

단일 채널 뇌전도를 이용한 호흡성 수면 장애 환자의 각성 검출

論 文

55D-5-8

Detection of Arousal in Patients with Respiratory Sleep Disorder Using Single Channel EEG

趙 盛 必* · 崔 浩 善** · 李 景 中†

(Sung-Pil Cho · Ho-Seon Choi · Kyoung-Joung Lee)

Abstract - Frequent arousals during sleep degrade the quality of sleep and result in sleep fragmentation. Visual inspection of physiological signals to detect the arousal events is cumbersome and time-consuming work. The purpose of this study is to develop an automatic algorithm to detect the arousal events. The proposed method is based on time-frequency analysis and the support vector machine classifier using single channel electroencephalogram (EEG). To extract features, first we computed 6 indices to find out the informations of a subject's sleep states. Next powers of each of 4 frequency bands were computed using spectrogram of arousal region. And finally we computed variations of power of EEG frequency to detect arousals. The performance has been assessed using polysomnographic (PSG) recordings of twenty patients with sleep apnea, snoring and excessive daytime sleepiness (EDS). We could obtain sensitivity of 79.65%, specificity of 89.52% for the data sets. We have shown that proposed method was effective for detecting the arousal events.

Key Words : Arousal, Sleep Fragment, Time-Frequency Analysis, Electroencephalogram, Support Vector Machine

1. 서 론

수면 중 각성은 외부 또는 내부의 원인에 의해 수면상태가 일시적으로 중단되는 것을 의미하며, 수면 장애를 겪고 있는 사람들이나 일부 노인들의 경우 짧고 빈번한 수면 중 각성으로 인해 수면이 중단되곤 한다[1]. ASDA(American Sleep Disorders Association)는 수면 중 각성을 '수면 방추파를 제외한 급격한 뇌전도 주파수의 변화로, 세타, 알파와 또는 베타, 16Hz 이상의 주파수 성분을 포함할 수 있다'라고 정의하고 있다[1].

수면 중 각성은 몇 가지 형태로 구분된다. 각성이 대뇌에 영향을 주지 못하는 경우에는 피질하(sub-cortical) 또는 자율적(autonomic) 각성이라고 하며 심박수(heart rate)와 혈압의 변화를 통해 확인할 수 있다. 반면, 대뇌에 영향을 주는 경우를 대뇌(cortical) 또는 뇌전도(electroencephalogram: EEG) 각성이라고 하며 뇌전도를 관찰하여 확인할 수 있다[2]. 본 논문에서는 뇌전도 각성(EEG arousal)을 언급한다.

수면 중 각성이 중요한 이유는 이것이 수면의 질과 직접적인 관련이 있기 때문이다. 빈번한 수면 중 각성은 수면 시간을 줄일 뿐만 아니라 반복되는 수면-각성 변화로 인해 수면 분절(sleep fragmentation)을 초래한다. 줄어든 수면 시간과

수면 분절은 주간과다수면(excessive daytime sleepiness, EDS)을 유발하며, 수면 분절이 심할 경우 인지기능에 영향을 줄 수도 있다[3]. 따라서 수면 중 각성의 발생여부와 그 빈도를 확인하는 것은 매우 중요하다.

수면 중 각성을 진단하는 표준 방법으로는 수면다원검사(polysomnography: PSG)가 있다. 그러나 수면다원검사의 경우 6-8시간 동안 기록된 방대한 양의 생체신호를 숙련된 수면전문가 육안으로 분석하기 때문에 이에 소요되는 시간과 인력 낭비 등의 문제점이 제기되고 있으며, 오랜 시간 동안 행해지는 분석과정에서 오류가 발생할 가능성이 있다. 따라서 수면 중 각성을 자동으로 검출하는 방법에 대한 필요성이 대두되기 시작하였다[3][4].

수면 중 각성을 자동으로 검출하기 위한 기존의 연구들을 살펴보면, Drinnan 등은 호흡신호와 신체의 움직임, 근전도 등을 이용하였지만 정확도가 매우 낮은 검출 성능을 보였으며[5], Jobert 등은 뇌전도 신호의 알파파를 사용하여 수면상태와 깨어있는 상태를 구별하는 방법을 제안하였다[6]. Drinnan 등은 호흡관련 수면장애가 있는 피험자들을 대상으로 한 실험에서 뇌전도 주파수와 관련된 특징 기반의 자동화된 방법을 이용한 각성 검출의 가능성을 보였다[7]. 상기의 연구들은 여러 종류의 생체신호를 사용하여 많은 수의 특징을 추출함으로써 그 구성이 복잡하며, 수면상태에 대한 정보를 직접 추출하지 않고 수면전문가가 제공한 정보를 사용하여 각성 검출에 이용한 한계를 갖고 있다[3][4].

이에 본 논문에서는 단일채널 뇌전도 신호의 시-주파수 분석 결과를 바탕으로 수면상태에 대한 정보와 각성 시의 주파수 특성에 근거한 특징을 추출하여 수면 장애 환자의 각성을 자동으로 검출할 수 있는 방법을 제안하였다.

† 교신저자, 正會員 : 延世大學校 醫工學科 教授 · 工學博士
移動型 應急醫療情報시스템 開發센터(CEMI)
E-mail : lkj5809@yonsei.ac.kr

* 正會員 : 延世大學校 醫療工學協同課程 博士課程

** 正會員 : 大元科學大 醫療情報시스템科 教授 · 工學博士
接受日字 : 2006年 2月 13日
最終完了 : 2006年 3月 30日

2. 실험방법

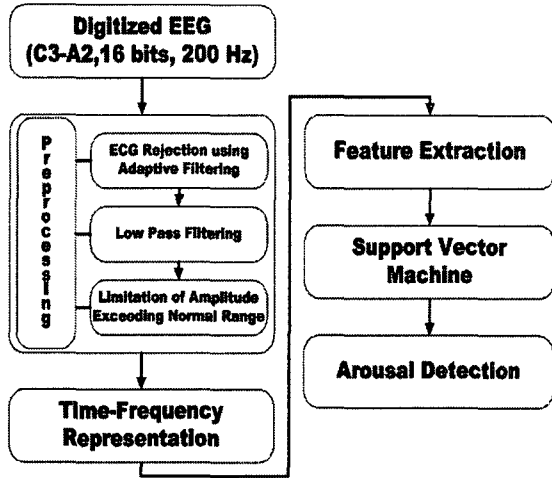


그림 1 각성 검출을 위한 신호처리 과정 블록도
 Fig. 1 Block diagram of signal processing for arousal detection

수면 중 각성을 검출하기 위한 뇌전도 신호처리 과정은 1) 뇌전도 신호의 획득, 2) 각종 잡음을 제거하기 위한 전처리, 3) 뇌전도 분석을 통한 특징 추출, 4) 각성 검출의 네 단계로 구성된다. 그림 1은 본 연구에서 제안한 수면 중 각성 검출 방법의 블록도이다. 수면다원검사로부터 획득한 뇌전도 신호를 전처리 과정을 거쳐 각종 잡음을 제거 한 후 시-주파수 분석을 통해 각성 구간과 정상 구간의 특징을 추출하고 이를 SVM(support vector machine) 분류기에 적용함으로써 수면 중 각성을 검출하였다. 그림 1에 도시한 신호처리 전 과정은 Mathworks사의 Matlab 7.0을 이용하여 처리하였다.

2.1 실험대상 및 데이터

본 논문에서 사용된 데이터는 무호흡-저호흡 지수(apnea-hypopnea index: AHI)가 시간당 약 14~65회인 20명의 호흡성 수면 장애 환자의 수면다원검사 데이터로 서울아산병원 수면장애센터에서 측정된 데이터를 사용하였다. 피실험자들의 평균 연령은 51.06세, 평균 신장은 169.56cm, 평균 체중은 72.28kg이며, 세부적인 사항은 표 1에 나타내었다.

피실험자들에 대한 수면다원검사는 Grass-Telefactor사(미국)의 디지털 수면다원검사기를 사용하여 이루어졌으며, 측정된 모든 생체신호는 디지털 형태(16 bits, 200 samples/sec)로 저장되었다. 측정된 생체신호의 종류는 안전도, 턱-근전도, 뇌전도, 다리-근전도, 호흡기류, 호흡운동, 심전도, 산소포화도가 있으며, 부가적으로 마이크를 사용하여 코골음을 측정하였고 카메라를 사용하여 수면 중 체위변화 측정하였다. 뇌전도 측정에서는 가장 널리 사용되는 10-20 전극배치법으로 전극을 부착하여 4채널(C3-A2, C4-A1, O1-A2, O2-A1) 뇌전도 신호를 획득하였다. 본 연구에서 사용된 수면다원검사 데이터는 수면 전문가가 검토하여 30초 간격으로 수면 단계를 분류하였고, 이와 별도로 수면 무호흡/저호흡, 수면 중 각성, 코골이 등의 발생 및 지속시간을 기록하였다. 본 연구에서는 상기에 기술한 수면다원검사 데이터로부터 C3-A2에서 측정

표 1 실험에 사용된 수면다원검사 데이터의 정보

Table 1 Experimental data

No.	나이 (세)	성별	신장 (cm)	체중 (kg)	AHI	AI	TAT (분)	TST (분)	비고
1	51.7	남	177	85	39.79	40.27	52.46	393.41	
2	54.1	남	172	80	48.15	36.62	61.76	408.99	학습군
3	87.5	여	150	51	35.57	11.15	17.09	384.74	
4	20.9	남	167	63	21.39	10.42	17.54	450.99	
5	29.3	남	170	73	31.87	15.54	24.36	405.24	
6	39.4	남	171	81	60.65	37.99	51.15	386.99	
7	57.9	남	172	82	42.06	46.14	103.5	504.49	
8	50.8	남	x	x	40.9	54.08	83.90	465.49	
9	47.1	남	x	x	25.26	19.26	33.63	399.32	
10	68.5	남	170	53	36.47	28.99	64.13	404.07	
11	62.1	남	164	70	32.93	25.76	44.31	428.74	
12	61.1	남	171	76	14	25.5	53.77	451.82	
13	45.1	남	173	66	14.08	16.72	28.21	428.41	
14	48.1	남	173	78	30.8	27.13	27.11	394.82	
15	53.2	남	161	59	25.23	12.76	17.33	428.24	
16	65.2	여	158	59	14.96	16.42	24.10	420.24	
17	52.0	남	170	75	65.44	66.62	110.79	427.16	
18	49.1	남	176	83	27.47	17.17	20.20	315.91	
19	29.0	남	182	77	25.35	26.48	42.18	444.99	
20	49.0	남	175	90	31.63	26.88	40.25	423.49	
평균	51.06		169.56	72.28	33.20	28.09	45.89	418.38	

* AHI(apnea-hypopnea index): 무호흡-저호흡 지수, AI(arousal index): 각성 지수
 * TAT(total arousal time): 전체 각성 시간, TST(total sleep time): 전체수면시간
 * x: 해당 정보 없음

된 뇌전도 신호를 사용하였다. 또한 총 20개의 데이터 중 6개의 데이터를 뇌전도 신호의 분석 및 학습에 사용하였으며, 나머지 14개의 데이터를 제안된 각성 검출 방법의 평가에 사용하였다.

2.2 전처리

뇌전도 측정 시 전극을 통해 유도되는 신호는 본래의 뇌전도뿐만 아니라 근전도, 심전도, 안전도 등이 있으며, 뇌전도 신호에 지속적으로 영향을 주어 분석의 오류를 증가시키는 원인이 된다[8].

본 연구에서는 뇌전도 신호에 존재하는 각종 잡음을 제거하기 위하여 3단계의 전처리 과정을 적용하였다. 첫째, 뇌전도 신호를 주입력으로 하고 심전도 신호를 기준입력으로 하는 2차 회귀최소제곱(recursive least square: RLS) 적응필터를 구성하여 뇌전도 신호에 포함된 심전도 신호를 최소화하도록 하였다. 둘째, 선형위상을 갖는 128차 50Hz 저역통과필터를 사용하여 뇌전도 신호에 존재하는 고주파 잡음을 최소화하였다. 셋째, 정상 뇌전도의 크기 범위를 벗어나는 신호를 제거하기 위하여 신호의 진폭을 $\pm 150\mu V$ 로 제한하였다. 그림 2는 상기에 기술한 전처리 과정의 결과를 나타낸 것으로 (a)는 심전도가 포함된 뇌전도, (b)는 적응필터를 통과한 신호, (c)는 저역통과필터를 통과한 신호이다. 그림에서 보는바와 같이 뇌전도 신호에서 심전도 신호가 효과적으로 감소된 것을 볼 수 있으며, 고주파 성분도 감소된 것을 볼 수 있다.

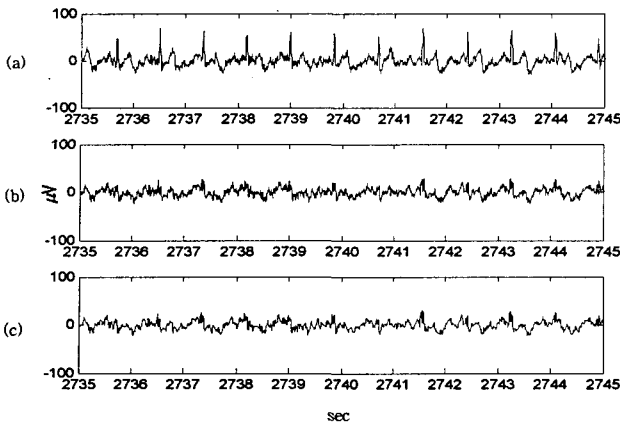


그림 2 뇌전도 신호의 전처리 예시
 (a) 심전도가 포함된 뇌전도 (b) 심전도 잡음 제거
 (c) 고주파 성분 제거
Fig. 2 An example of pre-processed EEG signal
 (a) EEG with ECG artifact (b) ECG artifact removed
 (c) high frequency noise removed

2.3 시-주파수 분석

뇌전도 신호의 분석 방법에는 시간 영역 분석과 주파수 영역 분석이 사용되고 있으며, 최근에는 비선형 분석방법도 사용되고 있다[9]. 수면 중 발생하는 각성 상태에서의 뇌전도 신호는 그 특성이 시간에 따라 빠르게 변화하므로 시-주파수 분석 방법을 적용하기에 적합하다. 본 논문에서는 뇌전도 분석을 위한 시-주파수 분석 방법으로 STFT(short time Fourier transform)의 제곱인 스펙트로그램(spectrogram)을 사용하였다. 시계열 신호 $x(t)$ 에 대한 STFT는 식 (1)과 같이 정의되며, 스펙트로그램은 식 (2)와 같이 정의된다[10].

$$X_{STFT}(t, f) = \int x(\tau)h^*(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1)$$

$$Spectrogram(t, f) = |X_{STFT}(t, f)|^2 \quad (2)$$

단, $h(t)$ 는 윈도우 함수이다.

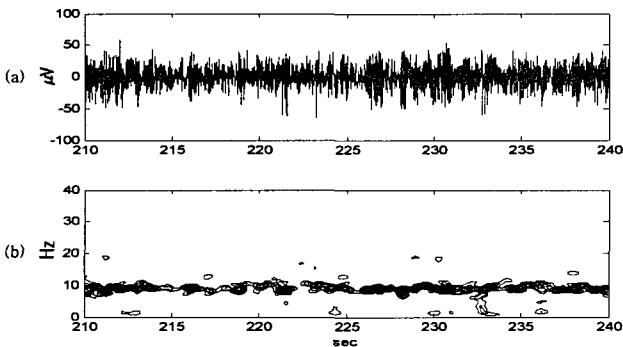


그림 3 각성 상태에서의 뇌전도 신호와 스펙트로그램 예시
 (a) 뇌전도 (b) 스펙트로그램
Fig. 3 An example of EEG signal when a subject was awake and spectrogram
 (a) EEG (b) contour plot of spectrogram

본 논문에서 뇌전도 신호의 스펙트로그램 계산에 사용된 윈도우는 257샘플의 길이를 갖는 Hanning 윈도우를 사용하였으며, 0.5초의 시간 해상도, 0.1953Hz의 주파수 해상도를 갖도록 스펙트로그램을 계산하였다. 그림 3은 피험자가 잠들기 전에 깨어있는 순간의 뇌전도 신호와 스펙트로그램 결과를 나타낸 것으로 스펙트로그램의 경우 좀더 자세히 나타내기 위하여 시간 해상도를 0.05초로 계산하고 등고선 그림 형태로 나타내었다. 그림 3의 스펙트로그램에서 보는바와 같이 잠들기 전 각성 상태의 특징 주파수 대역인 8Hz에서 12Hz사이의 파워가 두드러지는 것을 볼 수 있다.

2.4 특징추출

각성 상태에서의 뇌전도 신호는 여러 주파수 대역에서 다양하게 변화할 뿐만 아니라 수면 단계에 따라서 다르게 나타나는 것으로 알려져 있다. 특징을 추출하기 위한 여러 연구 중 Carli 등은 각성 시 뇌전도는 일반적으로 알파파의 증가를 수반하지만 수면 단계에 따라 변화가 다르며, 피험자의 수면 상태, 즉, 수면여부(깨어 있는지 또는 잠들어 있는지)에 대한 정보는 각성 검출에 유용하다고 보고하였다[3][11]. 또한 Jobert 등은 델타와 세타파 파워의 합과 알파파 파워의 비율인 ASI(alpha slow wave index)를 사용하여 수면 여부를 검출하였으며[6], Kemp 등은 비-급속안구운동 수면 시 뇌전도 신호의 저주파 성분의 파워인 SWP(slow wave power)를 사용하여 수면의 깊이를 간접적으로 알 수 있다고 하였다[12]. 이와 유사한 것들로 TSI(theta slow wave index), 뇌전도 신호의 비동기화(desynchronization) 지표 등이 있다[3][13]. 표 2에 상기의 연구에서 사용한 지표와 주파수 파워의 비율을 나타내었다.

그림 4는 본 연구에서 사용된 수면다원검사 데이터 중 하나를 발췌하여 표 2의 지표들을 계산한 다음 101차 매디안 필터에 적용하여 스무딩한 결과를 전체 수면 시간에 대해 나타낸 것으로 실제 수면 단계를 (a)에 표시하고 각 지표들 TSI, Desyn, ASI, SWS, RSWPS, RSWPW의 순서로 (b)-(g)에 나타낸 것이다. 그림 4에서는 실제 수면 단계는 수면의 깊이에 따라 큰 값을 갖도록 수면 단계로 분류되지 않는 구간(no stage)을 1, 각성기(wake)를 2, 움직임이 발생한 경우(movement tension)를 3, 급속안구운동 수면을 4, 비급속

표 2 수면상태를 알기위한 지표와 비율 식
Table 2 Index for sleep state and ratio of power

지표	설명	주파수 파워의 비율 계산식
TSI	theta slow wave index	$\left(\sum_{f=4}^8 Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^4 Spec.(t, f) + \sum_{f=8}^{11} Spec.(t, f)\right)$
Desyn	desynchronization index	$\left(\sum_{f=16}^{20} Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^4 Spec.(t, f)\right)$
ASI	alpha slow sleep index	$\left(\sum_{f=4}^{11} Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^4 Spec.(t, f)\right)$
SWS	slow wave sleep index 1	$\left(\sum_{f=0}^4 Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^{12} Spec.(t, f) + \sum_{f=16}^{20} Spec.(t, f)\right)$
RSWPS	slow wave sleep index 2	$\left(\sum_{f=0.5}^4 Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^{20} Spec.(t, f)\right)$
RSWPW	slow wave sleep index 3	$\left(\sum_{f=0.5}^4 Spec.(t, f)\right) / \left(\sum_{f=0.5}^{20} Spec.(t, f)\right)$

* Spec. = Spectrogram

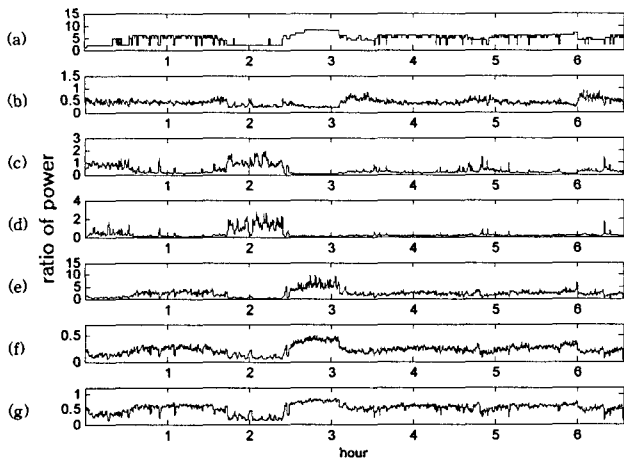


그림 4 수면 단계와 각 지표의 계산 값
 (a) 수면 단계 (b) TSI (c) desyn (d) ASI (e) SWS (f) RSWPS (g) RSWPW
Fig. 4 Sleep stage and the related indices
 (a) sleep stage (b) TSI (c) desyn (d) ASI (e) SWS (f) RSWPS (g) RSWPW

안구운동 수면 1~4단계를 각각 5~8로 할당하였다. 그림 4에서 보는바와 같이 수면다원검사가 시작된 처음부분을 제외하면 TSI, Desyn, ASI는 깊은 수면에서 각성기로 갈수록 수면 단계와 반비례하여 증가하고, SWS, RSWPS, RSWPW는 각성기에서 깊은 수면으로 갈수록 수면 단계에 비례하여 값이 증가하는 것을 볼 수 있다. 특히 RSWPS와 RSWPW의 경우 실제 수면 단계와 매우 유사하게 나타나는 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 TSI, Desyn, ASI, SWS, RSWPS, RSWPW를 수면상태를 알기위한 정보로서 수면 중 각성을 검출하기 위한 특징으로 사용하였다.

본 논문에서는 각성 상태에서 각 주파수 대역의 파워 변화를 분석하기 위해서 스펙트로그램 결과로부터 7개의 주파수 대역 < 0-0.5Hz(델타1), 0.5-4Hz(델타2), 4-8Hz(세타), 8-12Hz(알파), 12-16Hz(시그마), 16-30Hz(베타1), 30-50Hz(베타2) >을 계산하였다. 일반적으로 수면 중에 측정된 뇌전도는 깨어있을 때 측정된 뇌전도의 변화보다는 상대적으로 덜 복잡하여 개인차가 감소하기 때문에 뇌전도의 각 주파수 대역의 파워는 절대 파워를 그대로 사용하거나 상대 파워를 사용한다 [8][9]. 식 (3)으로 정의되는 절대 파워는 주파수 분석을 통해 계산된 각 대역의 파워를 그대로 사용하는 것을 의미한다.

$$Absolute\ Power(t, f) = \sum_{f=f_1}^{f_2} Spectrogram(t, f) \quad (3)$$

그림 5는 본 논문에서 사용된 뇌전도 데이터의 일부를 발췌한 것으로서 수면 중에 발생한 각성 상태에서의 뇌전도 변화를 그림 5.(a)에 스펙트로그램 결과를 그림 5.(b)에 나타내었다. 그림 5.(a)에서 점으로 표시된 약 8780-8787초 사이에 각성이 발생하였으며, 그림 5.(b)에서도 알 수 있듯이 알파파의 파워가 크게 증가하였다. 이러한 파워의 변화는 각 주파수 대역으로 나누어 표시하면 명확히 알 수 있다. 그림 6은 그림 5.(b)의 스펙트로그램 결과로부터 7개의 주파수 대역을

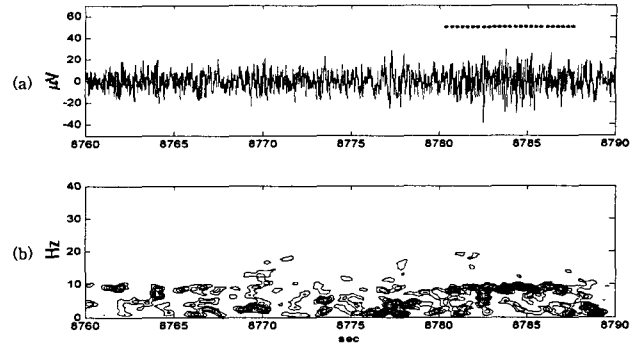


그림 5 각성시의 뇌전도 신호와 스펙트로그램 예시
 (a) 각성이 발생한 순간의 뇌전도 (b) 스펙트로그램
Fig. 5 An example of EEG and spectrogram in arousal
 (a) EEG during arousal (b) contour plot of spectrogram

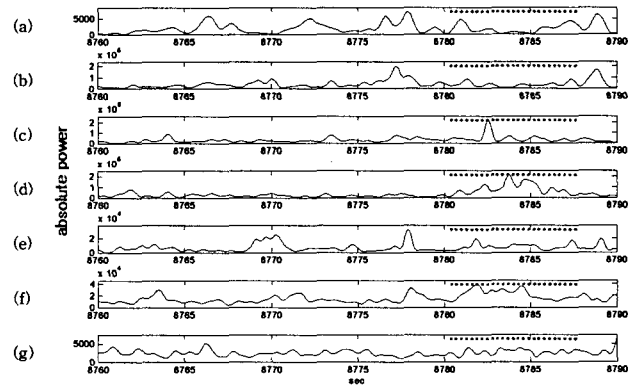


그림 6 각 대역별 파워
 (a) delta1 (b) delta2 (c) theta (d) alpha (e) sigma (f) beta1 (g) beta2
Fig. 6 Power for each band
 (a) delta1 (b) delta2 (c) theta (d) alpha (e) sigma (f) beta1 (g) beta2

계산하여 (a)-(g)의 순서대로 나타낸 것이다. 그림 6에서 보는바와 같이 알파와 베타1의 파워가 증가하여 각성 종료 시점까지 지속되는 것을 볼 수 있으며, 간헐적으로 시그마와 세타, 베타2의 파워도 증가한 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 앞서 언급한 7개 주파수 대역의 파워 중에서 각성 발생과 높은 상관관계를 가지는 주파수 대역을 알아보기 위해서 각 대역별로 각성 발생과의 상관계수를 계산하였다. 본 논문에서 사용한 상관계수는 식 (4)로 정의되는 Pearson의 상관계수로 두 신호의 공분산(covariance)을 각 표준편차의 곱으로 나눈 것이다. 식 (4)에서 \bar{x} , \bar{y} 는 신호 x, y의 평균을 의미한다.

$$r = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (x(n) - \bar{x})(y(n) - \bar{y})}{\sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (x(n) - \bar{x})^2\right)} \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (y(n) - \bar{y})^2\right)}} \quad (4)$$

표 3은 수면다원검사 데이터 중 1개를 선택하여 각 대역별 파워와 각성 발생과의 상관계수를 계산한 결과이다. 표 3에

표 3 주파수 대역별 파워와 각성의 상관계수(피험자 1)
Table 3 Correlation coefficients between band power and arousal

	delta1	delta2	theta	alpha	sigma	beta1	beta2
subject 1	0.0758	0.0150	0.1677	0.3414	0.1783	0.4246	0.2407

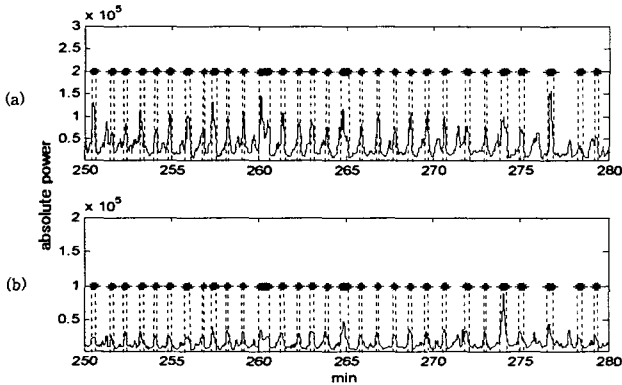


그림 7 각성의 유무와 알파, 베타1 대역의 파워변화
(a) 알파 대역의 파워 변화 (b) 베타1 대역의 파워 변화
Fig. 7 Power variation of alpha and beta1 band with arousal
(a) Power of alpha band (b) Power of beta1 band

서 보는바와 같이 알파와 베타1의 경우가 각각 0.3414, 0.4246으로 가장 큰 상관계수를 갖는 것을 알 수 있다. 그림 7은 표 3에서 가장 큰 상관계수를 갖는 알파와 베타1의 파워변화와 각성발생을 나타낸 것으로 전체 수면 시간 중 250분에서 280분 사이를 보여주고 있다.

그림 7에서 별모양의 점선으로 표시된 부분이 각성이 발생한 구간을 의미하며, 실선으로 표시된 부분이 알파와 베타1의 파워를 나타낸다. 그림에서 보는바와 같이 각성이 발생한 구간에서 알파와 베타1의 파워가 크게 증가한 것을 알 수 있다. 이 과정을 6개의 데이터에 대하여 반복한 결과를 표 4에 나타내었다. 표 4에서 보는바와 같이 3, 4번째 피험자의 경우를 제외하면 알파, 시그마, 베타1, 2가 각성발생과 가장 큰 상관관계를 갖는 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 수면 중 각성을 검출하기 위한 주파수 대역 특징으로 알파, 시그마, 베타1, 2를 사용하였다.

수면 중 각성에 의한 뇌전도 주파수의 파워 변화는 현재의 뇌전도 주파수 파워와 과거(또는 미래)의 뇌전도 주파수 파워의 차이로도 간주할 수 있다. 이러한 특정 주파수 대역에 대해서 현재의 파워와 과거(또는 미래)의 파워의 차이를 식 (5), (6)과 같이 정의할 수 있다.

$$EPV 1 = \left| power(n, f) - \frac{1}{k} \sum_{m=n-k}^{n-1} power(m, f) \right| \quad (5)$$

$$EPV 2 = \left| power(n, f) - \frac{1}{k} \sum_{m=n+1}^{n+k} power(m, f) \right| \quad (6)$$

식 (5)에서 첫 번째 항 $power(n, f)$ 는 시간 n 에서의 주파수 대역 f 의 파워를 의미하며, 두 번째 항은 시간 $n-k$ 부터 $n-1$ 까지의 동일 주파수 대역의 파워의 평균을 의미한다. 마찬가지로

표 4 주파수 대역별 파워와 각성의 상관계수(피험자 1-6)
Table 4 Correlation coefficient between band power and arousal for 6 subjects

주파수 대역	delta1	delta2	theta	alpha	sigma	beta1	beta2
피험자							
subject 1	0.0758	0.0150	0.1677	0.3414	0.2783	0.4246	0.2407
subject 2	0.0042	-0.1216	0.0426	0.4922	0.4226	0.5046	0.3415
subject 3	-0.1044	-0.1341	-0.0861	0.1317	0.1677	0.1582	0.1079
subject 4	0.0413	-0.0104	-0.0011	0.1320	0.1553	0.3585	0.3535
subject 5	0.1126	0.1226	0.2342	0.2405	0.3343	0.4112	0.4067
subject 6	0.1879	0.1040	0.2137	0.3513	0.3894	0.5534	0.5567
평균	0.0529	-0.0041	0.0952	0.2815	0.2913	0.4017	0.3345

지로, 식 (6)의 첫 번째 항은 시간 n 에서의 주파수 대역 f 의 파워를 의미하며, 두 번째 항은 시간 $n+1$ 부터 $n+k$ 까지의 동일 주파수 대역의 파워의 평균을 의미한다. 이 두 가지 파워 변화에 관한 식은 각각 과거와 미래의 평균값과의 차이를 나타낸다.

그림 8에 본 연구에서 사용된 수면다원검사 데이터 1개에 대하여 EPV 1($k=10$)을 계산한 다음 17차 메디안 필터를 적용한 결과를 나타내었다. (a)는 전체 수면 시간 중 60~200분 사이의 결과를 나타낸 것이고 (b)와 (c)는 각각 70~90분, 145~165분을 확대한 것이다. 스펙트로그램의 시간 해상도는 0.5초이기 때문에 EPV 1에서 $k=10$ 이면 현재와 이전 5초 동안의 평균과의 차이를 의미한다. 그림 10에서 보는바와 같이 각성이 발생한 경우 EPV 1의 값이 커지는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 수면 중 각성을 검출하기 위한 특징으로 $k=10$, 20인 경우에 대해 각각 EPV 1, 2를 계산하여 총 4개의 특징을 사용하였다.

결과적으로 본 논문에서는 수면 중 각성 검출에 유용한 특징을 추출하기 위해서 각성이 발생한 순간의 시-주파수 결과를 분석하여 알파, 시그마, 베타1, 2의 대역별 파워 4개를 추출하였다. 또한 피험자의 수면상태에 대한 정보를 반영하기

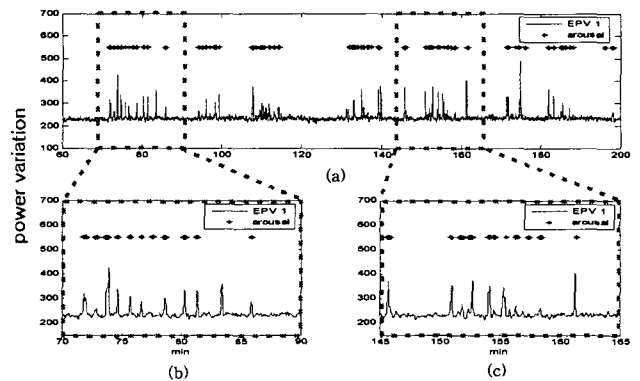


그림 8 뇌전도 주파수 파워 변화(EPV 1, $k=10$)
(a) EPV 1의 결과 (b) 70~90분 (c) 145~165분

Fig. 8 EEG power variation(EPV 1, $k=10$)
(a) Result of EPV 1 (b) 70~90 min. (c) 145~165 min.

위하여 TSI, Desyn, ASI, SWS, RSWPS, RSWPw의 6가지 지표를 추출하였으며, 호흡성 수면 장애 환자의 특성에 의해 각성시의 뇌전도가 다양하게 변화하는 것을 관찰하고 여러 주파수 대역의 변화를 반영하기 위한 뇌전도 파워 변화 특징 4개를 추출하였다.

2.5 Support Vector Machine

본 논문에서는 수면 중 각성을 검출하기 위한 분류기로서 일반적으로 신경망보다 우수하다고 알려진 SVM 분류기를 사용하였다. SVM은 신경망보다 적은 수의 학습 데이터로도 우수한 분류 성능을 보이는 장점이 있다[14].

SVM은 기본적으로 두 범주를 갖는 객체들을 분류하는 초평면(hyperplane)을 분석하는 것으로 객체들의 분리를 최대화할 수 있는 최적 분리 경계면을 제공한다. 기존의 분류기들 대부분이 경험적 위험 최소화(empirical risk minimization)에 기초하는 반면에 SVM은 일반화 에러의 상한(upper bound)을 최소화하는, 구조적 위험 최소화(structural risk minimization) 기법에 그 기초를 두고 있다[14-16].

학습 데이터가 식 (7)과 같이 주어졌을 때, 입력 데이터 x_i 는 두 클래스 중의 하나에 속하고, y_i 는 해당 클래스를 표시하는 라벨의 역할을 한다.

$$[(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)] \in R^d \times \pm 1 \quad i=1, \dots, N \quad (7)$$

SVM은 각 클래스를 구분하는 최적의 분리 초평면(separating hyper-plane)을 구하기 위해 분리 경계면과 분리 경계면에 가장 인접한 점(support vector)과의 거리를 최대화한다. 만약, 두 클래스가 선형적으로 분리가 가능하다면, 두 클래스로 구분할 수 있는 최적의 선형 분리 경계면은 식 (8)로 정의할 수 있다.

$$f(x) = w^T x + b \quad (8)$$

식(8)에 의해, support vector와 $f(x)$ 의 거리를 $1/\|w\|$ 로 나타낼 수 있고, SVM은 $\|w\|$ 를 최소화하여 분리 간격이 최대가 되도록 하는 최적 분리면을 구하게 된다.

본 논문에서는 SVM 분류기에 사용되는 커널 함수로 방사기저함수(radial basis function) 커널을 사용하였으며, 커널의 폭은 실험적으로 1로 결정하였다. 그리고, 마진폭과 분류 오류 사이의 절충점을 찾아주는 역할을 담당하는 오류 패널티 변수는 실험적인 방법을 통해 10으로 결정하였다.

3. 실험결과 및 고찰

본 연구에서 제안한 수면 중 각성 검출 방법의 성능을 평가하기 위하여 식 (9), (10)으로 정의되는 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity)를 계산하였다. 식 (9)에서 TP(true positive)는 수면 중 각성을 정확히 검출한 개수를 말하며, FN(false negative)은 수면 중 각성을 정상으로 잘못 검출한 개수를 의미한다. 식 (10)에서 TN(true negative)은 정상을 정확히 검출한 개수를 말하며, FP(false positive)는 정상을 수면 중 각성으로 잘못 검출한 개수를 의미한다. 즉, 민감도

란 전체 수면 중 각성 중에서 정확하게 수면 중 각성을 검출한 정도를 의미하며, 특이도란 전체 정상 구간 중에서 정확하게 정상구간을 검출한 정도를 의미한다.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100(\%) \quad (9)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100(\%) \quad (10)$$

본 연구에서는 호흡성 수면 장애 환자의 수면 중 각성을 검출하기 위하여 단일채널 뇌전도 신호로부터 추출한 4개의 대역별 파워와 4개의 주파수 파워 변화, 6개의 수면상대지표를 사용하였다. SVM 분류기의 학습을 위해 1~6번 데이터로부터 18000개의 샘플을 사용하였으며, 7~20번 데이터를 평균군으로 사용하였다.

표 5는 4개의 주파수 대역별 파워 특징과 4개의 주파수 파워 변화, 6개의 수면상태 지표를 사용하여 수면 중 각성을 검출한 결과이다. 학습군에 대해서는 81.46%의 민감도와 88.51%의 특이도를 보였으며, 평균군에 대해서는 79.06%의 민감도와 89.95%의 특이도를 나타내어 전체적으로는 79.65%의 민감도와 89.52%의 특이도를 보였다.

표 5로부터 각성 검출 결과가 낮은 경우를 살펴보면, 3, 6-8, 16, 19, 20번 데이터의 경우 비교적 낮은 민감도를 나타내었다. 상기의 7개의 데이터에서 오류가 가장 많이 발생한

표 5 각성 검출 결과

Table 5 Results of arousal detection

데이터	TP	TN	FP	FN	Sens.(%)	Spec.(%)	비고
1	5186	36490	4424	1109	82.38	89.19	학습군
2	6723	37433	4235	688	90.72	89.84	
3	1555	33985	10133	496	75.82	77.03	
4	1845	46730	5284	260	87.65	89.84	
5	2270	43983	1723	653	77.66	96.23	
6	4353	35675	4626	1785	70.92	88.52	
합계	21932	234296	30425	4991	81.46	88.51	
7	7885	45510	2609	4535	63.49	94.58	평균군
8	6870	42875	2916	3198	68.24	93.63	
9	3344	38635	5249	691	82.87	88.04	
10	6508	35406	5388	1187	84.57	86.79	
11	4350	41520	4612	967	81.81	90.00	
12	5405	41399	6368	1047	83.77	86.67	
13	2951	44261	3763	434	87.18	92.16	
14	3081	35393	8733	172	94.71	80.21	
15	1556	47593	1716	524	74.81	96.52	
16	2065	42449	5088	827	71.40	89.30	
17	12005	34260	3704	1290	90.30	90.24	
18	2226	31024	4461	198	91.83	87.43	
19	3746	45040	3297	1316	74.00	93.18	
20	3793	40652	5337	1037	78.53	88.40	
합계	65785	566017	63241	17423	79.06	89.95	
총계	87717	800313	93666	22414	79.65	89.52	

* Sens.: sensitivity, Spec.: specificity

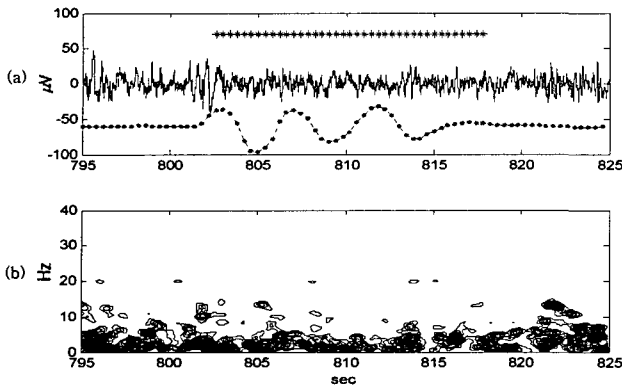


그림 9 뇌전도 변화가 없는 경우의 각성
 (a) 뇌전도와 호흡 신호 (b) 뇌전도 신호의 스펙트로그램
 Fig. 9 Arousal with no change in EEG
 (a) EEG, respiration signal (b) contour plot of spectrogram of EEG

원인으로는 정상수면 구간과 차이가 없을 정도로 각성 시 뇌전도 신호의 변화가 작은 경우를 들 수 있다. 그림 9에 각성 시 뇌전도 신호의 변화가 작은 경우를 다수 포함하고 있는 6번 데이터의 일부를 도시하였다. 그림 9.(a)는 각성이 발생한 구간의 뇌전도 신호와 호흡신호를 나타낸 것이고 그림 9.(b)는 뇌전도 신호의 스펙트로그램 결과를 나타낸 것이다. 그림 9.(a)에서 점선으로 표시된 호흡신호는 각성이 발생하기 전에 무호흡 구간이 있음을 알려준다. 그림 9.(a)에서 보는바와 같이 약 802-818초 부근에서 각성이 발생하였으며, 무호흡으로 인해 변화가 없던 호흡신호가 각성 발생과 함께 호흡이 재개되어 호흡신호가 변화하는 것을 볼 수 있다. 이 경우 무호흡으로 인한 수면 중 각성이 발생한 것은 확인 할 수 있지만 뇌전도 신호와 이의 스펙트로그램에서는 각성 전후와 비교하여 거의 변화가 없다. 검출 결과가 낮은 데이터들의 경우에는 이와 유사한 형태의 각성이 다수 존재하기 때문에 오류를 증가시키는 원인이 되었다.

상기의 원인과 함께 각성 검출 시 오류의 많은 부분을 차지하면서 공통적으로 발견되는 원인으로는 각성 발생 시의 지속시간을 정확하게 검출하지 못한 경우가 있다. 이것은 각성 발생 구간에서의 뇌전도 변화가 지속적이지 않은 경우, 즉, 부분적으로 뇌전도의 변화가 작거나 없는 경우에는 정상수면으로 검출했기 때문이다. 수면 전문가의 경우, 이러한 각성 구간을 경험적으로 하나의 각성 구간으로 판단하지만 자동 검출 방법에서는 특별한 조건을 지정해 주지 않을 경우, 뇌전도 변화가 큰 구간만을 검출하거나, 특정 지속시간 미만인 경우 정상수면으로 판단하기 때문에 실제 각성 발생 시의 지속시간과 차이가 발생하였다. 그러나 이러한 오류는 지속시간이 짧지만 이웃하여 존재하는 검출 구간에 대해 후처리 과정을 통해 하나의 검출 구간으로 보정한다면 다소 감소할 것으로 생각된다.

그림 10은 각 피험자에 대하여 실제 수면 중 각성의 총 발생 시간과 본 논문에서 제안한 방법으로 검출한 각성의 총 발생시간을 나타낸 것이다. (a)는 실제 각성이 발생한 시간의 합계이며, (b)는 검출된 각성 시간의 합계이다. 20개의 데이터에 대해 평균적으로 15.09±10.76분의 오차를 나타내어 실제 각성 발생 시간과 제안된 방법에 의해 검출된 각성 발생 시간이 유사한 것을 알 수 있다.

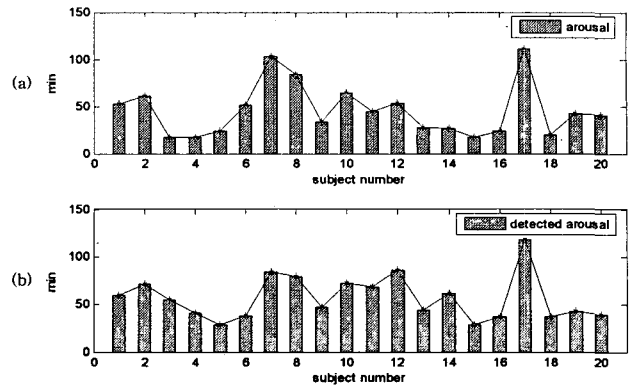


그림 10 수면 중 각성의 총 발생시간(분)
 (a) 각성 발생시간 (b) 검출에 의해 계산된 각성 발생시간
 Fig. 10 Total arousal time during sleep(min.)
 (a) total arousal time (b) detected total arousal time

실제 수면다원검사에서는 수면 중 각성 뿐만 아니라 여러 가지 수면 장애를 진단하기 위한 목적으로 다양한 생체신호를 측정한다. 이에따른 많은 수의 전극 및 계측 장비는 환자들에게 큰 거부감을 주어 편안한 수면을 방해하는 원인이 되기도 한다. 이러한 관점에서 각성 검출에 사용되는 생체신호의 종류 및 숫자를 줄이는 것은 중요하다.

본 연구에서는 단일 채널 뇌전도의 스펙트로그램 계산을 통해 대역별 파워와 파워 변화, 수면상태 지표를 추출하고, 이를 SVM 분류기에 적용하여 호흡성 수면 장애 환자의 수면 중 각성을 검출하는 방법을 제안하였다. 다채널 뇌전도와 턱-근전도, 수면상태에 대한 정보를 이용한 기존 연구[3][4]와 비교하여 단일 채널 뇌전도만을 사용하였음에도 불구하고 우수한 검출 성능을 보였다.

4. 결 론

본 연구에서는 단일 채널 뇌전도의 시-주파수 분석에 기초한 특징들과 SVM 분류기를 사용하여 호흡성 수면 장애 환자의 각성을 검출하는 방법을 제안하였다.

각성 시 빠르게 변화하는 뇌전도의 주파수 특성을 분석하기 위해 스펙트로그램을 사용하였다. 스펙트로그램 결과로부터 8-12Hz(알파), 12-16Hz(시그마), 16-30Hz(베타1), 30-50Hz(베타2) 대역의 파워를 추출하여 통계적 분석을 통해 수면 중 각성 검출에 유용함을 확인하였다. 또한 수면상태를 반영하기 위한 6가지 지표를 추출하였으며, 파워변화에 기초한 특징들을 추출하여 유용성을 확인하였다. 계산된 특징들을 신경망보다 우수하다고 알려진 SVM 분류기에 적용하여 79.65%의 민감도와 89.52%의 특이도의 각성 검출 성능을 확인할 수 있었으며, 수면 중 각성의 총 발생시간에 대해서도 평균적으로 15.09±10.76분의 오차를 보여줌으로 수면 중 각성 발생 정도를 계산하는데 적용할 수 있는 가능성을 제시하였다.

본 연구를 통해 제안된 호흡성 수면 장애 환자를 위한 각성 검출 방법은 단일 채널 뇌전도 신호만을 사용하여 우수한 검출 성능을 보였으며, 기존의 여러 가지 생체신호를 사용한 검출 방법에 비해 간단한 장점이 있다. 또한, 최소한의 생체신호만을 사용하여 환자의 불편함을 감소시킬 수 있을 것으

로 생각된다. 그러나 제안한 알고리즘의 성능을 보다 객관적으로 비교·평가하기 위한 방법이 부족하다. 이를 보완하기 위하여 제안된 각성 검출 방법을 여러 수면전문가에 의해 판독된 수면다원검사 데이터에 적용할 필요가 있다. 또한, 생체신호의 종류 및 숫자에 따른 각성 검출 정도를 객관적으로 비교하는 향후연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 보건복지부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의하여 이루어진 것임.(02-PJ3-PG6-EV08-0001)

참 고 문 헌

[1] ASDA Report, "EEG Arousals: Scoring Rules and Examples", Sleep, vol. 15, no. 2, pp. 173-184, 1992.
 [2] Richard B. Berry and Kevin Gleeson, "Respiratory Arousal From Sleep: Mechanisms and Significance", Sleep, vol. 20, no. 8, pp. 654-675, 1997.
 [3] Fabrizio De Carli, Lino Nobili, Paola Gelcich, Franco Ferrillo, "A Method for the Automatic Detection of Arousals During Sleep", Sleep, vol. 22, no. 5, pp. 561-572, 1999.
 [4] Rajeev Agarwal, "Automatic Detection of Micro Arousals", Proceedings of the IEEE EMBC'05, Shanghai, China, 2005.
 [5] M.J. Drinnan, A. Murray, J.E.S. White, A.J. Smithson, G.J. Gibson and C.J. Griffiths, "Evaluation of activity-based techniques to identify transient arousal in respiratory sleep disorder", J. Sleep Res., 5 : 173-180, 1996.
 [6] M. Jobert, H. Schulz, P. Jahnig, C. Tismer, F. Bes, and H. Escola, "A computerized method for detecting episodes of wakefulness during sleep based on the alpha slow wave index (ASI)", Sleep, vol. 17, no 1, pp. 37-46, 1994.
 [7] M.J. Drinnan, A. Murray, J.E.S. White, A.J. Smithson, C.J. Griffiths and G.J. Gibson, "Automated Recognition of EEG Changes Accompanying Arousal in Respiratory Sleep Disorders", Sleep, vol. 19, no. 4, pp. 296-303, 1996.
 [8] 이광수, 김대식, 최장욱, 뇌파검사학, 고려의학, 2001.
 [9] Mark.Van Gils, Annelise. Rosenfalck , Steven. White , Pamela. Prior, John. Gade, Lotifi. Senhadji, Carsten. Thomsen , I.Robert. Ghosh, Richard.M. Longford , and Kjeld. Jensen, "Signal processing in prolonged EEG recordings during intensive care", IEEE Eng. Med. Biol. Mag., vol. 16, no. 6, pp. 56-63, 1997.
 [10] Shie Qian, and Dapang Chen, Joint Time-Frequency Analysis - Methods and Applications, Prentice-Hall, 1996.
 [11] Fabrizio De Carli, Lino. Nobili, Manolo. Beelke,

Tsuyoshi. Watanabe, Arianna. Smerieri, Liborio. Parrino, Mario.Giovanni. Terzano, and Franco. Ferrillo, "Quantitative analysis of sleep EEG microstructure in the time-frequency domain", Brain Research Bulletin, 63, pp. 399-405, 2004.
 [12] Bastiaan (Bob) Kemp, Aeilko (Koo) H. Zwinderman, Bert Tuk, Hilbert A. C. Kamphuisen, and Josefien J. L. (Janine) Oberyé, "Analysis of a Sleep-Dependent Neuronal Feedback Loop: The Slow-Wave Microcontinuity of the EEG", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, no. 9, pp. 1185-1194, 2000.
 [13] Rajeev Agarwal, and Jean Gotman, "Computer-Assisted Sleep Staging". IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 48, no. 12, pp.1412-1423, 2001
 [14] 송미혜, "LDA와 SVM 기반의 심실세동 검출에 관한 연구". 연세대학교 석사학위논문, 2005.
 [15] 이상준, "Support Vector Machines를 이용한 문서 정보 기반의 단백질 기능 분류", 서울대학교 석사학위논문, 2003.
 [16] Scholkopf, B., C. J. C. Burges, and A. J. Smola, Advances in kernel methods, The MIT Press, 1999.

저 자 소 개



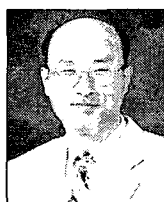
조 성 필(趙 盛 必)

1978년 11월 9일생. 2001년 연세대학교 의공학과 졸업. 2003년 동 대학원 의료공학협동과정 졸업(공학석사). 2004년~현재 동 대학원 의료공학협동과정 박사과정.
 Tel : 033-760-2808, Fax : 033-763-1953
 E-mail : saylas@bme.yonsei.ac.kr



최 호 선(崔 浩 善)

1958년 4월 26일생. 1981년 경희대학교 전자공학과 졸업. 1987년 동 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 2006년 연세대학교 의공학과 졸업(공학박사). 현재 대원과학대학 의료정보시스템과 교수.
 Tel : 043-649-3237, Fax : 043-645-9170
 E-mail : chs426@daewon.ac.kr



이 경 중(李 景 中)

1958년 9월 17일생. 1981년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1993년 미국 Case Western Reserve Univ. 객원 교수. 현재 연세대학교 의공학과 교수.
 Tel : 033-760-2433, Fax : 033-763-1953
 E-mail : lkj5809@yonsei.ac.kr