

논문 2005-42SC-3-7

심박변화율을 이용한 폐쇄성 수면무호흡 검출

(Detection of Obstructive Sleep Apnea Using Heart Rate Variability)

최 호 선*, 조 성 필**

(Ho-Seon Choi and Sung-Pil Cho)

요 약

폐쇄성 수면무호흡은 수면장애를 나타내는 대표적인 증상으로 주간의 과도한 졸음과 피로, 고혈압, 부정맥 등을 유발할 뿐만 아니라 심한 경우 수면 중 심장마비, 돌연사 등의 결과를 초래할 수 있으므로 그의 발생 여부 및 빈도를 검출하는 것은 매우 중요하다. 이를 위해 사용되고 있는 수면다원검사는 여러 가지 생체신호를 함께 측정하므로 불편하고 비용이 많이 드는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 적은 수의 생체신호를 사용한 폐쇄성 수면무호흡 검출에 관한 연구가 필요하다. 본 논문에서는 폐쇄성 수면무호흡을 검출하기 위한 최소한의 생체신호로서 심전도 신호를 이용하였다. PhysioNet에서 제공하는 수면무호흡 환자의 심전도 데이터로부터 1분간의 R-R 간격의 평균과 표준편차 그리고 R-R 간격과 S점 크기의 power spectrum 등을 계산하였고, 이를 신경망에 적용함으로써 폐쇄성 수면무호흡 검출 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고리즘에 심전도 신호를 적용하여 검출 성능을 평가한 결과, 평균 89.66%의 sensitivity와 95.25%의 specificity를 얻었으며 이를 통해 본 연구에서 제안한 검출파라미터들의 유용성을 확인하였다.

Abstract

Obstructive Sleep Apnea (OSA) is a representative symptom of sleep disorder caused by the obstruction of upper airway. Because OSA causes not only excessive daytime sleepiness and fatigue, hypertension and arrhythmia but also cardiac arrest and sudden death during sleep in the severe case, it is very important to detect the occurrence and the frequency of OSA. OSA is usually diagnosed through the laboratory-based Polysomnography (PSG) which is uncomfortable and expensive. Therefore researchers to improve the disadvantages of PSG are needed and studies for the detection of OSA using only one or two parameters are being made as alternatives to PSG. In this paper, we developed an algorithm for the detection of OSA based on Heart Rate Variability (HRV). The proposed method is applied to the ECG data sets provided from PhysioNet which consist of learning set and training set. We extracted features for the detection of OSA such as average and standard deviation of 1 minute R-R interval, power spectrum of R-R interval and S-peak amplitude from data sets. These features are applied to the input of neural network. As a result, we obtained sensitivity of 89.66% and specificity of 95.25%. It shows that the features suggested in this study are useful to detect OSA.

Keywords : Obstructive sleep apnea, heart rate variability, R-R interval, S-peak amplitude, neural network

I. 서 론

수면무호흡증후군은 대표적인 수면장애의 하나로써 중년 남성의 4%와 중년 여성의 2%가 겪고 있는 질병으로 야간의 수면분절로 인한 주간의 과도한 졸음이 나타나고, 무호흡으로 인한 동맥혈 내 산소 포화도의 감소는 고혈압, 부정맥 등을 일으킬 뿐만 아니라 심지어

수면 중 심장마비, 돌연사 등의 심각한 결과를 초래할 수 있다.^{[1][2]} 수면무호흡을 진단하는 일반적인 방법에는 수면다원검사가 있다. 수면다원검사는 수면 중 여러 가지 호흡 장애에 대하여 가장 확실한 진단을 내릴 수 있는 검사로서, 일반적으로 근전도, 뇌전도, 심전도, 안전도, 혈압, 구비성 기류(oral nasal airflow), 호흡, 산소포화도, 사지 운동, 기관지음(tracheal sound), 코골음 등을 측정하며, 의학전문가가 여러 가지 생체신호를 비교, 검토하여 수면무호흡의 유무를 진단하게 된다. 그러나 수면다원검사의 경우 여러 가지 생체신호 계측을 위해 전극 및 계측 장비를 몸에 부착해야 하므로 환자들이 큰 거부감을 느끼는 단점이 있으며, 고가의 검사 비용이 들고 앞에서 언급한 계측장비들이 있는 병원 또는

* 정희원, 대원과학기술대학교 의료정보시스템과
(Dept. of Medical Information System, Daewon Science College)

** 학생회원, 연세대학교 보건과학대학 의공학과
(Dept. of Biomedical Engineering, College of Health Science, Yonsei University)

접수일자: 2005년3월3일, 수정완료일: 2005년5월4일

연구소에서 검사를 해야 하는 장소의 제약이 있다.^[3] 이러한 수면다원검사의 단점을 보완하는 방향으로 1~2개의 생체신호를 사용한 연구가 진행되었다. 예를 들면, Mossinger et al.은 구비성 기류를 이용하였고^[4], Meslier et al.은 기관지음을 이용하였으며^[5], Issa et al.은 코골음과 산소포화도를 이용하여 폐쇄성 수면무호흡을 검출하였다.^[6] 또한 Farney et al.은 귀에서 측정된 산소포화도를 이용하여 수면무호흡을 검출하였다.^[7] 이러한 신호들 외에 새로운 파라미터로서 제시되고 있는 것이 심박변화율로 Guilleminault et al.에 의해 처음으로 폐쇄성 수면무호흡의 특징으로 연구되기 시작하였다.^[8] 심박변화율은 비교적 정확한 측정과 분석이 가능하고 데이터 획득이 수월하므로 폐쇄성 수면무호흡 검출에 적용이 용이하다. 본 논문에서는 심전도 신호와 이로부터 유도된 심박변화율을 분석하였으며 이로부터 시간 영역과 주파수 영역의 특징을 추출하여 신경망인 RBF 네트워크에 적용함으로써 폐쇄성 수면무호흡 검출 알고리즘을 개발하였다.

II. 본 론

그림 1에 본 논문에서 제시한 수면무호흡 검출 알고리즘의 블록도를 나타내었다. 그림 1에서와 같이 본 논문에서는 심전도 신호로부터 R점과 S점을 감지하고 이로부터 시간 영역과 주파수 영역의 특징을 추출하여 신경망인 RBF 네트워크에 적용하여 수면무호흡을 검출하였다.

1. 심박변화율의 유도

심박변화율을 구하기 위해서는 우선 심전도 신호로부터 R점을 검출하고 R-R 간격(심박동 간의 시간 간

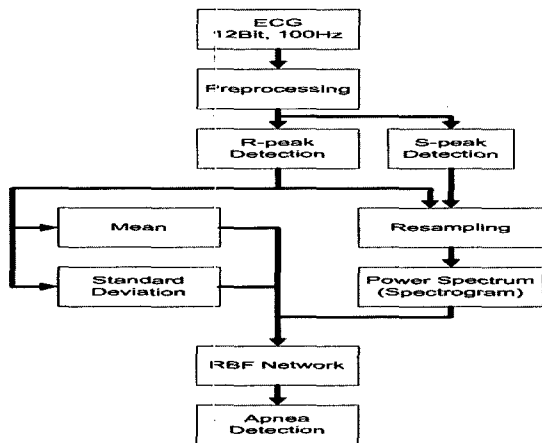


그림 1. 수면무호흡 검출 알고리즘의 블록도
Fig. 1. Block diagram of sleep apnea detection algorithm.

격)을 계산하여 얻을 수 있다. 본 논문에서 사용한 R점 검출방법은 Tomkins가 제안한 방법으로 전처리 과정을 거친 심전도 신호에 가변 문턱치를 적용시켜 R점을 검출 하였다.^[9] 이렇게 얻어진 R-R 간격은 심박변화율의 평균이나 표준편차 등의 시간 영역에서의 통계적 특성을 관찰하는데 이용될 수 있다. 하지만 R-R 간격은 등간격(evenly spaced)의 신호가 아니기 때문에 주파수 분석을 위해서는 R-R 간격으로부터 등간격의 심박변화율 신호를 유도하여야 한다.^[10] 본 논문에서는 R-R 간격을 4Hz로 리샘플링한 심박변화율을 주파수 분석에 사용하였다.

2. 시간영역의 특징 파라메타 추출

본 논문에서는 총 데이터 구간에 대해서 연속적인 1분 단위로 R-R 간격의 평균과 표준편차를 계산하였다.

그림 2에 수면무호흡 발생 시 1분 간격의 R-R 간격의 평균과 표준 편차의 변화를 나타내었다. 그림 2(a)는 1분 간격의 R-R 간격 평균과 수면무호흡의 유무를 나타내고 있으며, 점선으로 표시된 구역이 나타내는 구간은 수면무호흡이 발생한 구간으로 정상구간과 비교하여 R-R 간격의 평균이 증가한 것을 알 수 있다. 그림 2(b)는 1분간의 R-R 간격의 표준편차를 나타낸 것으로서 그림 2(a)에서 구한 평균과 마찬가지로 수면무호흡이 발생한 구간의 값이 정상구간에 비해 커진 것을 볼 수 있다.

3. 심박변화율의 주파수영역 특징 추출

주파수 영역에서의 심박변화율의 분석은 일반적으로

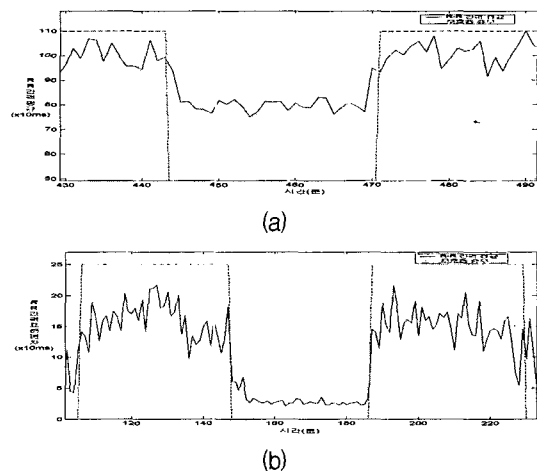


그림 2. 수면 무호흡 발생시 R-R 평균과 표준편차
(a) R-R 간격의 평균 (b) R-R 간격의 표준편차
Fig. 2. Average and standard deviation of R-R interval during OSA. (a) Average of R-R interval (b) Standard deviation of R-R interval.

푸리에 변환에 기반을 둔 전력 스펙트럼을 구하여 이를 바탕으로 분석한다. 그러나 푸리에 변환의 결과는 전체 신호에 대해서 특정 주파수 성분이 얼마나 존재하는가를 나타낼수 있을 뿐 어느 시점에서 그 주파수 성분이 존재하는가에 대한 시간적인 정보는 제공하지 않는다.^[11]

본 논문에서는 이러한 푸리에 변환의 단점을 보완하도록 고안된 short time fourier transform(STFT)을 사용하여 심박변화율의 시간에 따른 주파수 성분의 특징을 구하였고 전력 분포를 얻기 위해 STFT에 제곱을 취한 스펙트로그램(spectrogram)을 사용하였다.

수면무호흡이 발생한 구간의 경우 정상구간의 심박변화율에 비해 비교적 진폭이 크고 느린 변화를 보인다. 이러한 심박변화율의 변화와 스펙트로그램 결과를 그림 3에 나타내었다. 그림 3에서 약 303분 이전까지 진폭이 크고 변화가 느린 구간이 나타나는 것을 볼 수 있는데, 이 구간에서 수면무호흡이 발생하였으며, 스펙트로그램의 결과를 보면 약 0.01~0.05Hz의 주파수대에 에너지가 주로 분포하고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 심박변화율의 스펙트로그램에서 0.01~0.05Hz 사이의 스펙트럼 값 21개 추출하여 수면무호흡 검출을 위한 파라메타로 사용하였다.

4. 심전도 신호의 S점 검출과 주파수 특징 추출

심전도 신호의 S점은 R점을 기준으로 전방 50ms 이내의 최소치를 검출하여 구하였다. 검출한 S점의 크기를 그대로 나열한 데이터는 비등간격 신호이므로 등간격의 심박변화율 신호를 유도한 것과 같은 방법으로 S점 크기의 데이터를 4Hz로 리샘플링하여 주파수 분석에 사용하였다. S점 크기에 대한 주파수 영역 분석은 4Hz로 재구성된 S점 크기의 시계열 데이터에 대한 스펙트로그램을 계산하여 시간에 따른 주파수 전력 분포를 확인하였다. 그림 4는 4Hz로 리샘플링한 S점 크기의 시계열 데이터와 스펙트로그램 결과이다. 약 408분 이전까지는 수면 무호흡이 발생한 구간으로 S점의 크기의 변동이 크지만, 정상구간과 비교하여 그 변화가 느린 것을 알 수 있다. 스펙트로그램 분석 결과 역시 약 0.1Hz 이하의 저주파 대역에 에너지가 많이 분포되어 있음을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 4Hz로 리샘플링한 S점 크기의 스펙트로그램결과 중 0.01~0.05Hz 사이의 스펙트럼 값 21개를 추출하여 수면무호흡 검출을 위한 파라메타로 사용하였다.

5. 신경망

본 논문에서는 radial basis function(RBF) 신경망을

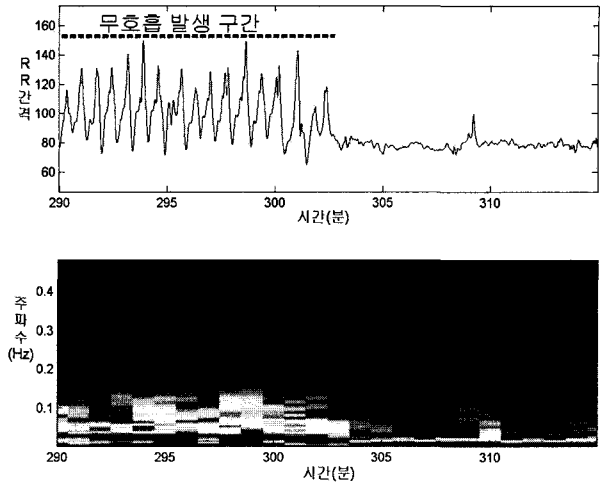


그림 3. 수면 무호흡이 발생한 순간의 R-R 간격의 변화와 스펙트로그램

Fig. 3. Change of R-R interval during the apnea and spectrogram.

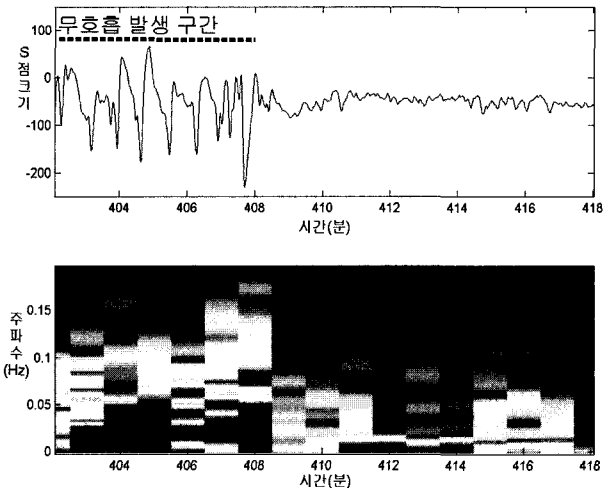


그림 4. 수면 무호흡이 발생한 순간의 S점 크기의 변화와 스펙트로그램

Fig. 4. Changes of S-wave amplitude during the apnea and spectrogram.

사용하여 수면무호흡을 검출하였다. RBF 신경망은 다층 퍼셉트론과 함께 널리 사용되고 있는 전향 (feed-forward) 신경망으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있다. RBF 신경망의 은닉층의 활성화 함수로는 가우시안 함수와 같은 RBF가 사용되며, 출력층의 활성화 함수로는 선형 함수가 사용된다.^[12] 본 논문에서는 35개 학습군의 심전도 신호로부터 구한 1분 동안의 R-R 간격 평균 1개, 1분 동안의 R-R 간격 표준편차 1개, 1분 동안의 R-R 간격의 주파수 에너지 분포 21개, 1분 동안의 S점 크기의 주파수 에너지 분포 21개, 총 44개의 파라미터를 각각 수면무호흡이 있는 부분과 없는 부분으로 나누어 입력으로 설정하였고, 신경망을 학습시켰다.

III. 실험결과 및 고찰

1. 데이터 구성

일반적으로 수면 중 호흡이 10초 이상 정지한 경우를 무호흡, 50% 이상 감소한 경우를 저호흡으로 분류한다. 하지만, 두 경우 모두 병리생리학적으로 유사하기 때문에 임상적으로 이 둘을 구분할 필요는 없다.^[13] 보통 수면 중 호흡장애를 나타내는 지표로 시간당 무호흡과 저호흡의 횟수를 나타내는 무호흡-저호흡 지수(apnea-hypopnea index: AHI)가 있다. 본 연구에서 사용한 심전도 데이터는 PhysioNet에서 제공하는 1채널 심전도 신호를 사용하였다.^[14] 피험자는 총 32명으로 나이는 27세~60세이고 몸무게는 53~135kg이며, AHI는 0~93.5의 범위를 가지는 수면무호흡 환자와 정상인으로 구성되어 있다. 심전도 신호는 수면다원검사서에서 획득한 것으로 총 70개이며 각각 8~10시간씩 12비트 해상도, 100 samples/sec로 저장되어 있다. 각 데이터에 대해서 의학 전문가가 호흡신호와 산소포화도를 근거로 판단하여 1분 간격으로 무호흡 또는 저호흡이 존재하는 구간을 나타낸 주석이 제공되었으며 무호흡과 저호흡에 대한 구분은 하지 않았다. 따라서 본 논문에서는 저호흡 구간을 무호흡 구간에 포함시켜 데이터를 구성하였다. 수면 중의 무호흡 또는 저호흡의 정도에 따라 다음 세 그룹으로 분류하였다.

① Group A : 무호흡 또는 저호흡이 자주 발생하고 총 100분 이상 나타난 경우이며 총 40개의 데이터로 구성되어있다.

② Group B : 무호흡 또는 저호흡이 간혹 발생하고 평균 AHI가 시간당 15회 이하인 경우이며 총 10개의 데이터로 구성되어있다.

③ Group C : 무호흡 또는 저호흡이 거의 발생하지 않는 경우로 총 20개의 데이터로 구성되어있다.

표 1과 표2는 각각 학습군과 평가군의 ECG 신호의 길이와 수면 무호흡이 존재하는 구간의 길이, 수면 무호흡 정도에 따른 그룹 분류 및 정상구간의 길이를 나타낸 것이다.

2. 수면무호흡 검출성능 평가

앞에서 언급한 A, B, C 그룹의 ECG 신호를 반씩 나누어 각각 8~10시간 정도의 길이를 갖는 35개의 학습군과 35개의 평가군으로 구성하였다. 학습군은 신경망 학습을 위한 데이터로 사용하였고, 평가군은 학습된 신경망을 평가하기 위한 데이터로 사용하였으며, 신경망에 입력하기 위한 모든 데이터는 정규화 하였다. 학습

군의 데이터 a01~a20, b01~b05, c01~c10으로부터 구한 심박변동 신호와 S점 크기의 스펙트로그램 결과 중에서 수면무호흡이 존재하는 구간과 정상구간의 결과를 각각 10분씩 선택한 다음 0.01~0.05Hz 대역의 주파수 에너지 분포를 계산하였고, 1분 간격의 심박변동신호의 평균값과 표준편차를 계산하여 신경망을 학습시켰다. 검출성능을 평가하기 위한 방법으로 sensitivity와 specificity를 구하여 평가하였다. 수면무호흡을 정확하게 검출한 것을 true positive(TP)라 하고 수면무호흡 구간을 정상구간으로 검출한 것을 false negative(FN), 정상구간을 수면무호흡 구간으로 검출한 것을 false positive(FP), 정상구간을 정상구간으로 검출한 것을 true negative(TN)로 하여 sensitivity와 specificity를 계산하였다. Sensitivity는 식 (1)과 같이 표현되며, 전체 수면무호흡에 대해서 정확하게 수면무호흡을 검출한 정

표 1. 실험에 사용한 학습군의 수면 데이터 정보
Table 1. Information of sleep data for learning set.

Group	데이터	총 길이(분)	수면무호흡 구간(분)	정상구간(분)
A	a01	489	470	19
	a02	528	420	108
	a03	519	246	273
	a04	492	453	39
	a05	454	276	178
	a06	510	206	304
	a07	511	322	189
	a08	501	189	312
	a09	495	381	114
	a10	517	100	417
	a11	466	222	244
	a12	577	534	43
	a13	495	244	251
	a14	509	383	126
	a15	510	368	142
	a16	482	320	162
	a17	485	158	327
	a18	489	438	51
	a19	502	205	297
	a20	510	315	195
B	b01	487	19	468
	b02	517	93	424
	b03	441	73	368
	b04	420	10	410
	b05	424	57	367
C	c01	473	0	473
	c02	490	1	489
	c03	454	0	454
	c04	461	0	461
	c05	466	3	463
	c06	468	1	467
	c07	429	4	425
	c08	513	0	513
	c09	451	2	449
	c10	419	1	418
합계		16,954	6,514	10,440

도를 나타낸다. Specificity는 식 (2)와 같이 표현되며 전체 정상구간에 대해서 정확하게 정상구간을 검출한 정도를 나타낸다.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100(\%) \quad (1)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100(\%) \quad (2)$$

표 3은 35개의 평가군 17,156분의 데이터 구간에 대한 수면무호흡과 정상구간에 대한 검출 결과를 보여주고 있다. 총 6,550분의 수면무호흡 구간에 대해서 TP는 5,873분, FP는 504분, FN은 607분, TN은 10,102분으로 나타났고, 평균적으로 sensitivity는 89.66%, specificity는 95.25%의 검출율을 보였다. x04, x06, x29, x35 데이터의 경우 수면무호흡이 존재하지 않는 데이터이기 때문에 sensitivity를 계산할 수 없었으며, x17 데이터의

경우 1분간의 수면무호흡이 존재하지만 이를 검출하지 못했기 때문에 sensitivity가 0으로 계산되었다. 그룹 A에 속한 데이터 중 일부는 대부분의 수면 시간이 수면 무호흡 또는 저호흡으로 분류되어있는 경우가 있었다. 이러한 경우는 정상구간의 길이가 짧아서 작은 오류에도 specificity가 낮게 계산되었으며, 반대로 수면무호흡 구간이 거의 존재하지 않는 그룹 C의 경우에는 수면무호흡 구간의 길이가 짧아서 sensitivity가 상대적으로 작아지는 경향을 보였다. 그리고 일부 데이터의 경우 피험자의 움직임으로 인한 동잡음(motion artifact) 및 근전도에 의한 고주파 잡음의 유입으로 R점과 S점 검출 시 오류가 발생하였다. 이러한 오류는 정확한 특징 파라메타 추출에 영향을 미치고 검출율을 낮추는 결과로 작용하였다. 이러한 경우들을 제외한다면 더 높은 검출율을 얻을 수 있을 것이다. 상기의 결과로부터 본 논문에서 제안한 수면무호흡 검출 방법이 수면무호흡

표 2. 실험에 사용한 평가군의 수면 데이터 정보
Table 2. Information of sleep data for test set.

Group	데이터	총 길이(분)	수면 무호흡 구간(분)	정상구간(분)
A	x01	511	375	136
A	x02	469	209	260
B	x03	465	12	453
C	x04	482	0	482
A	x05	504	316	188
C	x06	450	0	450
A	x07	507	240	267
A	x08	516	324	192
A	x09	507	167	340
B	x10	510	96	414
B	x11	457	13	444
B	x12	506	57	449
A	x13	506	292	214
A	x14	489	439	50
A	x15	519	200	319
B	x16	515	65	450
C	x17	400	1	399
C	x18	459	2	457
A	x19	490	407	83
A	x20	474	264	210
A	x21	509	120	389
C	x22	482	2	480
A	x23	532	119	413
C	x24	429	1	428
A	x25	509	291	218
A	x26	517	344	173
A	x27	497	487	10
A	x28	444	433	11
C	x29	470	0	470
A	x30	510	326	184
A	x31	553	516	37
A	x32	537	425	112
C	x33	473	3	470
C	x34	475	4	471
C	x35	483	0	483
	합계	17,156	6,550	10,606

표 3. 수면무호흡 검출 결과
Table 3. Results of detection for sleep apnea.

데이터	Apnea	Normal	Sens.(%)	Spec.(%)
x01	375	136	90.67	70.59
x02	209	260	85.65	91.92
x03	12	453	41.67	99.34
x04	0	482	-	100.00
x05	316	188	86.71	86.17
x06	0	450	-	100.00
x07	240	267	91.67	86.52
x08	324	192	88.89	88.54
x09	167	340	71.86	91.18
x10	96	414	92.71	97.34
x11	13	444	69.23	99.55
x12	57	449	89.47	98.00
x13	292	214	96.23	90.19
x14	439	50	88.61	42.00
x15	200	319	92.00	93.42
x16	65	450	63.08	97.78
x17	1	399	0	99.50
x18	2	457	100.00	100.00
x19	407	83	86.00	50.60
x20	264	210	90.15	90.48
x21	120	389	82.50	97.43
x22	2	480	100.00	99.79
x23	119	413	83.19	96.85
x24	1	428	0.00	100.00
x25	291	218	93.13	92.66
x26	344	173	91.86	88.44
x27	487	10	92.81	40.00
x28	433	11	95.15	45.45
x29	0	470	-	99.79
x30	326	184	93.56	82.07
x31	516	37	93.22	37.84
x32	425	112	87.06	73.21
x33	3	470	100.00	100.00
x34	4	471	75.00	99.79
x35	0	483	-	100.00
합계	6,550	1,0606	89.66	95.25

환자와 정상인을 구분하는데 있어서 유용한 방법임을 알 수 있었다. 또한 수면무호흡 환자의 수면 장애 정도를 간접적으로 확인하는 척도로서 그 유용함을 알 수 있었다. 본 논문에서는 심혈관계에 영향을 미치는 요소나 질병이 존재할 가능성을 배제하였으나, 이러한 원인에 의해 심혈관계가 영향을 받을 경우 본 논문에서 사용한 검출 방법에 직접적인 영향을 미치므로 이를 극복하기 위한 연구가 계속되어야 한다.

IV. 결 론

본 논문에서는 수면장애를 나타내는 대표적인 증상인 수면무호흡을 검출하기 위하여 심전도 신호와 이로부터 유도된 심박변화율을 이용한 방법을 제안하였다. 수면무호흡 환자와 정상인으로부터 획득한 심전도 신호를 학습군과 평가군으로 나누어 학습군의 심전도 신호로부터 시간 영역의 파라미터인 1분간의 심박변화율의 평균과 표준편차, 주파수 영역의 파라미터인 심박변화율의 스펙트로그램, S점 크기의 스펙트로그램을 계산하여 신경망인 RBF 네트워크에 적용하였다. 개발된 알고리즘에 평가군의 심전도 신호를 적용하여 검출 성능을 평가한 결과, 평균 89.66%의 sensitivity와 95.25%의 specificity를 얻었다.

참 고 문 헌

- [1] T. Young et al., "The occurrence of sleep-disordered breathing among middle-aged adults", *New Engl. J. Med.*, Vol. 328, no. 17, pp. 1230-1235, 1993.
- [2] 문화식, "수면 무호흡 증후군", *가정의학회지*, 19권, 5호, pp.186-202, 1998.
- [3] R. Ferber et al., "Portable recording in the assessment of obstructive sleep apnea", *Sleep*, Vol. 17, no. 4, pp.378-392, 1994.
- [4] B. Mossinger et al. "Ambulatory monitoring of patients with suspected sleep apnea syndrome using a thermistor sensor in comparison with nocturnal polysomnography", *Pneumologie*, Vol. 47, suppl. 1, pp.122-125, 1993.
- [5] N. Meslier et al. "Tracheal sound recordings detect and quantify sleep apnea, hypopnea and snores", *Am. Rev. Respir. Dis.*, Vol. 133, A55, 1986.
- [6] FG. Issa et al., "Digital monitoring of sleep-disordered breathing using snoring sound and arterial oxygen saturation", *Am. Rev. Respir. Dis.*, Vol. 148, no. 3, pp.1023-1029, 1993.
- [7] R.J. Farney et al. "Eroximetry to detect apnea

and differentiate rapid eye movement(REM) and non-REM(NREM) sleep. Screening for the sleep apnea syndrome.", *Chest*, Vol. 89, no. 4, pp.533-539, 1986.

- [8] C. Guilleminault, A. Tilkian, WC. Dement, "Cyclic variation of the heart rate in sleep apnea syndrome - Mechanism and usefulness of 24hr electrocardiography as a screening technique", *Lancet*, Vol. 1, pp. 126-131, 1984.
- [9] W. J. Tomkins, "Biomedical digital signal processing" *Prentice-Hall*, 1993.
- [10] 정기삼, "심박변동신호에 의한 자율신경 기능 해석 시스템의 설계", 연세대학교 박사학위 논문, 1997
- [11] G. D. Baura, "System theory and practical application of biomedical signals", *Wiley-IEEE press*, pp. 87-111, 2002.
- [12] Metin Akay, "Nonlinear biomedical signal processing - fuzzy logic, neural networks and new algorithms". *IEEE PRESS*, pp. 53-68, 2000.
- [13] AASM Task Force, "Sleep-Related Breathing Disorders in Adults: Recommendations for Syndrome Definition and Measurement Techniques in Clinical Research", *Sleep*, Vol. 22, no. 5, pp.667-689, 1999.
- [14] Physionet, <http://www.physionet.org/>

저 자 소 개



최 호 선(정회원)

1981년 경희대학교 전자공학과
학사 졸업.

1987년 경희대학교 전자공학과
석사 졸업.

2002년 연세대학교 의공학과
박사 수료.

2002년~현재 대원과학대학 의료정보시스템과
교수

<주관심분야 : 생체신호처리, 수면무호흡 검출>



조 성 필(학생회원)

2001년 연세대학교 의공학과
학사 졸업.

2003년 연세대학교 대학원 의료
공학협동과정 석사졸업.

2004년 현재 연세대학교 대학원
의료공학협동과정 박사과정

<주관심분야 : 생체계측 및 신호처리>