

신경망 기반의 코골이 검출 알고리즘 개발에 관한 연구

A Study for Snoring Detection Based Artificial Neural Network

張元奎* · 趙盛必* · 李景中**

(Won-Kyu Jang · Sung-Pil Cho · Kyung-Joung Lee)

Abstract - In this study, we developed a snoring detection algorithm that detects snores automatically. It consists of preprocessing and snoring detection part. The preprocessing part is composed of a noise removal part using spectrum subtraction, and segmentation part, and computation part of temporal and spectral features. And, The snoring detection part decides whether detected blocks are snores with BPNN(Back-Propagation Neural Network). BPNN with one hidden layer and one output layer, is trained with data of 7 subjects and tested with data of 11 subjects of total 18 subjects. The proposed algorithm showed a Sensitivity of 90.41% and a Predictive Positive Value of 84.95%.

Key Words : Snoring detection, BPNN(Back-Propagation Neural Network)

1. 서 론

코골이는 수면중에 공기의 흡입이나 배기와 관련되어 생기는 호흡잡음으로서 구개, 혀, 인두 근육들의 긴장이 충분치 못하거나 큰 편도 및 연구개와 목젖이 지나치게 길 때, 그리고 코의 변형이나 비종양 등으로 해부학적 혹은 기능적인 협착이 있을 때 기도의 늘어진 조직들이 진동하여 발생한다[1]. 코를 곤다는 것은 지금까지 숙면을 대표하는 것으로 사용되어 왔으며, 코를 고는 것은 어디까지나 듣는 사람의 괴로움이지 당사자에게는 아무 관계가 없는 것으로 여겨져 왔다. 그러나 최근 수면에 대한 연구가 진보함에 따라 심한 코골이 환자의 경우 잠을 자도 잔 것 같지 않은 피곤함과 상쾌한 수면의 결핍 등을 호소하고 있다. 또한, 비슷한 연령과 체중을 가진 코를 골지 않는 사람들에 비해서 혈압이 높고 고통스러운 발작과 협심증을 가져서 코골이가 심혈관계 질환의 위험인자로 작용할 수 있다고 알려졌다. 더불어 장기간에 걸친 심한 코골이는 상기도 폐쇄에 의한 폐쇄성 수면 무호흡증(Obstructive Sleep Apnea : OSA)으로 진전될 가능성이 크기 때문에 관심을 끌고 있다.[1][2] 또한, 코골이는 본인뿐만 아니라 가족이나 동료들에게도 심각한 불편을 주기 때문에 원만한 가정생활 및 사회생활을 영위하는데 지장을 초래한다. 이처럼 코골이는 수면장애를 나타내

는 대표적인 증상으로서 코골이의 발생 여부를 확인하는 것은 중요하기 때문에 코골이 검출 알고리즘을 개발하기 위한 노력이 꾸준히 지속되어 왔다.

양압산소호흡기(CPAP) 마스크의 공기압력변화 신호로부터 FFT를 통한 주파수 특성을 검출하여 신경망에 입력함으로써 코골이를 검출하는 연구[14], 단순 FFT로부터 얻은 주파수 특성을 이용하여 코골이를 검출하는 연구[15], 분산(variance)을 이용해 구간을 검출하고 신경망을 이용해 코골이를 검출하는 연구[13] 등이 진행되어왔다.

이들 연구에 사용된 데이터는 수면다원실이라는 피검자의 수면상태를 모니터하기 위한 외부와 차단된 특별한 공간에서 획득되거나, CPAP의 압력변화에 의한 것, 목부위에 압전 센서를 부착하여 얻은 신호를 이용한 것이기 때문에 외부잡음에 의한 영향을 거의 받지 않음에도 불구하고 검출성능이 높지 않은 경우가 많다. 따라서, 외부 환경 잡음이 존재하는 일반병실이나 가정집에서 획득한 호흡데이터로부터 코골이를 검출하기에는 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 외부 환경에 노출된 일반병실 및 취침실에서 획득한 코골이로부터 특징을 추출하여 신경망에 적용함으로써 외부와 차단된 특별한 공간이 아닌 일반환경에서도 코골이 검출성능이 높은 알고리즘을 개발하였다.

2. 본 론

그림 1은 코골이 검출 알고리즘의 블록도로서 주파수차감법을 이용해 잡음을 제거하고 구간을 검출하여 특징을 추출하고 신경망에 적용함으로써 코골이를 검출한다.

* 準 會 員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 碩士
 ** 正 會 員 : 延世大 保健科學大學 醫工學科 教授 · 工博
 接受日字 : 2002年 1月 22日
 最終完了 : 2002年 5月 3日

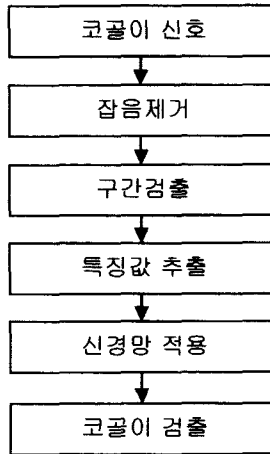


그림 1 코골이 검출 알고리즘의 블록도
Fig. 1 Flowchart of snoring detection algorithm

2.1 주파수 차감법에 의한 잡음제거

녹음된 데이터는 수면다원실과 같은 외부와 차단된 공간에서 얻은 것이 아니라 일반 침실이나 병실에서 녹음된 것이기 때문에 잡음이 포함된 경우가 많다. 따라서, 이러한 잡음을 제거하기 위해 주파수 차감법을 사용하였다.

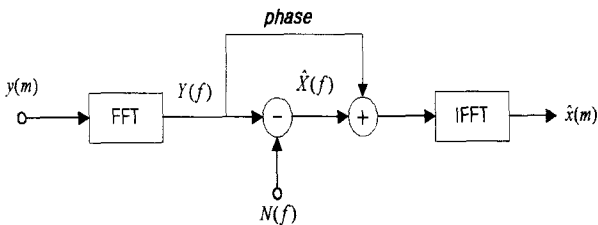
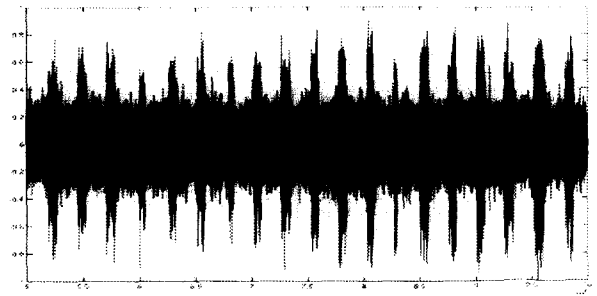
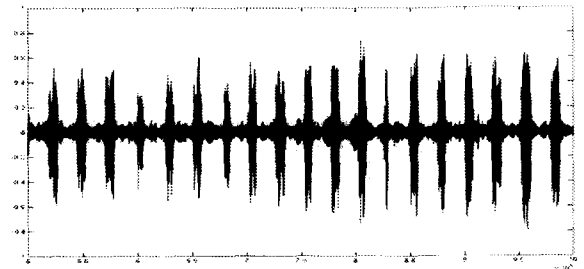


그림 2 주파수 차감법의 블록도
Fig. 2 Block diagram of spectrum subtraction

주파수 차감법은 잡음이 포함된 신호의 스펙트럼에서 평균 잡음신호의 스펙트럼을 차감하여 잡음을 제거하고 원신호를 복구하는 방법으로서 신호의 파워스펙트럼 또는 크기 스펙트럼을 이용한다. 그림 2는 주파수 차감법을 이용하여 잡음을 제거하는 과정을 보여주고 있다. $y(m)$ 은 잡음이 포함된 신호를 나타내며, $N(f)$ 는 잡음신호의 주파수 스펙트럼을 나타낸다[3][4]. 본 논문에서는 주파수 차감법 중 크기 주파수 차감법을 이용하여 잡음을 제거하였다. 잡음 구간은 0.05초(400개 데이터)의 크기로 코골이 신호가 없는 임의의 5군데를 선정하여 각각 해밍윈도우를 취한 후 FFT에 의한 주파수 스펙트럼을 얻었고, 5개의 주파수 스펙트럼의 평균을 구하였다. 잡음 스펙트럼의 평균은 잡음이 포함된 원신호의 0.05초에 해당하는 데이터의 주파수 스펙트럼에서 차감되어 잡음이 제거된 신호의 주파수 스펙트럼 크기를 얻게 되고 잡음이 포함된 원신호의 주파수 스펙트럼으로부터 획득한 위상을 더하여 푸리에 역변환 함으로써 잡음이 제거



(a)



(b)

그림 3 주파수 차감법에 의한 잡음제거
(a) 잡음이 포함된 신호 (b) 잡음이 제거된 신호

Fig. 3 Noise removal by spectrum subtraction
(a) Signal with noise (b) Signal with eliminated noise

된 신호를 얻게된다. 이러한 과정은 원신호에 대해서 0.025초(200개 데이터)씩 중첩되어 처리됨으로써 더 좋은 결과를 얻게 된다. 그림 3(a)는 잡음이 포함된 원신호를 나타내고 있으며, 그림 3(b)는 주파수 차감법에 의해 잡음이 제거된 신호를 보여주고 있다. 신호의 크기가 다소 작아지기는 했지만 잡음의 크기가 상대적으로 많이 감소되었음을 확인할 수 있다.

2.2 구간 검출

잡음이 제거된 신호는 절대값을 취해 음의 신호를 모두 양의 신호로 변환한 다음 최고값을 500샘플(62.5ms)동안 지속하다가 그 값이 더 큰 값으로 갱신되지 못하면 $e^{-\frac{x}{600}}$ 로 감소하면서 새로운 값을 찾게된다. $e^{-\frac{x}{600}}$ 에서 600은 지수함수의 감소율을 결정하는 상수로서 실험적으로 결정한 값이며 그림 4는 지수함수를 이용하여 스무딩된 파형을 보여주고 있다.

구간검출을 위한 문턱치는 절대값이 취해진 신호의 80000 샘플(10sec)을 평균하고 1.05를 곱하여 실험적으로 결정하였고, 스무딩된 신호에서 이 값보다 큰 구간을 신호가 있는 구간으로 간주하였다. 구간이 끝나는 부분은 피크값 지속과 스무딩효과에 의해서 원 신호에서 보다 조금 더 뒷부분에서 검출이 된다. 따라서 검출된 끝점을 기준으로 절대값이 취

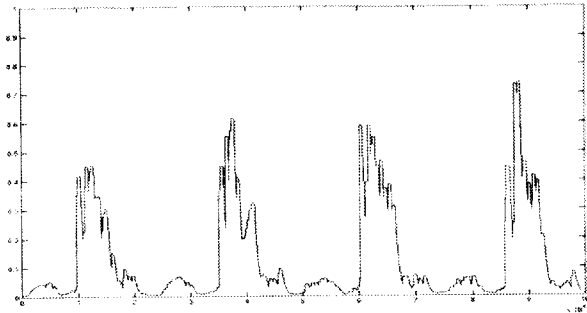


그림 4 지수함수에 의한 스무딩
Fig. 4 Smoothing by exponential function

해진 신호에 대해 앞으로 거슬러 올라가면서 문턱치를 넘는 점을 검출함으로써 구간이 보다 더 정확하게 검출되도록 하였다. 그림 5는 구간검출 결과를 보여주고 있다.

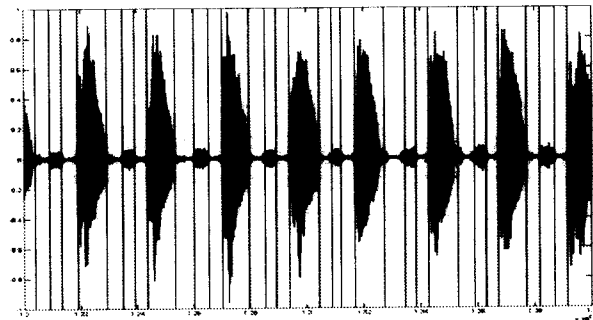


그림 5 구간 검출 결과
Fig. 5 Result of block detection

코골이 구간 검출시 하나의 코골이 구간이 두 개 이상의 코골이로 나타나는 경우가 있었다. 이러한 현상은 훈련데이터와 테스트데이터를 합쳐서 총 16개의 코골이에서 나타났으며 11명의 테스트 데이터에 대해서는 6개의 코골이에서 이러한 현상이 나타났다. 그 결과 전체 코골이중 16개의 코골이가 34개의 코골이로 인식되었고, 테스트 데이터에서는 6개의 코골이가 14개의 코골이로 인식되었다. 그러나 이러한 현상은 코골이 검출에 거의 영향을 미치지 못하기 때문에 하나의 코골이가 여러개로 나타나는 경우 분리된 코골이 각각을 개별 코골이로 인식하여 실험하였다. 그림 6은 하나의 코골이가 2개 이상으로 검출되는 경우를 보여주고 있다. (a), (b), (c)는 코골이가 ‘드드드’하면서 불연속적인 소리를 내기 때문에 신호가 지속적이지 못하여 하나의 코골이가 2개 이상으로 나타나게 되며, (d), (e)는 한 번의 숨을 두 번에 나누어 들이쉬기 때문에 코골이가 두 번에 걸쳐서 나타나게 되고 결국 하나의 코골이가 2개로 나타나게 되었다.

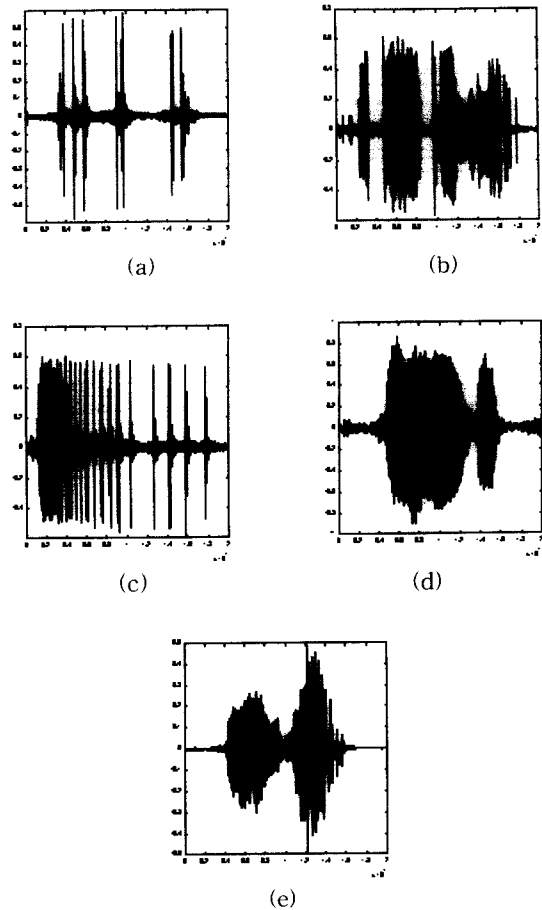


그림 6 하나의 코골이가 2개이상으로 검출되는 경우
Fig. 6 Examples for which one snore is recognized as more than two snores

2.3 특징 추출

본 연구에서는 코골이의 특징으로 코골이 지속시간 1개, 포먼트 주파수 3개, 켈스트럼 계수 15개를 추출하였다. 코골이 지속시간은 신호의 시간 특성으로서 코골이의 지속정도를 나타내고, 포먼트 주파수는 코골이가 구강구조에 의해 공명되어 피크가 나타나는 주파수를 말하며, 켈스트럼 계수는 코골이 신호의 시간적인 특성을 나타내는 것으로서 15개의 값을 추출하였다.

포먼트주파수(Formant frequency)

포먼트 주파수는 주파수 스펙트럼의 첫 피크부터 F1, F2, F3, F4 ... 라고 표기한다. 본 연구에서는 그림 7에서 보는 바와 같이 코골이 신호의 AR스펙트럼을 통하여 포먼트 주파수 세 개의 값 F1, F2, F3를 검출하여 주파수 특징으로 사용하였다.

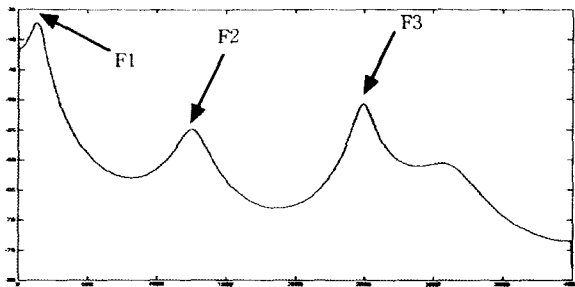


그림 7 코골이의 AR 스펙트럼에 의한 포먼트주파수 F1, F2, F3

Fig. 7 Formant frequency F1, F2, F3 by AR spectrum of snoring

캡스트럼(Cepstrum) 계수

캡스트럼은 로그 크기 스펙트럼(logarithmic amplitude spectrum)의 역 푸리에 변환으로 정의되며, 주파수 영역의 함수를 역변환한 것이기 때문에 시간 영역의 함수라고 할 수 있다. 캡스트럼의 가장 큰 특징은 음성정보에서 스펙트럼 포락정보와 세부 구조 정보를 분리해 낼 수 있다. 본 연구에서는 LPC 캡스트럼 과정을 통해 검출한 계수를 코골이 검출을 위한 신경망 입력으로 이용하였다. 그림 8은 LPC 캡스트럼 계수를 구하는 과정을 보여주고 있다.

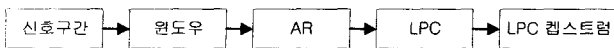


그림 8 LPC 캡스트럼 블록도
Fig. 8 Block diagram of LPC cepstrum

AR 과정을 거쳐 LPC 과정에서 유도되어진 계수 a 는 식 1에 의해서 LPC 캡스트럼 계수 c 로 변환되며, m 은 $\frac{3}{2}p$ 까지의 값을 갖는다. 본 연구에서는 p 값을 10으로 하였고, 이에 대해서 $m = \frac{3}{2} \cdot 2p = 15$ 가 되므로 15개의 캡스트럼 계수를 얻을 수 있었다.

$$\begin{aligned}
 c_0 &= r(0) \\
 c_m &= a_m + \sum_{k=1}^{m-1} \frac{k}{m} c_k a_{m-k}, \quad 1 < m < p \\
 c_m &= \sum_{k=m-p}^{m-1} \frac{k}{m} c_k a_{m-k}, \quad m > p
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

2.4 신경망(Neural Network)

본 연구에서는 다양한 신경망 중에서 오류 역전파(Back-propagation) 알고리즘을 사용하여 코골이를 검출하였다. 오류 역전파 학습 알고리즘은 순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 적용할 수 있어서 다양한 분야에 보편적으로 활용되는 매우 중요한 학습 알고리즘이다. 본 연구에

서는 입력층, 은닉층, 출력층을 각 하나씩 갖으며 입력층은 19개의 노드를 갖고 출력층은 1개의 노드를 갖는 오류역전파 신경망을 구성하였다. 은닉층은 양극성 시그모이드 함수를 적용하여 노드수를 변화시켜가며 실험하였고 가장 좋은 검출 성능을 보이는 노드수를 은닉층의 노드수로 결정하였다. 학습률은 0.04로 하였고, 최종출력은 선형 활성화함수에 의해 -1~+1 사이의 값을 갖도록 하여 0보다 크면 코골이로 인식하고, 0보다 작으면 코골이가 아닌 다른 신호로 간주하였다[6].

3. 실험 및 결과고찰

코골이 데이터는 수술을 위해 입원한 코골이 환자 5명을 포함한 20세~58세의 남녀 18명으로부터 수집되었다. 코골이는 SONY RZ-90 MD 레코더와 ECM-717 디지털 마이크로폰을 사용하여 피검자가 자신의 방 또는 병실에서 자고 있는 동안 녹음되었으며 마이크로폰은 피검자의 코부위에서 콧대의 90°방향에 위치시켜 호흡에 의한 바람이 마이크로폰에 직접 입력되지 않도록 하였다. 녹음된 코골이는 16bit 해상도와 8kHz 샘플링율로 PC에 재저장되었고 PC에 저장된 데이터는 각각 5분 길이를 갖도록 하였다.

본 연구에서는 신경망 학습을 위해 7명으로 얻은 코골이 데이터를 사용하였고, 7명의 코골이 데이터 중에서 98개의 코골이 신호와 69개의 비코골이 신호를 사용하여 신경망을 학습시켰으며, 나머지 11명의 데이터를 테스트에 사용하였다. 검출 성능 평가를 위한 방법으로 식 2와 식 3에 정의된 Sensitivity와 Positive Predictive Value(PPV)를 사용하였다 [13].

$$\text{sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

$$\text{positive predictive value} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

표 1에서 보는 바와 같이 코골이를 정확하게 검출한 것을 True Positive (TP)라 하고 코골이를 검출하지 못한 것을 False Negative (FN), 코골이로 잘못 검출한 것을 False Positive (FP)로 하여 sensitivity와 PPV를 계산한다.

신경망 구축시 은닉층의 노드수를 결정하는 것은 매우 중요한데 표 2는 은닉층의 노드수에 따른 코골이 검출결과를 보여주고 있다. 가장 높은 sensitivity를 나타내는 노드수는 17개의 노드를 사용했을 때 96.48%이고, 가장 높은 PPV는 28개의 노드를 사용했을 경우로 84.95%이다. 17개의 노드를 사용했을 때가 28개의 노드를 사용할 때보다 sensitivity가 높지만, PPV는 28개의 노드를 사용할 때가 더 높으므로 sensitivity와 PPV 어느 한쪽을 기준으로 검출율을 결정하는 것은 적절하지 못하다. 따라서 sensitivity와 PPV를 평균한 값을 기준으로 하여 검출율을 비교하였고, 그 결과 노드수를 28개로 하였을 때 sensitivity 95.87%, PPV 84.95%, 평균 90.41%의 가장 높은 검출율을 보였다.

표 1 TP, FP, FN 정의
Table 1 Definition of TP, FP, FN

	Classified Snoring	Classified Non-Snoring
Snoring	True Positive(TP)	False Negative(FN)
Non-Snoring	False Positive(FP)	

표 2 은닉층 노드수에 따른 코골이 검출율
Table 2 Detection rate of snoring for hidden layer neuron numbers

노드수	Sensitivity(%)	PPV(%)	평균(%)
15	94.75	83.17	88.96
16	95.87	75.66	85.77
17	96.48	79.04	87.76
18	90.83	82.67	86.75
19	91.74	79.70	85.72
20	88.47	81.41	84.94
21	96.29	73.05	84.67
22	92.99	79.28	86.14
23	94.28	74.65	84.47
24	94.71	82.03	88.37
25	95.43	76.30	85.87
26	81.80	73.92	77.86
27	92.31	84.06	88.18
29	94.83	74.65	84.74
30	82.80	74.77	78.79
31	86.04	79.95	83.00
32	92.27	73.36	82.81

표 3은 은닉층의 노드수를 28개로 했을 때 11명의 테스트 데이터에 대한 코골이 검출 결과를 보여주고 있다. 총 814개의 코골이에 대해서 TP는 772개, FP는 108개, FN은 28개로 나타났고, 평균적으로 sensitivity는 95.87%, PPV는 84.95%의 검출율을 보였다. sensitivity와 PPV를 평균해서 가장 높은 검출율을 보이는 2번 데이터는 일정한 크기와 간격을 가지는 코골이가 규칙적으로 나타났기 때문에 좋은 검출율을 보였으나, PPV가 51.16%인 7번 데이터는 모양과 크기가 불규칙하여 검출율이 낮게 나타났다. 2번 데이터는 그림 9(a), 7번 데이터는 그림 9(b)에 나타내었다.

기존의 코골이 검출 알고리즘은 piezoelectric PPG 센서를 이용하여 획득한 신호로부터 22개의 특징을 신경망에 입력하여 sensitivity 82.31%, PPV 90.77%의 결과를 보였다[13]. 본 논문에서 구성한 신경망은 19개의 특징을 입력으로 하여 19개의 입력층 노드와 28개의 은닉층 노드, 하나의 출력층 노드로 구성되었음에도 불구하고 sensitivity 95.87%와 PPV 84.95%의 결과를 보였다. 또한 기존 논문의 데이터는 수면 다원검사로부터 획득한 데이터이며 본 연구에서 사용한 데이터는 외부와 차단되지 않은 일반 병실 및 취침실에서 획득한 것이라는 것을 감안한다면 높은 신뢰성을 보인다고 볼 수 있다.

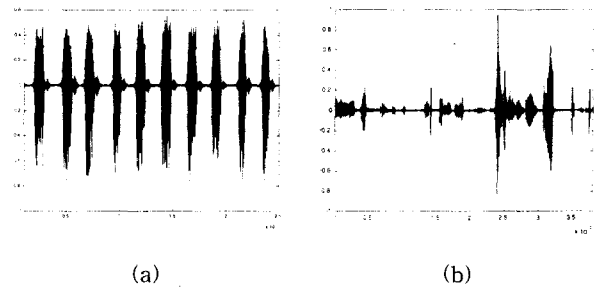


그림 9 전형적인 코골이 파형과 검출하기 힘든 코골이 파형의 예

- (a) 2번 피검자의 코골이 데이터
- (b) 7번 피검자의 코골이 데이터

Fig. 9 Examples of typical and bizarre snoring waveform
(a) snoring of number 2 subject
(b) snoring of number 7 subject

본 연구에서 사용한 오류역전파 신경망은 인식성능은 좋게 나타나지만 학습에 많은 시간이 소요되며 학습데이터가 변경되면 처음부터 모든 학습을 다시 해야 한다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 SOM(Self Organizing Mapping)과 같은 실시간 시스템에 적용이 가능한 신경망을 사용한다면 보다 빠른 속도의 학습효과를 얻을 수 있을 것이다.

표 3 은닉층의 노드수가 28개일 때 코골이 검출율
Table 3 Snoring detection rate at 28 hidden layer neurons

피검자	코골이 갯수	TP	FP	FN	Sensitivity (%)	PPV (%)
1	72	65	0	7	90.28	100.00
2	101	101	1	0	100.00	99.02
3	56	54	25	2	96.43	68.35
4	84	84	8	0	100.00	91.30
5	109	105	8	4	96.33	92.92
6	82	82	6	0	100.00	93.18
7	22	22	21	0	100.00	51.16
8	91	90	5	1	98.90	94.74
9	82	82	2	0	100.00	97.62
10	66	42	17	10	80.77	71.19
11	49	45	15	4	91.84	75.00
합계	814	772	108	28		
평균	74	70.2	9.8	2.5	95.87	84.95

4. 결 론

본 논문에서는 수면장애를 나타내는 대표적인 증상인 코골이를 검출하는 방법으로 오류역전파신경망을 이용하였다. 주파수 차감법을 이용하여 효과적인 잡음제거를 이루었고, 지수감소함수를 사용한 스무딩으로 구간을 검출하였다. 검출된 구간으로부터 19개의 특징을 추출하여 7명의 코골이로 학습하고 11명의 코골이로 테스트한 결과 은닉층의 노드수를 28개하였을 때 95.87%의 sensitivity와 84.95%의 PPV를 얻었다.

감사의 글

본 연구는 2001년도 보건복지부 벤처 및 중소기업기술통계사업 (HMP-00-VN-01-31400-0026)의 지원에 의한 것입니다.

참 고 문 헌

[1] 정은희, 기우천. “코골이 유병률에 관한 연구”. 대한구강내과학회지 Vol. 22. No. 1. 1997
 [2] 김지배. “코골이와 수면무호흡증”. 가정의. Vol. 11. No.2. 1990
 [3] SAEED V.VASEGHI. “Advanced Digital Signal Processing and Noise Reducion 2nd”. John Wiley & Sons. Ltd., pp. 333-354. 2000
 [4] 조훈영, 오영환. “반복적 스펙트럼 차감법을 이용한 잡음음성의 무음 구간 검출”. 한국음향학회 학술발표대회 논문집. Vol. 17. No. 2. 1998
 [5] <http://newton.hanyang.ac.kr/~mskim/basic.html>
 [6] 이상배. “퍼지-뉴로제어 시스템”. (주)교학사. pp. 117-152. 1999

[7] Laurene Fausett. “Fundamentals of Neural Networks”. Prentice Hall International, Inc. pp. 289-333. 1994
 [8] Lixi Huang. “Mechanical modeling of palatal snoring”. Acoustical Society of America. pp. 3642-3648
 [9] 정우경. “코골음소리의 음향학적 분석”. 연세대학교 석사학위논문. 1996.
 [10] Metin Akay. “Biomedical Signal Processing”. Academic Press. pp. 113-136. 1994
 [11] 오영환. “음성언어정보처리”. 홍릉과학출판사. pp. 29-33. 1998
 [12] Lawrence Rabiner, Biing-Hwang Juang. “Fundamentals of Speech Recognition”. Prentice Hall PTR. pp. 112-117. 1993
 [13] Raimon Jané, Jordi Solà-Soler, José Antonio Fiz, Josep Morera. “Automatic Detection of Snoring Signals: Validation with Simple Snorers and OSAS Patients”. Proceedings of the 22nd Annual EMBS. pp. 3129-3131. 2000
 [14] López, F.J., M.S., Behbehani, K. Ph.D., and Kamangar F., Ph.D. “An Artificial Neural Network Based Snore Detector”. IEEE. pp. 1107-1108. 1994
 [15] H.Y.kim, H.J.Park, K.S.Park. “Real-Time Analysis of Snoring in Polysomnographic Recording”. IEEE. pp. 885. 1999
 [16] Howard Demuth, Mark Beale. “Neural Network TOOLBOX”, The Math Works Inc., Chpter 2-5. 1998
 [17] T.H.Lee, U.R.abeyratne. “Analysis of Snoring Sounds for The Detection of Obstructive Sleep Apnea”. Proceedings of the EMBEC. pp.538-539. 1999
 [18] 장원규, 최호선, 조성필, 이윤희, 이경중. “Cepstral 계수를 이용한 지능형 코골이 인식”. 대한의용생체공학회 춘계학술대회. pp.112-113. 2001

저 자 소 개



장 원 규 (張元奎)

1974년 10월 8일생. 1999년 연세대 의공학과 졸업. 2002년 동 대학원 의공학과 졸업(공학 석사). 현재 (주)삼성테크윈 광디지탈개발팀 연구원

Tel : 031-740-8253

Fax : 031-740-8241

E-mail : wkjang@empal.com



조 성 필 (趙盛必)

1978년 11월 9일생. 2001년 연세대 의공학과 졸업. 현재 동 대학원 의공학과 석사과정

Tel : 033-760-2808

Fax : 033-760-2197

E-mail : saylas@hanmail.net



이 경 중 (李景中)

1958년 9월 17일생. 1981년 연세대 전기공학과 졸업. 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1993년 미국 Case Western Reserve Univ. 객원 교수. 현재 연세대 의공학과 교수. 관심분야는 신호처리, 심장진단 및 모델링

Tel : 033-760-2432

Fax : 033-763-1953

E-mail : kjlee@dragon.yonsei.ac.kr