

비강압력신호를 이용한 수면호흡장애 환자의 수면/각성 분류

박종욱 · 정필수 · 강규민 · 이경중

연세대학교 보건과학대학 의공학부

Classification of Sleep/Wakefulness using Nasal Pressure for Patients with Sleep-disordered Breathing

Jong-Uk Park, Pil-Soo Jeoung, Kyu-Min Kang and Kyoung-Joung Lee

Department of Biomedical Engineering, College of Health science, Yonsei University
(Manuscript received 22 May 2016; revised 11 August 2016; accepted 12 August 2016)

Abstract: This study proposes the feasibility for automatic classification of sleep/wakefulness using nasal pressure in patients with sleep-disordered breathing (SDB). First, SDB events were detected using the methods developed in our previous studies. In epochs for normal breathing, we extracted the features for classifying sleep/wakefulness based on time-domain, frequency-domain and non-linear analysis. And then, we conducted the independent two-sample *t*-test and calculated Mahalanobis distance (MD) between the two categories. As a results, SD_{LEN} (MD = 0.84, $p < 0.01$), P_{HF} (MD = 0.81, $p < 0.01$), SD_{AMP} (MD = 0.76, $p = 0.031$) and $MEAN_{AMP}$ (MD = 0.75, $p = 0.027$) were selected as optimal feature. We classified sleep/wakefulness based on support vector machine (SVM). The classification results showed mean of sensitivity (*Sen.*), specificity (*Sp.*) and accuracy (*Acc.*) of 60.5%, 89.0% and 84.8% respectively. This method showed the possibilities to automatically classify sleep/wakefulness only using nasal pressure.

Key words: Sleep, Wakefulness, Nasal pressure, Sleep-disordered breathing, Continuous positive airway pressure (CPAP)

127

1. 서 론

수면호흡장애(sleep-disordered breathing, SDB)는 수면 중에 발생하는 모든 호흡장애를 총칭하는 것으로, 수면 무호흡(sleep apnea), 수면 저호흡(sleep hypopnea) 코골이(snoring) 등이 있다. 이러한 수면호흡장애가 발생하면 체내에 산소가 원활히 공급되지 않아 수면 중 저산소증이 유발되고, 이에 수면분절로 인한 수면의 질 저하, 심할 경우 고혈압, 부정맥, 뇌졸중과 같은 심뇌혈관질환을 동반하기도 한다[1].

지속양압호흡기(continuous positive airway pressure,

CPAP)는 수면호흡장애 환자를 치료하기 위해 사용되는 장비이며, 수면 중 환자에게 지속적으로 압력을 공급하여 상기도가 폐쇄되는 것을 막는다[2]. 그러나 CPAP을 사용하는 환자 중 장비에 적응하지 못하여 오히려 CPAP이 수면의 질을 방해하는 사례가 보고되고 있다[3]. 따라서 CPAP을 사용하는 중에도 환자의 수면의 질을 평가할 수 있는 지표를 제공하는 것이 필요하며, 이에 환자의 수면과 각성을 자동으로 분류하는 연구가 선행되어야 한다.

수면의 질을 평가하기 위한 표준 방법은 수면다원검사(polysomnography, PSG)이다. 수면다원검사는 수면 중에 뇌파(electroencephalogram), 근전도(electroculogram), 심전도(electrocardiogram), 광용적맥파(photoplethysmogram, PPG), 비강압력(nasal pressure), 호흡기류(air flow), 산소포화도(oxygen saturation, SpO2) 등 여러 가지 생체 신호를 동시에 기록하여 수면질환 및 수면의 질을 종합적으로 평가할 수 있는 객관적인 지표를 제공한다[4]. 그러나 수면다원검사는 특화된 수면센터에서 임상 전문가에

Corresponding Author : Kyoung-Joung Lee
Department of Biomedical Engineering, Yonsei University,
Wonju, Kangwon-do 220-710, Korea
TEL: +82-33-760-2433 / FAX: +82-33-763-1953
E-mail: lkj5809@yonsei.ac.kr

이 논문은 2014년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신창의인력양성 사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2014H1C1A1063845).

의한 판독이 필수이기 때문에 시설이나 인력, 장비 등의 비용과 투자가 필요하며, 환자에게 시간적, 공간적, 경제적 부담이 발생된다[5].

최근에는 수면다원검사의 불편을 줄이기 위해 단일채널 생체신호를 이용한 수면/각성 분류 방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[6-10]. X. Long 등은 수면상태에 따라 호흡패턴이 변화하는 것에 착안하여 흉부에 부착된 인덕턴스 센서(respiratory inductance plethysmography, RIP)로부터 출력된 신호를 이용한 수면/각성 분류 방법을 제시하였으며, 건강한 성인을 대상으로 이를 평가하였다[10]. 그러나 수면호흡장애 환자의 경우 정상인에 비해 수면 중 호흡이 불규칙적이며 호흡장애에 따른 반복적인 각성이 발생하기 때문에 기존의 호흡신호를 이용한 수면/각성 분류 방법을 적용할 수 없다[11]. 또한 흉부 및 복부의 호흡노력 신호는 CPAP 장비에서 획득할 수 없기 때문에 CPAP을 사용하는 수면호흡장애 환자를 위한 수면/각성 분류 방법에 대한 연구가 필요하다.

따라서 본 연구에서는 CPAP에서 획득 가능한 비강압력 신호를 이용하여 수면호흡장애 환자에 적용 가능한 수면/각성 분류 방법을 제시하였다.

II. 연구 방법

본 연구를 위해 그림 1과 같이 알고리즘을 설계하였다. 비

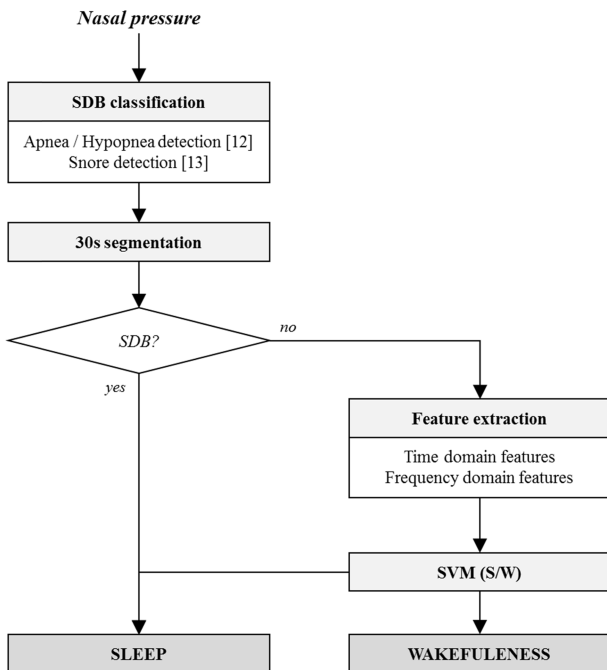


그림 1. 비강압력 신호를 이용한 수면호흡장애 환자의 수면/각성 분류.
Fig. 1. Classification of sleep/wakefulness using Nasal pressure for patients with sleep-disordered breathing.

강압력 신호를 이용하여 수면호흡장애 환자의 수면/각성을 분류하기 위해 먼저 수면호흡장애 이벤트를 검출하였으며, 이를 위해 선행연구를 통해 개발된 비강압력 신호를 이용한 무호흡/저호흡 검출 알고리즘[12]과 코골이 검출 알고리즘[13]을 사용하였다. 수면호흡장애로 검출된 구간은 수면으로 분류하였고, 정상호흡으로 검출된 구간에서 시간영역과 주파수영역 기반의 특징 벡터를 추출하고 support vector machine (SVM) 분류기를 이용하여 수면과 각성을 분류하였다.

1. 분석 대상 및 신호획득

연구대상은 수면다원검사를 통해 수면호흡장애 진단을 받은 30명의 환자(삼성서울병원(Samsung Medical Center, Seoul, Republic of Korea))를 대상으로 하였으며, 환자에 대한 정보를 표 1에 나타냈다. 본 연구를 위해 삼성서울병원 임상시험심사위원회(Institutional Review Board, IRB)의 승인을 받았으며, 본 임상시험에 서면 동의한 사람만을 연구 대상에 포함하였다. 또한 알고리즘 구현과 평가를 위해 30명의 환자 중 학습군(training set)과 평가군(test set)을 각각 15명씩 나누었고, 학습군과 평가군은 모든 임상적 특징이 통계적으로 차이가 없었다($p > 0.05$).

수면다원검사기(Embla N7000 PSG Amplifier, Embla System LLC, USA)를 이용하여 수면호흡장애 환자의 데이터를 획득하였으며, 검사에 소요된 시간은 최소 6시간 이상이었다. 수면다원기록은 뇌파(C3/A2 & O2/A1 electroencephalography), 좌측 및 우측 안구운동(electromyography), 턱과 다리 근전도(electromyography), 흉부 및 복부 호흡노력(piezoelectric belt), 체위변동(body position), 공기흐름(nasal thermistor), 심전도(electrocardiography), 맥박산소포화도(finger pulse oximetry)를 포함한다. 이 때 비강압력 신호는 비강 캐놀라에 삽입된 압력센서로부터 획득되었으며 16bits/sample, 200 Hz/second로 PC에 저장되었다. 수면단계와 수면 무호흡/저호흡, 코골이는 임상전문가가 RemLogic PSG Software (Embla System LLC, USA)에서 미국수면학회(American Academy of Sleep Medicine, AASM)의 판독기준에 따라 분석하였다[14].

2. 수면호흡장애 이벤트 검출

수면호흡장애 이벤트는 수면 중에만 나타나는 호흡장애이다. 따라서 먼저 수면호흡장애 이벤트를 검출하였고, 이 구간을 수면으로 분류하였다. 본 연구에서는 Lee 등이 개발한 무호흡/저호흡 검출 알고리즘[12]과 코골이 검출 알고리즘[13]을 사용하여 수면호흡장애 이벤트를 검출하였다. 본 연구를 위해 사용한 무호흡/저호흡 검출 알고리즘의 민감도는 86.4%, 양성예측도는 84.5%, 코골이 검출 알고리즘의 민감

표 1. 실험대상의 임상적 정보.

Table 1. Summary of demographic and anthropometric information for the patient groups.

All subjects	Total	Mild ($5 \leq \text{AHI} < 15$)	Moderate ($15 \leq \text{AHI} < 30$)	Severe ($\text{AHI} \geq 30$)	<i>p</i> -value
Subjects (<i>n</i>)	30	10	10	10	
Gender (<i>M/F</i>)	18/12	6/4	6/4	6/4	NS
Age (<i>years</i>)	55.7 ± 12.6	57.3 ± 17.2	54.3 ± 11.04	55.6 ± 9.5	NS
TRT (<i>h</i>)	7.4 ± 0.8	7.7 ± 0.7	7.1 ± 1.2	7.4 ± 0.6	NS
TST (<i>h</i>)	5.8 ± 0.9	5.5 ± 0.8	5.9 ± 1.0	5.9 ± 0.8	NS
AHI (<i>e/h</i>)	26.6 ± 17.2	9.5 ± 2.7	23.0 ± 4.2	47.3 ± 10.8	< 0.001
Training set	Total	Mild ($5 \leq \text{AHI} < 15$)	Moderate ($15 \leq \text{AHI} < 30$)	Severe ($\text{AHI} \geq 30$)	<i>p</i> -value
Subjects (<i>n</i>)	15	5	5	5	
Gender (<i>M/F</i>)	6/4	3/2	3/2	3/2	NS
Age (<i>years</i>)	55.1 ± 7.0	56.8 ± 8.9	54.4 ± 6.3	54.0 ± 6.8	NS
TRT (<i>h</i>)	7.4 ± 0.6	7.5 ± 0.8	7.5 ± 0.7	7.0 ± 0.5	NS
TST (<i>h</i>)	5.7 ± 0.6	5.5 ± 0.3	5.9 ± 0.7	5.7 ± 0.8	NS
AHI (<i>e/h</i>)	25.6 ± 16.2	9.5 ± 3.1	23.4 ± 4.4	43.9 ± 11.9	< 0.001
Test set	Total	Mild ($5 \leq \text{AHI} < 15$)	Moderate ($15 \leq \text{AHI} < 30$)	Severe ($\text{AHI} \geq 30$)	<i>p</i> -value
Subjects (<i>n</i>)	15	5	5	5	
Gender (<i>M/F</i>)	6/4	3/2	3/2	3/2	NS
Age (<i>years</i>)	56.4 ± 16.7	57.8 ± 24.2	54.2 ± 15.3	57.2 ± 12.3	NS
TRT (<i>h</i>)	7.4 ± 1.0	7.8 ± 0.6	6.8 ± 1.5	7.8 ± 0.4	NS
TST (<i>h</i>)	5.8 ± 1.1	5.5 ± 1.2	5.8 ± 1.4	6.2 ± 0.7	NS
AHI (<i>e/h</i>)	27.6 ± 18.7	9.5 ± 2.7	22.6 ± 4.5	50.6 ± 9.8	< 0.001

M/F: Male/Female, TRT: total recording time, TST: total sleep time, AHI: apnea-hypopnea index, NS: no significant difference among groups ($p > 0.05$).

도는 85.4%, 양성예측도는 92.0%로 기존의 호흡신호를 이용한 수면호흡장애검출 알고리즘에 비해 우수한 성능을 보였다.

또한 AASM의 기준에 따라 수면 상태를 30초마다 갱신하기 위해 30초 단위로 나누었으며, 수면호흡장애 이벤트는 수면 중에만 발생하는 현상이기 때문에 한 구간에 50% 이상 수면호흡장애 이벤트가 포함되어 있을 경우 그 구간을 수면으로 분류하였다.

3. 정상호흡 구간에서의 수면/각성 분류

수면호흡장애 검출 알고리즘을 통해 정상호흡으로 분류된 구간에서는 수면/각성에 따른 호흡패턴의 변화를 반영하는 특징벡터를 추출하였고, SVM 분류기를 이용하여 수면과 각성을 분류하였다.

(1) 전처리부

비강압력 신호의 진폭과 주기를 계산하기 위해 51차 중앙값 필터(median filter)를 사용하여 배경 잡음 및 코골이 관련 신호를 제거한 후, 적응 문턱치 알고리즘을 이용하여 호흡의 최대점을 검출하였다[15]. 문턱치 설정은 식(1)과 같이 문턱치 초기값(TH_{init})을 정하였고, 식(2)와 같이 이전 펄

스의 최대값에 가중치($-0.5/f_s$)를 적용하여 문턱치(TH_n)를 갱신 하였다. 이 때 x_{NP} 와 f_s 는 각각 필터링된 비강압력 신호와 샘플링 주파수를 의미한다. 그리고 문턱치 이상의 값들 중 가장 큰 값을 갖는 점을 최대점(n_{MAX})으로 검출하였으며, 최대점 사이의 최소값을 최소점(n_{MIN})으로 검출하였다.

$$TH_{init} = 0.1 \arg\max_n \{x_{NP}(n)\}, \quad n \in [0, 10f_s] \quad (1)$$

$$TH_n = TH_{n-1} - \frac{0.5}{f_s} \cdot x_{NP}(n_{MAX,n}) \quad (2)$$

(2) 특징추출

그림 2는 수면/각성에 따른 비강압력 신호와 그것의 전력 스펙트럼 밀도(power spectrum density, PSD)를 나타낸 것이며, 깨어있을 때에 비해 수면 시에 더욱 안정적이고 주기적인 호흡패턴을 보인다. 이러한 수면/각성에 따른 비강압력 신호의 변화를 반영하는 4개의 시간영역, 5개의 주파수영역, 2개의 비선형 특징벡터를 추출하였다.

4개의 시간영역 특징들은 다음과 같다.

- $MEAN_{LEN}$: 호흡주기의 평균

- SD_{LEN} : 호흡주기의 표준편차

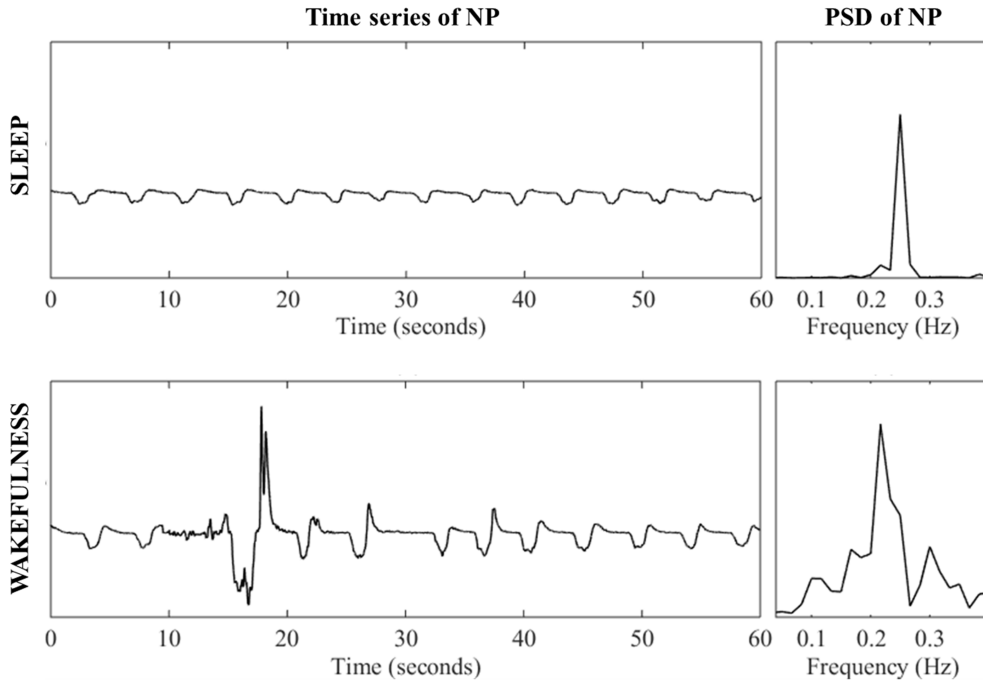


그림 2. 수면/각성에 따른 비강압력 신호와 전력 스펙트럼 밀도 예시.
 Fig. 2. Examples of nasal pressure (NP) signal and power spectrum (PSD) during sleep/wakefulness.

- $MEAN_{AMP}$: 호흡진폭의 평균
- SD_{AMP} : 호흡진폭의 표준편차

주파수영역 특징을 추출하기 위해 비강압력 신호를 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform, FFT)을 수행하였고, FFT에 제곱을 취해 전력 스펙트럼 밀도를 계산하였다. 주파수영역 특징들을 계산하기 위해 사용된 각 주파수 대역은 VLF (very low frequency: 0.01~0.05 Hz), LF (low frequency: 0.05~0.15 Hz), HF (high frequency: 0.15~0.5 Hz), TF (total frequency: 0.01~0.5 Hz)이며, 5개의 주파수영역 특징들은 다음과 같다.

- P_{VLF} : 초저주파 성분의 전력값
- P_{LF} : 저주파 성분의 전력값
- P_{HF} : 고주파 성분의 전력값
- P_{LF} / P_{HF} ratio: 저주파 성분의 전력값/ 고주파 성분의 전력값
- P_{TF} : TF 대역의 전력값

또한 비선형 특징으로 $ApEn$ (approximate entropy)와 CTM (central tendency measure)을 추출하였다.

(3) 특징선택

수면/각성 분류를 위한 최적의 특징을 선택하기 위해 비강압력 신호의 정상호흡으로부터 추출한 11개의 특징이 부류 간 통계적으로 유의한 차이가 있는지 확인하였다. 통계 분석을 위해 독립표본 t -검정(two independent sample t -

test)을 학습군 15명을 대상으로 수행하였으며, p -값이 0.05 미만일 경우 부류 간 각 특징이 통계적으로 유의한 차이가 있다고 판단하였다[16]. 그리고 통계적으로 유의한 차이가 있는 특징 중 분류를 위한 최적의 특징을 선택하기 위해 그룹 간 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance, MD)를 이용하여 분별력을 계산하였다. 마할라노비스 거리를 통해 분별력이 높은 순으로 특징 순위를 매기고, 분별력이 큰 순으로 특징들을 조합하면서 반복적으로 LOO 교차검증(leave-one-out cross validation)을 수행하였다.

(4) SVM 기반의 수면/각성 분류

정상호흡 구간에서 수면/각성을 분류하기 위해 SVM 분류기를 사용하였다. SVM 분류기는 각 부류를 구분하는 분리 경계면(separating hyperplane)과 이것에 가장 인접한 샘플(support vector)의 거리를 최대화 하여 최적의 분리 경계면을 구하는 것으로, 다른 분류기에 비해 일반화 능력이 우수한 방법이다. 분리 경계면을 구하는 수식을 최적화 문제로 풀면, 식(3)과 같이 쓸 수 있다. 이 때 ξ 는 슬랙 변수이며, C 는 슬랙 변수의 가중치를 결정한다[17]. 본 연구에서는 C 값을 실험적인 방법을 통해 1로 정하였으며, 식(4)와 같이 σ 가 4인 RBF (Radial Basis Function) 커널을 사용하였다[17].

$$\min J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3)$$

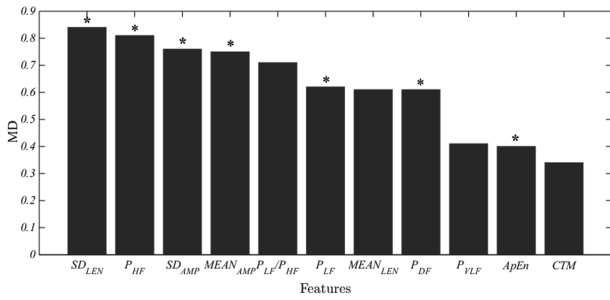


그림 3. 특징 평가 결과. MD: 마할라노비스 거리, *: $p < 0.05$.
 Fig. 3. Results for feature evaluation. MD: Mahalanobis distance, *: significant difference between sleep and wakefulness ($p < 0.05$).

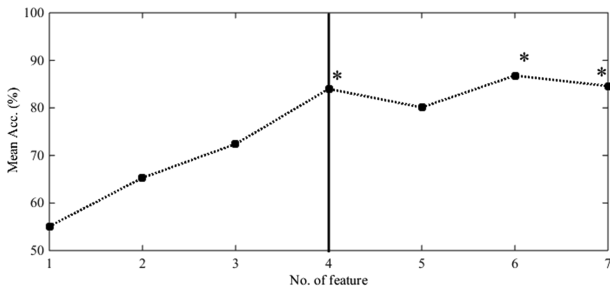


그림 4. 특징 수에 따른 평균 정확도 (*: $p < 0.05$).
 Fig. 4. Average accuracy according to the number of features (*: $p < 0.05$).

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = e^{-\|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|^2/2\sigma^2} \quad (4)$$

III. 결과 및 토의

그림 3은 수면/각성 분류의 최적 특징을 선택하기 위해 11개의 특징들을 통계분석과 분별력을 평가한 결과이다. 마할라노비스 거리를 통해 분별력이 높은 순으로 막대그래프로 나타내었으며, t -검정을 통해 두 그룹 간 유의한 차이를 보이는 특징에 *로 표시하였다($p < 0.05$). 그림 4는 유의한 차이를 보이는 7개의 특징들을 분별력이 큰 순으로 조합하면

표 2. 비강압력 신호를 이용한 수면/각성 분류 성능 결과.

Table 2. Results for classification performance of sleep/wakefulness using nasal pressure.

Training set	Mild ($5 \leq \text{AHI} < 15$)	Moderate ($15 \leq \text{AHI} < 30$)	Severe ($\text{AHI} \geq 30$)	Total
Sen. (%)_Wakefulness	61.2	57.0	69.2	61.0
Sp. (%)_Sleep	85.0	87.5	93.6	90.1
Acc. (%)	80.9	82.9	89.7	86.6
Test set	Mild ($5 \leq \text{AHI} < 15$)	Moderate ($15 \leq \text{AHI} < 30$)	Severe ($\text{AHI} \geq 30$)	Total
Sen. (%)_Wakefulness	67.2	55.2	61.8	60.5
Sp. (%)_Sleep	90.5	88.9	91.1	89.0
Acc. (%)	87.4	83.7	82.1	84.8

Sen.: sensitivity, Sp.: specificity, Acc.: accuracy.

서 15명의 학습군을 대상으로 반복적으로 LOO 교차검증을 한 결과이다. 15명 환자의 특징 수에 따른 정확도의 평균을 점선으로 나타내었다. 최소의 특징 개수로 최적의 성능을 보이는 특징을 선택하기 위해 일원분산분석(one-way ANOVA)과 Scheffe 사후검증(Post-Hot test)을 수행 하였으며, 가장 높은 평균 정확도와 통계적으로 차이가 없는 4개의 특징 벡터 SD_{LEN} ($MD = 0.84, p < 0.01$), P_{HF} ($MD = 0.81, p < 0.01$), SD_{AMP} ($MD = 0.76, p = 0.031$), $MEAN_{AMP}$ ($MD = 0.75, p = 0.027$)가 선택되었다.

표 2는 비강압력 신호를 이용하여 수면호흡장애 환자의 수면과 각성을 분류한 결과이다. 전체 학습군의 민감도, 특이도, 정확도는 각각 61.0%, 90.1%, 86.6%, 평가군의 경우 각각 60.5%, 89.0%, 84.8%의 성능을 보였다.

표 3은 적은 수의 센서를 이용하여 수면 수면과 각성을 자동으로 분류한 기존 연구들을 정리한 것이다. X. Long 등은 흉부 호흡노력 신호를 이용하여 Dynamic Warping (DW) 기반의 특징을 추출하였고, 선형 판별(linear discriminant, LD) 분류기를 이용하여 수면/각성을 분류하였다. 그 결과 민감도, 특이도, 정확도는 각각 59.9%, 97.3%, 94.3%로 본 연구와 비교했을 때 더 높은 성능을 보였다[10]. X. Long 등의 연구 이외에도 본 연구에 비해 수면/각성 분류 성능이 높은 연구들은 대부분 수면 장애를 동반하지 않은 건강한 성인을 대상으로 평가하였거나, 두 개 이상의 신호를 사용하였다[10,18,19]. 또한 현재 상용화 되어 사용되고 있는 Actigraphy [6,8]나 Watch-PAT [9]과 비교하였을 때, 비슷하거나 높은 성능을 보였다. 따라서 본 연구를 통해 CPAP을 사용하는 수면호흡장애 환자의 수면/각성을 자동 분류할 수 있다는 가능성을 제시하였다.

IV. 결 론

본 연구에서는 CPAP에서 획득 가능한 비강압력 신호를 이용하여 수면호흡장애 환자에 적용 가능한 수면/각성 분류

표 3. 기존 관련 연구의 비교표.

Table 3. Comparison between existing related studies and this study.

Authors (year of publication)	No. of subjects	Signal	Methods	Results
J. Hedner <i>et al.</i> [6] (2004)	38 healthy 190 SHAS	Actigraphy (Accelerometer)	ASWA algorithm	Acc.: 83.9% Sen.: 88.7% Sp.: 69.4%
S.J. Redmond <i>et al.</i> [18] (2007)	31 healthy	ECG, RIP	Time-Frequency features Linear discriminant classifier	Acc.: 89.0%
M.O. Mendez <i>et al.</i> [7] (2010)	24 healthy	ECG	Time-varying spectral feature Hidden Markov Models	Acc.: 79.3% Sen.: 70.2% Sp.: 85.1%
D.F. Kripke <i>et al.</i> [8] (2010)	116 SAHS, PLM	Actigraphy (Accelerometer)	Scripps Clinic algorithm	Acc.: 85.0- 89.0%
J. Hedner <i>et al.</i> [9] (2011)	38 healthy 189 SAHS	Watch-PAT (Peripheral arterial tone)	Time series features	Acc.: 85.0% Sen.: 63.0% Sp.: 90.0%
T. Willemen <i>et al.</i> [19] (2014)	85 healthy	ECG, RIP, Movement	30 Time-Frequency features RBF-kernel SVM	Acc.: 92.0%
X. Long <i>et al.</i> [10] (2014)	15 healthy	RIP	Dynamic warping-based features Linear discriminant classifier	Acc.: 94.3% Sen.: 59.9% Sp.: 97.3%
This work	30 SAHS	Nasal pressure	Time-Frequency features RBF-kernel SVM	Acc.: 84.8% Sen.: 60.5% Sp.: 89.0%

SVM: support vector machine, RIP: respiratory inductance plethysmography, Acc.: accuracy, Sen.: sensitivity, Sp.: specificity.

132

방법을 제시하였다. 수면호흡장애 이벤트가 수면 중에만 발생한다는 것에 착안하여 수면호흡장애 이벤트를 고려하였고 수면 상태에 따른 호흡패턴의 차이를 이용하여 수면과 각성을 분류하여 84.8%의 정확도를 보였다.

추후에는 실제 CPAP에서 획득한 비강압력 데이터를 활용하여 본 연구에서 제시한 방법을 더 많은 대상에게 평가할 것이며, 환자의 정확한 수면의 질을 평가하기 위해서 수면/각성 이외의 낮은 수면, 깊은 수면, REM수면, NREM수면 등의 다양한 수면단계를 분류할 수 있는 방법에 대한 연구를 진행할 예정이다.

References

- [1] N. Collop, "The effect of obstructive sleep apnea on chronic medical disorders," *Cleve. Clin. J. Med.*, vol. 74, no. 1, pp. 72-78, 2007.
- [2] B. Prasad, et al. "Continuous positive airway pressure device-based automated detection of obstructive sleep apnea compared to standard laboratory polysomnography," *Sleep Breath.*, vol. 14, no. 2, pp. 101-107, 2010.
- [3] N. Wolkove, et al. "Long-term compliance with continuous positive airway pressure in patients with obstructive sleep apnea," *Can. Resp. J.*, vol. 15, no. 7, pp. 365-369, 2008.
- [4] C.A. Kushida, et al. "Practice parameters for the indications for polysomnography and related procedures: an update for 2005," *SLEEP*, vol. 28, no. 4, pp. 499-521, 2005.
- [5] S. Su, et al. "A comparison of polysomnography and a portable home sleep study in the diagnosis of obstructive sleep apnea syndrome," *J. Otolaryngol. Head Neck Surg.*, vol. 131, no. 6, pp. 844-850, 2004.
- [6] J. Hedner, et al. "A novel adaptive wrist actigraphy algorithm for sleep-wake assessment in sleep apnea patients," *SLEEP*, vol. 27, no. 8, pp. 1560-1566, 2004.
- [7] M.O. Mendez, et al. "Sleep staging from heart rate variability: time-varying spectral features and hidden Markov models," *Int. J. of Biomed. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 3-4, pp. 246-263, 2010.
- [8] D.F. Kripke, et al. "Wrist actigraphic scoring for sleep laboratory patients: algorithm development," *J. sleep res.*, vol. 19, no. 4, pp. 612-619, 2010.
- [9] J. Hedner, et al. "Sleep staging based on autonomic signals: a multi-center validation study," *J. Clin. Sleep Med.*, vol. 7, no. 3, pp. 301-306, 2011.
- [10] X. Long, et al. "Sleep and wake classification with actigraphy and respiratory effort using dynamic warping," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 18, no. 4, pp. 1272-1284, 2014.
- [11] G. Guilleminault, et al. "The sleep apnea syndromes," *Annu. Rev. Med.*, vol. 27, no. 1, pp. 465-484, 1976.
- [12] H.K. Lee, et al. "Nasal pressure recordings for automatic snoring detection," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 53, no. 11, pp. 1103-1111, 2015.
- [13] H.K. Lee, *Automatic Sleep-Disordered Breathing Detection Using a Single Channel Record in Patients with Sleep Apnea Hypopnea Syndrome*, Ph.D. Dissertation, The Graduate School Yonsei University, Seoul (2013).
- [14] R.B. Berry, et al. *The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: rules, terminology and technical specifications*, American Academy of Sleep Medicine, 2007.
- [15] H.S. Shin, et al., "Adaptive threshold method for the peak detection of photoplethysmographic waveform," *Comput.*

- Biol. Med., vol. 39, no. 12, pp. 1145-1152, 2009.
- [16] A. Petrie, et al. Medical statistics at a glance, John Wiley & Sons, 2009.
- [17] R.O. Duda, et al. Pattern classification, 2nd Edition, Willey-Interscience, 2001.
- [18] S.J. Redmond, et al. "Sleep staging using cardiorespiratory signals," Somnologie., vol. 1, no. 4, pp. 245-256, 2007.
- [19] T. Willemen, et al. "An evaluation of cardiorespiratory and movement features with respect to sleep-stage classification," IEEE J. Biomed. Health Inform., vol. 18, no.2, pp. 661-669, 2014.