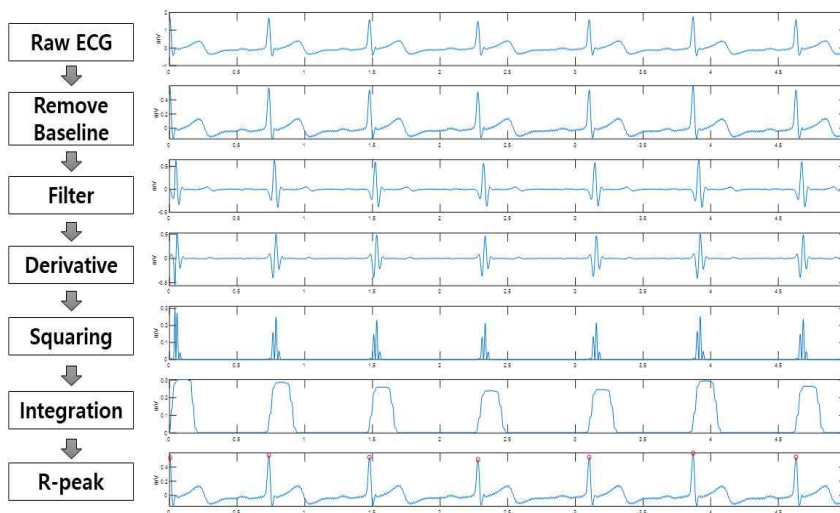


Fig. 2. Flowchart for R-peak detection algorithm.

Table 1. Features of heart rate variability

Feature	Units	Domain	Description
Mean	ms	Time	Mean of all normal RR interval
SDNN	ms	Time	Standard deviation of all normal RR intervals
RMSSD	ms	Time	Root mean square of the successive differences
NN50	count	Time	RR intervals differing more than 50ms
pNN50	%	Time	NN50 divided by the total number of all RR intervals
LF/HF	-	Frequency	Ratio between LF and HF
TF	ms ²	Frequency	Total frequency power
HF _n	-	Frequency	HF power in normalized units
LF _n	-	Frequency	LF power in normalized units

출하였다. 추출된 특징은 mean of all normal RR interval(mean), standard deviation of all normal RR intervals(SDNN), root mean square of the successive differences(RMSSD), RR intervals differing more than 50ms(NN50), NN50 divided by the total number of all RR intervals(pNN50)로 총 5개의 특징이다. 각 특징의 수식은 아래 식 (1)~(5)와 같다. 수식에서 RR_i 는 i 번째 RR interval을 나타내며, N 은 RR interval의 개수를 나타낸다[14,15].

$$MEAN = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N RR_i \right) \quad (1)$$

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N (RR_i - MEAN)^2 \right)} \quad (2)$$

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2 \right)} \quad (3)$$

$$NN50 = \text{the Nof}(RR_{i+1} - RR_i) > 50ms \quad (4)$$

$$pNN50 = \frac{NN50}{N-1} \times 100 \quad (5)$$

3.4 주파수 영역 특징 추출

심박변이도에서 사용되는 주파수 영역은 power in ultra low frequency range(ULF, ≤ 0.003 Hz), power in very low frequency range(VLF, ≤ 0.04 Hz), power in low frequency range(LF, 0.04–0.15 Hz), power in high frequency range(HF, 0.15–0.4 Hz), power in total frequency range(TF, ≤ 0.4 Hz)로 구분할 수 있다.

심박변이도에서 추출한 주파수 영역 특징은 ratio

between LF and HF(LF/HF), TF, HF power in normalized units(HF_n), LF power in normalized units(LF_n)로 총 4개이다. HF_n와 LF_n의 각 특징의 수식은 아래 식 (6)~(7)와 같다[14,15].

$$HF_n = \frac{HF}{TF - VLF} \times 100 \quad (6)$$

$$LF_n = \frac{LF}{TF - VLF} \times 100 \quad (7)$$

추출된 특징들은 Table 1에 나타내었으며 이들은 서로 다른 단위를 사용하고, 다른 범위의 값들을 가지고 있다. 따라서 각 특징을 -1에서 1 사이의 값들로 정규화하였다.

4. 실험 결과 및 고찰

4.1 라벨링 결과

실험 대상자들은 평균 7.4시간 수면하였다. 본 연구에서는 R&K rule에 따라 수면 데이터를 30초 단위로 나누고, 그에 따른 수면 단계를 각성상태, 얇은 수면(stage 1과 stage 2), 깊은 수면(stage 3과 stage 4), REM 상태로 육안으로 라벨링 하였다.

Table 2는 수면 단계에 따른 데이터의 총 라벨링 수와 평균 라벨링 된 수면 단계의 수 및 비율을 나타낸다. 본 연구에서는 수면 분석을 위해 30명으로부터 총 26265개의 샘플을 추출하였으며 한 명당 평균 875개의 샘플을 추출하였다. Table 2에서 볼 수 있듯이 수면 실험 중 대상자들은 실험 시간의 약 19.9%는 깨어있는 상태를 유지하였으며 이는 인위적으로 깨어있게 하는 실험 프로토콜을 포함한다. Table 2에서 총 실험 시간 중 얇은 수면 약 36.8%, 깊은 수면 약

Table 2. The number of each sleep stage

	Total	Average	Ratio (%)
Wake	5223	174	19.9
Stage 1	1966	66	7.5
Stage 2	7691	256	29.3
Stage 3	1923	64	7.3
Stage 4	4297	143	16.3
REM	5155	172	19.7
Total	26265	875	100

23.6% 정도의 비율을 확인할 수 있다. 깊은 수면보다 얇은 수면을 더 오래 가지는 이유로는 실험 시 부착한 전극들의 이질감과 수면 장소의 변화로 인한 수면 패턴 변화로 추측할 수 있다. 얇은 수면의 경우 stage 1이 7.5%의 낮은 비율을 가지는 것을 확인할 수 있는데 이는 피험자들이 수면에 드는 경우 비교적 빠르게 stage 2로 진입한다는 것으로 해석할 수 있다. 또한, REM 수면 역시 약 19.9%의 비율을 차지하고 있는 것을 통하여 대상자들이 NREM(non REM) 상태와 REM 상태의 정상적인 수면 패턴을 가짐을 라벨링된 수면 분석 결과를 통하여 확인할 수 있다.

4.2 특징 분석

본 연구에서 추출된 특징은 시간 영역 5개, 주파수 영역 4개로 총 9개이다. Table 3은 총 30명의 피험자에 대한 각성 상태, stage 1~stage 4, REM 수면에 따른 각 특징에 평균과 표준편차를 계산한 결과이다.

심박변이도의 Mean, NN50, pNN50은 각성 상태와 수면 상태가 명확하게 구분되는 것을 확인할 수 있으며, 각 단계에 따른 평균의 차이를 볼 수 있다. SDNN과 RMSSD의 경우, 표준편차는 Mean, NN50, pNN50과 비슷하지만 각성 상태, 얇은 수면, REM 상태에서 유사한 평균을 갖는 것을 확인할 수 있다. 그러나 깊은 수면에서는 평균이 달라지는 것을 확인할 수 있다. 주파수 대역 및 주파수 대역의 비를 계산하여 얻은 특징인 LF/HF, TF, HFn, LFn는 수면에 따른 평균과 표준편차가 크게 변하지 않음을 확인하였다. 각 수면 상태에 따른 평균의 차이보다 표준편차의 차이가 크기 때문에 수면 단계 분류에 유의하지 않을 것으로 예측할 수 있다. 또한, HFn와 LFn는 같은 평균과 표준편차를 가짐을 볼 수 있다. 두 개의 특징은 추출된 특징은 다르나 각 특징을 -1에서 1로 정규화시키면 같은 범위의 값을 가진다.

4.3 심전도 특징에 따른 수면 단계

심박변이도 특징에 따른 상관성을 분석하기 위해 상관 계수를 추출하였다. 상관계수는 -1에 가까울수록 강한 음의 상관관계, 1에 가까울수록 강한 양의 상관관계를 가진다고 해석할 수 있다. 본 연구에서는 총 30명의 피험자의 심전도 특징에 따른 세분화된 수면 단계와의 상관관계 분석을 진행하였다. 수면 단계는 각성/수면 상태, 각성/얇은 수면/깊은 수면으로 나눈 경우, 각성/얇은 수면/깊은 수면/REM으로 나눈 경우, R&K rule에 따라 각성/stage 0~4/REM의

Table 3. Mean and standard deviation of each feature of heart rate variability

Sleep Stage		Mean	SDNN	RMSSD	NN50	pNN50	LF/HF	TF	HFn	LFn
Wake	mean	-0.19	-0.58	-0.58	-0.05	-0.20	-0.16	-0.21	-0.55	-0.55
	std	0.28	0.29	0.27	0.30	0.28	0.26	0.20	0.23	0.23
Stage 1	mean	0.17	-0.42	-0.46	-0.38	0.15	-0.20	-0.19	-0.53	-0.53
	std	0.35	0.38	0.26	0.32	0.35	0.22	0.27	0.21	0.21
Stage 2	mean	0.43	-0.57	-0.46	-0.59	0.41	-0.20	-0.21	-0.54	-0.54
	std	0.24	0.31	0.21	0.20	0.25	0.16	0.16	0.14	0.14
Stage 3	mean	0.41	-0.66	-0.49	-0.57	0.39	-0.20	-0.21	-0.55	-0.55
	std	0.20	0.25	0.17	0.17	0.21	0.13	0.14	0.10	0.10
Stage 4	mean	0.39	-0.73	-0.50	-0.56	0.38	-0.20	-0.24	-0.55	-0.55
	std	0.14	0.15	0.13	0.13	0.16	0.11	0.09	0.09	0.09
REM	mean	0.29	-0.53	-0.51	-0.48	0.27	-0.20	-0.22	-0.54	-0.54
	std	0.27	0.31	0.24	0.23	0.28	0.18	0.18	0.14	0.14

Table 4. Correlation between each feature and sleep stages

Feature	Wake/Sleep	Wake/Light/Deep	Wake/Light/Deep/REM	Wake/Stage 0~4 /REM
Mean	0.6143	0.5163	0.3857	0.4183
SDNN	-0.0136	-0.1470	-0.0415	-0.0795
RMSSD	0.1492	0.0961	0.0288	0.0293
NN50	-0.6076	-0.5079	-0.3930	-0.4224
pNN50	0.6087	0.5112	0.3819	0.4141
LF/HF	-0.0813	-0.0662	-0.0499	-0.0549
TF	-0.0259	-0.0564	-0.0474	-0.0546
HF _n	0.0140	-0.0023	-0.0010	-0.0022
LF _n	-0.0140	0.0023	0.0010	0.0022

로 나는 경우로 세분화 하여 비교하였다. Table 4는 각 수면단계에 따른 각 심박변이도 특징의 상관계수의 평균을 나타내었다. 심박변이도의 Mean, NN50, pNN50은 모든 수면 상태를 분류할 때 최소 0.38이상의 상관계수를 가지며 높은 상관관계를 가지는 것을 확인할 수 있다. SDNN은 각성/얕은 수면/깊은 수면의 경우 약 0.15의 약한 상관관계를 가지는 것을 보이며 RMSSD는 각성/수면 상태를 구분할 때 약 0.15의 상관관계를 가짐을 확인할 수 있다. 주파수 대역으로부터 추출된 특징인 LF/HF, TF, HF_n, LF_n는 모든 수면 단계에서 0.1 미만의 상관계수를 가지며 상관관계를 가지지 않음을 확인할 수 있다. 또한, 심박변이도로부터 추출한 특징들은 각성/수면 상태를 구분하는데 다른 수면 단계를 구분하는 것보다 비교적 높은 상관관계를 가지는 것을 볼 수 있다.

Fig. 3은 수면 실험 대상자 한 명에 대한 수면에 따른 라벨링 결과와 추출된 특징을 나타낸다. x축은 수면 epoch를 나타내면 한 개의 epoch는 30초이다. (a)는 라벨링 결과이며 0은 각성, 1~4는 stage 1~4, 5는 REM을 나타낸다. (b)~(j)는 추출된 특징을 나타내며 -1~1로 정규화되었다. Fig. 3에서 볼 수 있듯이 각 특징은 각성/수면 상태에서 차이를 가짐을 그래프의 패턴을 통하여 확인할 수 있다. 심박변이도의 Mean, NN50, pNN50 뿐만 아니라 SDNN과 RMSSD, 주파수 대역에서 추출된 특징인 LF/HF, TF, HF_n,

LF_n도 Fig. 3에서 작지만 amplitude의 유의한 차이를 가짐을 확인할 수 있다.

본 연구에서는 각성/수면 상태에 대하여 추출된 9개의 특징에 따른 회귀분석을 진행하였다. 각 특징에 따라 계산된 회귀 계수는 Table 5와 같고, constant는 상수, B는 계수를 나타내며 회귀 방정식은 1차 방정식으로 표현된다.

또한, 구해진 회귀방정식의 정확도를 계산하기 위하여 추출된 9개의 특징을 각각 입력으로 하여 분류 정확도를 계산하였다. 각성/수면 상태를 회귀분석하여 구분하는 경우, 각 특징에 따라 Mean은 약 87.8%, SDNN은 약 79.6%, RMSSD은 약 80.5%, NN50은 약 87.6%, pNN50은 약 87.7%, LF/HF은 약 80.2%, TF은 약 79.2%, HF_n은 약 80.1%, LF_n은 약 80.1%의 정확도를 가진다.

5. 결 론

수면 시 생체신호를 측정하는 센서는 이질감을 주기 때문에 자연스러운 수면 상태를 측정하는 데 문제를 가진다. 따라서 본 연구에서는 단일 심전도 신호를 측정하고, 수면과의 상관관계를 분석하였다.

심박변이도로부터 추출된 특징들은 회귀 분석 결과 약 80% 이상의 정확도로 각성/수면 상태를 구분할 수 있음을 볼 수 있었다. 특히, 시간 영역 특징인

Table 5. Regression coefficient of each feature of heart rate variability

Coefficient	Mean	SDNN	RMSSD	NN50	pNN50	LF/HF	TF	HF _n	LF _n
Constant	-0.922	-1.349	-2.662	0.636	-1.047	-0.920	-1.611	-1.520	-1.520
B	-5.776	0.066	-2.428	6.115	-5.778	1.274	-0.107	-0.577	0.577

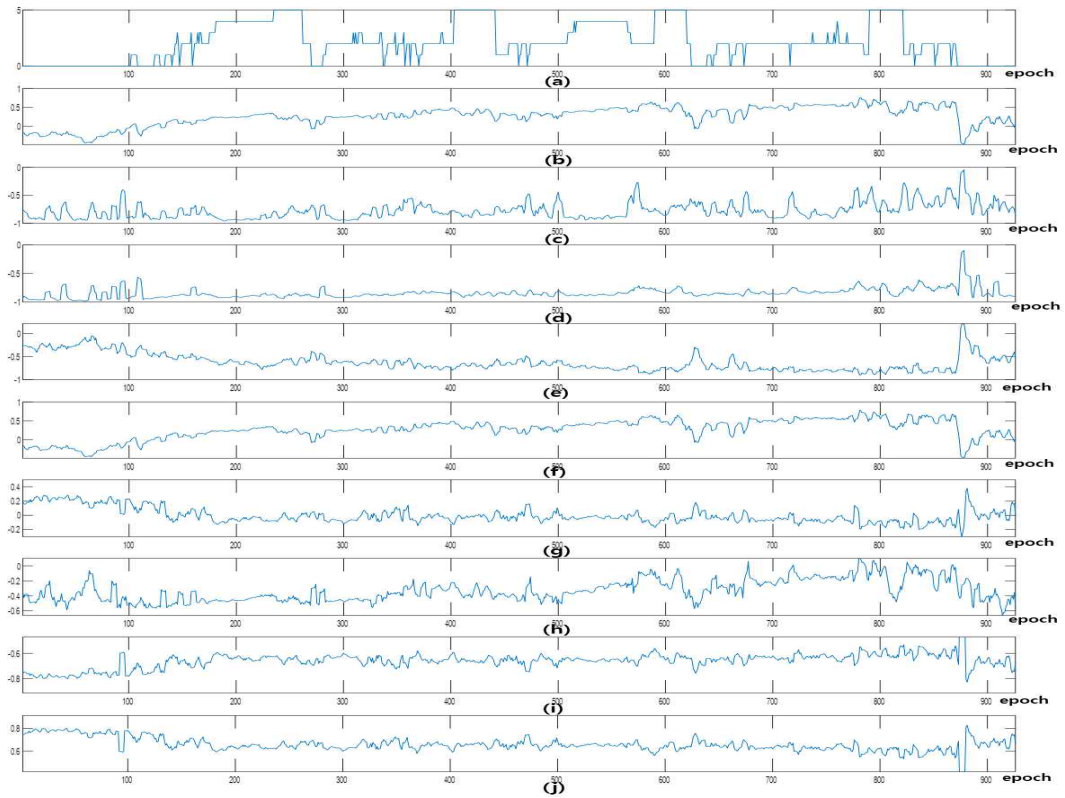


Fig. 3. (a) Labeling, (b) Mean, (c) SDNN, (d) RMSSD, (e) NN50, (f) pNN50, (g) LF/HF, (h) TF, (i) HFn, (j) LFn (x: epoch, y: normalized unit)

Mean, NN50, pNN50는 수면 단계 분류에 유의한 차이를 가지는 것을 각 특징의 평균, 표준편차, 상관계수를 통하여 확인하였다. 또한, 주파수 대역을 통해 얻은 특징에서는 시간 영역 특징에 비해 낮은 상관관계를 보이는 것을 확인하였다. 특히, 주파수 대역의 비를 정규화하여 사용하는 경우, 주파수 대역만을 사용한 경우보다 유의성이 떨어짐을 확인하였다. 그러나 Fig. 3에서 볼 수 있듯이 주파수 대역 특징은 라벨링된 수면 단계와 유사한 패턴을 보이는 것을 확인할 수 있다. 따라서 이는 주파수 대역 특징을 추출한 window 크기에 영향을 받았을 것으로 사료된다[14].

본 연구는 심전도와 세분화된 수면 단계의 상관성을 보는데 의의를 가진다. 수면 분석에 사용된 특징들은 심박동변이 연구에 표준으로 사용되는 시간/주파수공간에서의 특징들이다. 이 특징들은 심박동 분석 연구에서 강력한 예후인자로 검증된 인자들이다 [14,15]. 심전도 신호의 실제 환경에 적용을 위해서는 심전도로부터 추출되는 특징 벡터를 최소화하여 계

산 복잡도를 줄여야한다. 따라서 상관도가 거의 없는 특징은 향후 시스템 개발 시 사용하지 않음으로 특징 최적화에 사용 가능할 것으로 사료된다. 또한, 본 연구에서는 검증된 특징을 통하여 상관성을 분석하는 한계를 가지므로 향후, 심박변이도로부터 추출된 특징들을 조합하거나 새로운 특징을 추출하여 세분화된 수면단계와의 상관관계 분석이 필요하다.

향후, 본 연구는 수면 시 사용자에게 구속감을 최소로 하며, 표준 수면 측정 방법을 대체하는 수면 평가 방법으로 유용하게 활용될 수 있다. 또한, 심박을 측정하는 wearable device를 통하여 최소한의 계산 복잡도로 IoT 환경에서 적용이 가능하며 이는 일상 생활에서 발생하는 수면 문제의 해결에 사용이 가능할 것으로 사료된다.

REFERENCE

[1] V.M. Kumar, "Sleep and Sleep Disorders,"

- Indian Journal of Chest Diseases and Allied Sciences*, Vol. 50, No. 1, pp. 129-135, 2008.
- [2] P. Hamet and J. Tremblay, "Genetics of the Sleep-Wake Cycle and Its Disorders," *Metabolism*, Vol. 55, pp. S7-S12, 2006.
- [3] K. Šušmáková, "Human Sleep and Sleep EEG," *Measurement Science Review*, Vol. 4, No. 2, pp. 59-74, 2004.
- [4] M.E. Tagluk, N. Sezgin, and M. Akin. "Estimation of Sleep Stages by an Artificial Neural Network Employing EEG, EMG and EOG," *Journal of Medical Systems*, Vol. 34, No. 4, pp. 717-725, 2010.
- [5] P.D. Chazal, N. Fox, E. O'HARE, C. Heneghan, A. Zaffaroni, P. Boyle, et al., "Sleep/Wake Measurement Using a Non Contact Biomotion Sensor," *Journal of Sleep Research*, Vol. 20, No. 2, pp. 356-366, 2011.
- [6] H.J. Burgess, J. Trinder, Y. Kim, and D. Luke, "Sleep and Circadian Influences on Cardiac Autonomic Nervous System Activity," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, Vol. 273, No. 4, pp. H1761-H1768, 1997.
- [7] T. Penzel, "Is Heart Rate Variability the Simple Solution to Diagnose Sleep Apnoea?," *European Respiratory Journal*, Vol. 22, No. 6, pp. 870-971, 2003.
- [8] A. Bunde, S. Havlin, J.W. Kantelhardt, T. Penzel, J.H. Peter, and K. Voigt, "Correlated and Uncorrelated Regions in Heart-Rate Fluctuations During Sleep," *Physical Review Letters*, Vol. 85, No. 17, pp. 3736-3739, 2000.
- [9] T. Hori, Y. Sugita, E. Koga, S. Shirakawa, K. Inoue, and Y. Tsuji, "Proposed Supplements and Amendments to a Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects', the Rechtschaffen & Kales (1968) Standard," *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, Vol. 55, No. 3, pp. 305-310, 2001.
- [10] D. Moser, P. Anderer, G. Gruber, S. Parapat-ics, E. Loretz, M. Boeck, et al., "Sleep Classification According to AASM and Rechtschaffen & Kales: Effects on Sleep Scoring Parameters," *Sleep*, Vol. 32, No. 2, pp. 139-149, 2009.
- [11] B. Subramanian, "ECG Signal Classification and Parameter Estimation Using Multiwavelet Transform," *Biomedical Research*, Vol. 28, No. 7, pp. 3187-3193, 2017.
- [12] J.H. Kim, S.M. Lee, and K.H. Park, "P-Waves and T-Wave Detection Algorithm in the ECG Signals Using Step-by-Step Baseline Alignment," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 6, pp. 1034-1042, 2016.
- [13] E. Werth, P. Achermann, and A.A. Borbély, "Brain Topography of the Human Sleep EEG: Antero-Posterior Shifts of Spectral Power," *Neuroreport*, Vol. 8, No. 1, pp. 123-127, 1996.
- [14] H.R. Variability, "Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use," *Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology, Circulation*, Vol. 93, No. 5, pp. 1043-1065, 1996.
- [15] G.G. Berntson, J.T. Bigger, D.L. Eckberg, P. Grossman, P.G. Kaufmann, M. Malik, et al., "Heart Rate Variability: Origins, Methods, and Interpretive Caveats," *Psychophysiology*, Vol. 34, No. 6, pp. 623-648, 1997.



이 지 은

2012년 2월 건국대학교, 의용전자
공학 학사

2014년 8월 연세대학교, 생체공학
협동과정 전기전자공학
전공 석사

2017년 9월~현재 연세대학교, 생
체공학협동과정 전기전자
공학전공 박사과정

관심분야: u-Health, 스마트 디바이스, 생체신호처리, 패
턴 인식 및 기계학습



유 선 국

1981년 2월 연세대학교 전기공학
과 학사

1985년 8월 연세대학교 전기공학
과 석사

1989년 8월 연세대학교 전기공학
과 박사

1995년 3월~현재 대학교 연세대학교 의과대학 의학공
학교실 교수

관심분야: u-Health, 의료영상, 스마트 디바이스, 생체신
호처리 및 패턴 인식, 감성공학