

샤논 엔트로피와 신경회로망을 이용한 심잡음 분류에 관한 연구

A Study of Classification of Heart Murmurs using Shannon Entropy and Neural Network

엄상희*
Sang-Hee Eum*

요약

본 논문은 심장질환을 비침습적 방법으로 빠르고 쉽게 진단할 수 있도록 심음을 이용하는 방법에 대한 가능성을 찾는 것이다. 일반적으로 심음의 분류를 위하여 심음을 분리한 후에 특징파라미터를 추출하는 과정을 거치지 않고, 심음 분리에 사용되는 Shannon 엔트로피로 정규화하여 신경회로망의 입력으로 사용하였다. 심장질환에 따른 심잡음 분류를 위하여 Scaled conjugate gradient 역전파 알고리즘을 이용하여 신경회로망 분류기를 구현하였다. 정상 심음과 심장 질환의 경우 5가지를 포함하여 6종류의 심잡음에 대하여 분류가 가능함을 확인하였다.

ABSTRACT

Heart sound is used for a basic clinical examination to check for abnormalities in the lungs and heart that can be heard with a stethoscope or phonocardiography. In this paper, we try to find an easier and non-invasive method to diagnose heart diseases using neural network classifier. The classifier has been developed for one normal heart sound and five murmurs by using Shannon entropy and conjugate scaled back propagation algorithm. The experimental results showed that the classification is possible with 1.63185e-6 of classification error.

Keywords : Heart Murmurs, Classification, Shannon Entropy, Neural Network.

I. 서론

심음(heart sound)은 폐와 심장의 이상 유무를 검사하는 기본적인 임상 검사로서 임상 의사 청진기(stethoscope)를 이용하거나 전자청진기를 사용한다. 의사가 청진기로 들을 수 있는 심음에서의 비정상적인 소리를 심잡음(heart murmur)이라고 하며 이에 따라 여러 가지 심장 질환을 판별할 수 있다.

1970년대 이후 심장질환별 심음 해석에 대한 연구가 집중적으로 수행되었고, 1990년~2000년대에는 FFT, AR 모델, 웨이블릿 변환(wavelet transformation)을 이용한 심음 해석, 분리, 분류 등의 여러 가지 연구가 시도되었다[1]. 최근에는 심음의 주기별 자동 추출(extraction), 분리 및 해석(analysis) 등에 대한 연구가 집중적으로 이루어지고 있다[2-3]. 이러한 경향은 심음을 자동 진단에 이용하기 위하여 제1심음, 제2심음 및 심잡음의 정확한 분리 추출을 때

우 중요하게 다루고 있기 때문이다. 또한 심음의 분류를 위하여 히든마코브 모델, 벡터머신, 퍼지 신경망모델 등을 이용하는 연구도 계속되고 있다[4-7]. 본 연구에서는 심장 질환을 자동 진단하기 위하여 정상 심음과 심잡음별로 자동 분류할 수 있도록 신경회로망 분류기를 구현하는 실험을 수행하였다. 일반적으로 심음의 분류를 위하여 심음을 분리한 후에 특징파라미터를 추출하는 과정을 거치지 않고, 심음 분리에 사용되는 Shannon 엔트로피를 정규화하여 신경회로망의 입력으로 사용하였다. 실험에 사용된 심음은 eGeneralMedical사에서 제공되는 4~5초 정도의 wav 파일로 실험하였다. 심잡음 신호는 필터링(Filtering)을 거쳐서 잡음(artifact)이 제거되었고, 심음 신호의 주기별로 수작업을 통하여 심음 신호를 분리하였다. 분리된 심잡음 신호는 신경회로망 입력에 적합하도록 웨이블릿 분해(decomposition)를 수행하였으며, Shannon 엔트로피를 이용하여 정규화(normalization)하여 재구성하였다. 구성된 신경회로망은 다층 신경회로망으로 심음 신호의 학습 및 분류 결과 정상 심음과 심장 질환의 경우 5가지를 포함하여 6종류의 심잡음 분류가 가능함을 알 수 있었다.

* 동주대학교

투고 일자 : 2015.8.26.

수정완료일자 : 2015.10.29

게재확정일자 : 2015.11.8

II. 심잡음 분류기 구성

2.1 심음과 심장질환

심음은 심장이 몸이나 폐로 혈액을 짜내는 펌프로서의 역할을 하거나 혈액이 심장에 채워질 때에 나는 소리를 말하여 이 혈류가 심장판막이나 혈관을 지나갈 때에 간혹 유난히 소란스러운 소리가 나서 청진기로 들리게 될 때에 이를 심잡음이라고 한다. 그러므로 심잡음 자체를 병이라고 할 수는 없지만, 주로 혈액이 역류(regurgitation)하거나 여러 부위의 심장 판막 협착(heart valve stenosis)으로 인해 난류(turbulence)를 이룰 때 발생하는 음으로 심장 질환 판별에 사용되고 있다.

심음은 좌심방에서 우심방까지의 심장 판막의 움직임에 따라 나타나는 심음은 제 1심음으로부터 제 4심음까지 그림 1과 같이 나타난다.

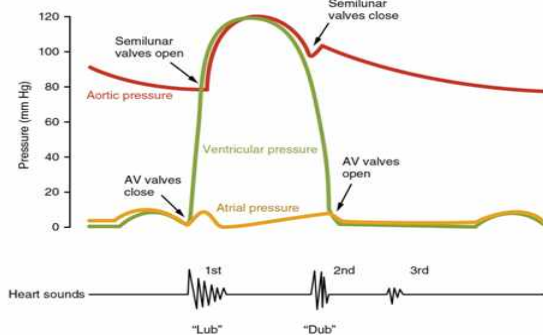


그림 1. 심장 판막 움직임과 심음

Fig. 1. The heart valve movement and the heart sound

정상인에게서 들리는 심잡음을 기능성 심잡음(functional murmur) 또는 무해성 심잡음(innocent murmur)이라 한다. 심장병 환자의 경우에 심장병의 종류 및 발생 부위(ex. 심장 판막)에 따라서 다양한 형태의 심잡음이 나타나므로, 여러 가지 심장 질환을 판별하기 위해서는 심잡음은 매우 중요한 신호이다. 표1에는 이러한 심잡음으로 판별 가능한 대표적인 심장질환명과 영문표기 및 약어를 나타내었다.

본 연구에서는 정상 심음과 수축기(systolic)에 나타나는 폐동맥협착증(Pulmonary stenosis : PS) 심실 중격 결손(ventricular septal defect ; VSD), 심방 중격 결손(atrial septal defect ; ASD) 심잡음과 확장기(diastolic)에 나타나는 대동맥 폐쇄부전증(aortic regurgitation ; AR), 승모판 협착증(mitral stenosis ; MS) 심잡음에 대하여 실험을 수행하였다. 이들 심장 질환은 전체 심장 질환 발병율의 62% 이상을 차지하고 있다.

표 1. 심잡음의 종류

Table 1. The heart murmurs

질환 명	영문표기	약어	발병율 (%)
수축기의 심잡음(Systolic murmurs)			
폐동맥 협착증	Pulmonary Stenosis	PS	8
심실중격 결손증	Ventricular Septal Defect	VSD	24
심방중격 결손증	Atrial Septal Defect	ASD	10
확장기의 심잡음(Diastolic Murmurs)			
대동맥 폐쇄부전증	Aortic Regurgitation	AR	10
승모판 협착증	Mitral Stenosis	MS	10

2.2 심잡음 신호 처리

검사를 위하여 얻어진 심음과 같은 여러 가지 생리학적 신호들은 주위 환경의 배경 잡음(background noise), 청음기기의 기계적인 잡음, 심장 활동 잡음, 근육의 움직임에 의한 잡음, 호흡에 의한 잡음들을 포함하게 된다. 이들 신호들은 임상 및 일반인들에게 정확한 해석을 제공하고 자동진단시스템 등에 응용하기 위해서는 필터링(filtering) 과정을 거쳐 제거 또는 감소시켜야 한다.

그림 2는 본 연구를 위하여 심잡음 신호에 대한 전 처리 과정과 신경회로망을 이용한 분류 과정을 나타내었다. 심잡음을 신경회로망 분류기에 사용하기 위하여 심잡음의 한 주기(one-period)를 입력하는 방법을 선택하였고 이를 위하여 개개의 심잡음을 주기별로 분리하여야 한다.

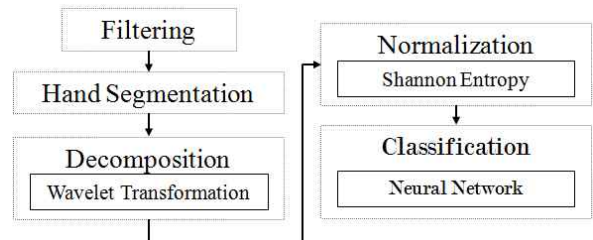


그림 2. 심잡음 신호 처리 과정

Fig. 2. The heart sound classification procedure

본 연구에서는 수작업으로 분리하였으며 분리된 심잡음 데이터는 약 3500~8000개의 데이터를 가지고 있기에 신경회로망 입력으로 사용하기에는 샘플 수가 많으므로 적절한 크기로 줄일 필요가 있다. 샘플수를 줄이기 위하여 분리된 한 주기의 심잡음 데이터에 대하여 웨이브렛 분해를 수행하였다. 심장질환별 심잡음의 형태학적 모양(morphological feature)을 보존하여 고유의 특징은 남기면서 샘플의 수를 줄이기 위하여 Coifman 1차 함수를 사용하였으며 5~6차에 걸쳐 분해를 수행하여 최종적으로 얻어진 샘플의 수는 220~300여개이다. 이들 신호는 신경회로망 입력에 적합하도록 256개로 맞추고, 이를 정량화(normalization)하여 입력 파라미터로 구성하였다.

2.3 신경회로망 분류기 구현

웨이브렛 분해를 통해 얻어진 심잡음은 형태학적 특징은 유지하고 있으나 신경회로망에 사용하기 위해서는 정량화 과정이 필요하다. 일반적으로 심음의 경우 여러 가지 정량화 과정이 나와 있으나 본 연구에서는 심음의 피크 값을 더욱 두드러지게 하여 심음의 자동 분리 과정에 사용되는 Shannon 에너지와 Shannon 엔트로피를 정량화에 적용하였다. 한 주기로 분리되고 입력파라미터 수를 맞춘 심음과 심잡음에 대하여 Shannon 엔트로피를 구하여 정량화한 후 이를 신경회로망 입력 데이터로 사용하였다. Shannon 엔트로피는 사운 에너지와 비교하여 계산 시간이 빠르며, 형태학적인 특징이 더 두드러지게 나타낼 수 있어 본 연구에 더 적합하였으며, 식 (1)과 같이 구할 수 있다.

$$Shannon\ Entropy\ E_{ent}(t) = -|x(t)| \cdot \log(|x(t)|) \quad (1)$$

여기서, x(t)는 심잡음 신호이다.

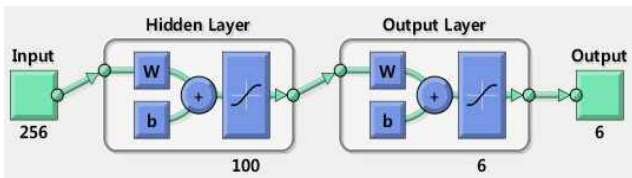


그림 3. 다층신경회로망 구조

Fig. 3. The multi-layer neural network structure

심잡음 분류를 위한 신경회로망은 다층 신경회로망으로 입력 256개, 중간층 70개의 뉴런으로 그림 3과 같이 구성하였으며, 1개의 정상 심음과 5개의 심잡음을 학습 및 분류할 수 있도록 출력층에 6개의 뉴런을 두었다. 학습에 사용된 알고리즘(learning algorithm)은 Scaled conjugate gradient 역전파 알고리즘으로 중간층 뉴런에는 탄젠트 시그모이드(tangent sigmoid) 함수를 출력층 뉴런에는 로그 시그모이드(log sigmoid) 함수를 사용한다. 이 알고리즘은 다량의 입력을 가진 데이터의 처리에 적합하며, 처리 속도 또한 매우 빨라 학습 시간이 짧아지는 등의 장점이 있다.

III. 실험 결과 및 고찰

3.1 심잡음 전처리 결과

실험에 사용된 심음은 eGeneralMedical사에서 제공하는 4-5초 정도의 wav파일로서 8000Hz ~ 11025Hz 16bit로 제공되는 것을 사용하였다. 이들 심음 및 심잡음 파일은 저주파 제거 필터(low pass filter)와 고주파 제거 필터(high pass filter)의 과정을 거쳐 기저선 처리(baseline processing)가 되어 제공된다.

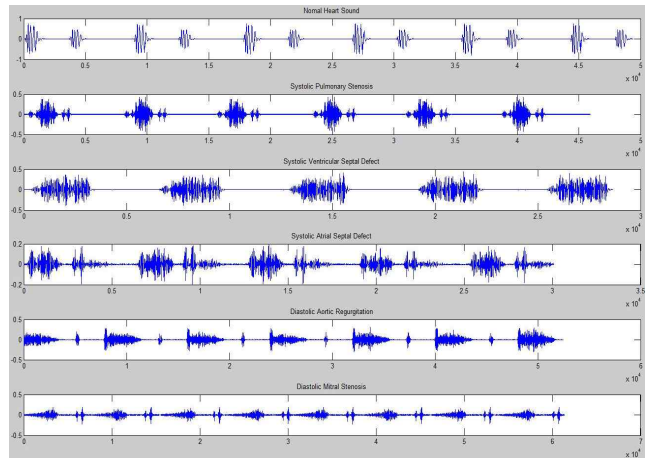


그림 4. 정상 심음과 심잡음

Fig. 4. A normal heart sound and heart murmurs

그림 4는 본 연구에 사용된 정상 심음 데이터와 심잡음들을 나타낸 것이다. 정상 심음과는 달리 심잡음인 경우는 각각의 모양이 다양하며, 주기성의 확인도 어려운 경우가 있다. 특히 정상 심음에서는 확연히 나타나는 제 1심음과 제 2심음이 부정확하게 보이지만 이들 심잡음의 특성이 각각 다르게 나타나므로 여러 가지 심장 질환의 진단에 활용될 수 있다.

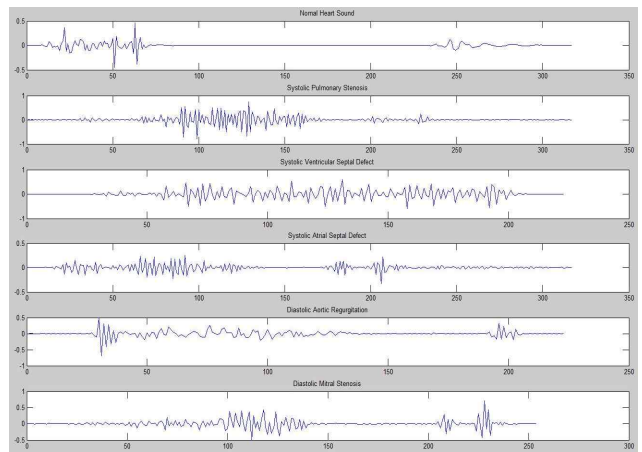


그림 5. 웨이브렛 분해 이후의 한 주기의 심잡음

Fig. 5. The heart murmurs of one period after wavelet decomposition.

그림 5는 분리된 심잡음에 대하여 웨이브렛 분해를 수행한 결과이며, 그림 6은 분해된 데이터에 대하여 정량화 과정을 실행한 결과를 나타낸 것으로 1개의 정상 심음과 5개의 심잡음의 256개 샘플에 대하여 Shannon 엔트로피를 구한 것으로 신경회로망 입력 데이터로 사용 가능한 정도로 정량화되었음을 알 수 있다.

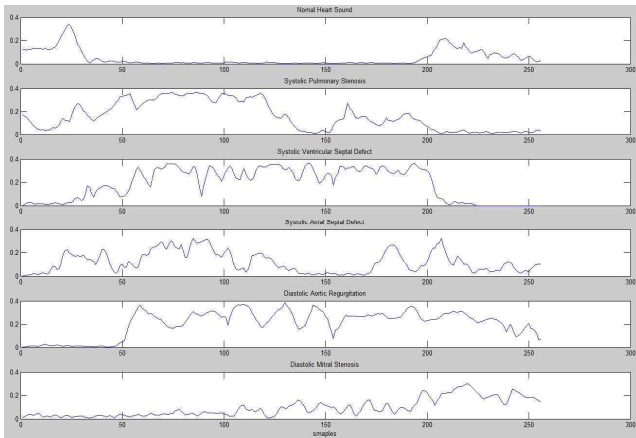


그림 6. 심잡음에 대한 정규화된 샤는 엔트로피

Fig. 6. The normalized Shannon Entropy of heart murmurs

3.2 신경회로망을 이용한 분류 결과

일반적으로 신경회로망은 훈련(training)을 통하여 학습(learning)이 끝난 데이터를 이용하여 분류(classification)를 진행한다. 본 연구에서는 이용된 심음은 정상심음 1개와 5개의 심잡음으로 4~5초 정도의 시간으로 획득할 수 있는 한 주기의 심잡음 데이터는 5~8개이다. 신경회로망의 입력으로 이용될 심잡음 36개를 추출하였다. 학습에 80%를 이용하고 확인(validation)과 검사(test)에 각각 10%를 이용하였다.

그림 6은 신경회로망의 학습, 확인 및 검사 과정을 나타낸 것으로 47회 동안에 1.23384e-7까지 오차를 줄여 학습을 끝냈고, 확인 오차는 2.124598e-4를 얻었으며, 실제 테스트에는 1.63185e-6의 오차가 나타나 분류가 잘 진행되고 있음을 알 수 있다.

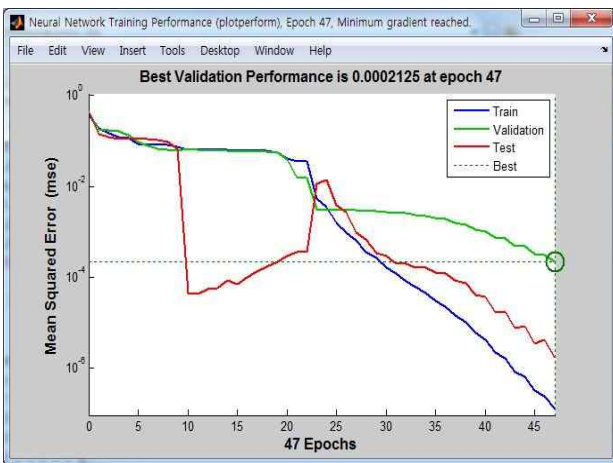


그림 6. 신경회로망의 훈련, 확인, 검사 과정

Fig. 6. The train, validation and test procedure of neural network.

IV. 결 론

본 연구에서는 심장질환을 비침습적 방법으로 빠르고 쉽게 진단할 수 있도록 심음을 이용하고자 하였으며, 신경회로망 분류기를 이용하는 방법에 대하여 실험하였다. 심잡음 데이터는 전처리 과정과 Wavelet 분해를 수행하였으며, Shannon 엔트로피를 구하고 정규화 과정을 거쳐 신경회로망 학습과 분류에 사용되었다.

실험 결과는 정상심음과 심장 질환이 있는 5가지의 심잡음에 대하여 심장 질환별로 분류가 가능하였다. 이러한 결과를 이용하여 자동 심장 질환 진단 시스템을 구현하려면 더욱 많은 심잡음 데이터를 이용하여 실험이 진행 되어야 할 것이며, 또한 많은 데이터를 자동 분류하기 위한 심잡음 자동 분리 부분과 실시간 분류에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] L. Hamza Cherif, S. M. Debbal, and F. Bereksi-reguig, "Segmentation of Heart Sounds and Heart Murmurs", Journal of Mechanics in Medicine and Biology, Vol. 8, No.4, pp.549-559, 2008.
- [2] A. Atbi, and S. M. Debbal, "Segmentation of Pathological Signals Phonocardiogram by Using The Shannon Envelopgram", Aditi Journal of Computational Mathematics, Volume 2, Issue 1 and 2, pp.1-14, 2013.
- [3] K. Hassani, K. Bajelani, M. Navidbakhsh, D.J. Doyle, and F. Taherian, "Heart Sound Segmentation based on Homomorphic Filtering", Perfusion, SAGE Journals, Vol. 29(4) pp.351-359, 2014.
- [4] Hang Wu, Sahong Kim, and Keunsung Bae, "Hidden Markov model with heart sound signals for identification of heart diseases", Proceedings of 20th International Congress on Acoustics, ICA 2010 pp.23-27, 2010.
- [5] Gür Emre Güraksin and Harun Uguz, "Classification of Heart Sound Based on the Least squares support vector machine", International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 7, Num. 12, pp.7131-7144, 2011.
- [6] Lijuan Jia, Dandan Song, Linmi Tao, Yao Lu, "Heart Sounds Classification with a Fuzzy Neural Network Method with Structure Learning", Advances in Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science Volume 7368, pp 130-140, 2012.
- [7] Mandeep Singh and Amandeep Cheema, "Heart Sounds Classification using Feature Extraction of Phonocardiography Signal", International Journal of Computer Applications(0975-8887), Volume 77. No.4, pp.13-17, 2013.
- [8] <http://www.eGeneralmedical.com>



엄 상 희(Sang-hee Eum)

正會員

1993년 동아대학교 전기공학과(공학사)

1995년 동아대학교 전기공학과(공학석사)

2000년 부산대학교 전자공학과(공학박사)

2000년~현재 동주대학교 조선해양과 부교수

※주관심분야 : 신호처리, 영상처리, 의공학, IT융합
