

# 뉴럴네트워크를 이용한 심음의 정상 비정상 분류

윤희진

장안대학교 IT학부 인터넷정보통신과 조교수

## Classificatin of Normal and Abnormal Heart Sounds Using Neural Network

Hee-jin Yoon

Assistant Professor, Internet Information and Communication Division, IT Collage, Jangan University

요 약 현대인의 사망원인 2위를 차지하고 있는 심장병은 자각 증세 없이 갑자기 돌연사를 당할 수 있는 무서운 질병으로 예방이 중요하다. 심장병 중 대동맥판막 협착증을 판단하기 위해서 physioNet에서 제공하는 심음 데이터 중 S1과 S2 사이의 수축 심음 데이터를 이용하여 병명을 진단하였다. 대동맥 판막은 좌심실에서 대동맥으로 피가 유출되는 부위의 판막이다. 심장병 중 대동맥판막 협착증은 대동맥판막이 좁아져 좌심실의 수축 시 판막이 열리지 않는 질환이다. 위 논문에서는 정상인과 대동맥판막 협착증 환자를 합쳐 특징이 180개로 이루어진 3126개의 샘플 심음 데이터를 실험데이터로 사용하였다. 정상과 대동맥판막 협착증 환자를 구분하기 위해 가중퍼지신경망(NEWFM, Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function)이 사용되었다. 가중퍼지신경망의 특징선택 방법으로 가중치의 평균 방법을 이용하였으며, 분류 결과는 91.0871%의 정확도를 나타내었다.

주제어 : 뉴럴네트워크, 특징추출, 심음데이터, 대동맥판막 협착증, 분류

**Abstract** The heart disease taking the second place of the cause of the death of modern people is a terrible disease that makes sudden death without noticing. To judge the aortic valve disease of heart diseases a name of disease was diagnosed using psychological data provided from physioNet. Aortic valve is a valve of the area that blood is spilled from left ventricle to aorta. Aortic stenosis of heart troubles is a disease when the valve does not open appropriately in contracting the left ventricle to aorta due to narrowed aortic valve. In this paper, 3126 samples of cardiac sound data were used as an experiment data composed of 180 characteristics including normal people and aortic valve stenosis patients. To diagnose normal and aortic valve stenosis patients, NEWFM was utilized. By using an average method of weight as an feature selection method of NEWFM, the result shows 91.0871% accuracy.

**Key Words** : Neural Network, feature selection, Heart Sound Data, Aortic valve stenosis, Classification

### 1. 서론

심장병은 갑자기 돌연사로 이어지기 쉬워 조기 진단이나, 발생 시 응급 처치를 중요하게 생각한다. 심장병은 심음을 통하여 진단한다. 심음(Heart Sound)은 심장의 이상 유무를 판단하기 위한 검사로 심음 중 비정상적인

소리를 심잡음이라고 하며 심잡음으로 심장질환을 판단한다[1]. 심음은 심장 판막이 닫히는 소리로 제1음(S1, First Heart Sound), 제2음(S2), 제3음(S3), 제4음(S4)로 구분한다. 심장 판막은 좌심방과 좌심실 사이의 이첨판, 우심방과 우심실 사이의 삼첨판, 좌심실과 대동맥 사이의 대동맥판막, 우심실과 폐동맥사이의 폐동맥판막 4개

\*The work was supported by Jangan University Research Grant in 2018.

\*Corresponding Author : Hee-Jin Yoon(hjyoon@jangan.ac.kr)

Received September 18, 2018

Revised October 2, 2018

Accepted October 20, 2018

Published October 31, 2018

가 있다[2-4]. S1은 이첨판과 삼첨판이 닫히는 소리로 S1에서의 이상 소리로 승모판막 협착증(mitral valve stenosis)와 승모판막 폐쇄부전증(mitral valve regurgitation)의 변명을 알 수 있다. S2는 대동맥판막과 폐동맥판막이 닫힐 때 나는 소리로 폐동맥판막 협심증을 알 수 있다. 이 폐동맥판막 협심증은 S2가 나타나서 S1까지 길게 이어지는 특징이 있다. 제 3의소리 S3는 혈액이 심실로 들어온 후 짧고 약한 음으로 잘들리지 않으나, 대동맥 폐쇄 부전증이나 빈혈로 심장의 순환 부담이 클 때 들린다. S4는 선천성 심장질환자에게 들리며 허혈성 심질환이나, 심부전증에서 들 수 있다[5]. 지금까지 심음을 이용해 심장 이상 질환을 진단하기 위해 웨이블릿 변환(wavelet transform), SVM(Support vector machine), 푸리에변환(FFT, fast Fourier transform)등을 이용해 연구 되어졌다[6,7]. 본 연구에서는 3126개의 정상 비정상 S1과 S2사이 심음 데이터를 뉴럴 네트워크인 NEWFM을 이용하여 대동맥판막 협착증의 정상과 비정상 즉, 대동맥 판막 심장질환을 구분 하는 연구를 수행하였다. Fig 1에서 step1은 심장소리를 심장초음파를 통하여 그래프로 표현한 PCG 데이터를 분석하는 단계이다. step2는 뉴럴네트워크인 NEWFM의 심장질환의 정상과 대동맥 판막 심장질환의 분류 정확도를 높이기 위해 S1, S2 사이의 샘플데이터를 3개의 그룹(A, B, C)으로 나눈다. Step3. A, B, C 각각의 그룹을 NEWFM을 이용하여 학습시킨다. 학습 시킨 후 특징선택을 한다. Step4. step3에서 특징선택 후 정상과 대동맥 판막 심장질환을 분류한다.

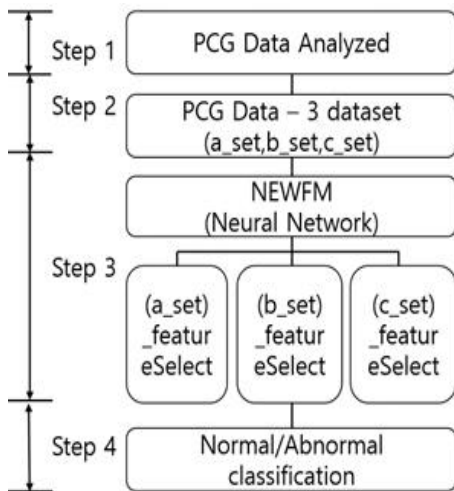


Fig. 1. Process for Experimentation

## 2. 실험

### 2.1 실험데이터

실험에 사용한 샘플심음데이터는 physioNet에서 제공하는 데이터를 사용하였다[8]. Fig 2는 심장소리를 심장 초음파(PCG, PonoCardioGraph)를 통해서 그래프로 표현한 것이다[9]. PCG(PonoCardioGraph)와 ECG(Electro CardioGram)를 동시에 기록하며, PCG의, 4가지 상태(S1, 심장수축(systole), S2, 심장확장(diastole))를 나타낸다 [10]. 5초에서 120초를 신호를 기록하였으며, 180개의 특징(각 샘플에 대해 평균 특징 수)을 가지고 있는 3126개의 정상과 대동맥 판막 협착증 심장질환의 샘플데이터이다. 이 논문에서 사용된 데이터는 대동맥판막협착증을 분류하기 위해 S1과 S2 사이의 수축 심음을 사용하였다.

### 2.2 가중퍼지소속함수기반 신경망

가중퍼지소속함수기반 신경망(NEWFM, Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function)은 입력으로부터 학습된 가중퍼지소속함수의 대, 중, 소 경계함을 이용하여 클래스를 분류하는 신경망이다[11]. 가중퍼지소속함수기반의 신경망은 입력계층, 하이퍼박스계층, 출력계층으로 이루어진다. 입력계층에서는 180개 특징을 갖는 심음데이터를 입력받는다. 하이퍼박스 계층에서 퍼지세트를 학습하면서 가중치를 조정한다. 각 특징의 멤버십함수에서 값을 구해 그 값이 어느 클래스 인지 결정을 한다. 클래스1(정상)과 클래스2(비정상)에 해당하는 각각의 개수를 구해, 더 큰 값이 그 샘플의 클래스로 분류한다. 다음 특징선택 과정을 거친다. 가중퍼지소속함수기반 신경망에서의 특징선택 방법은 가중치의 평균(average of weight)과 매치카운트(match count)방법이 있다. 가중치의 평균을 이용한 특징선택은 Fig 3에서와 같이 비중복 면적과 중복 면적을 구하고 비중복 면적에 대해 각 클래스 별 표준편차를 구하여 그 값에 따라 특징의 순서를 부여하는 방법이다. 매치카운터 방법은 각각의 특징들 중 가장 클래스 분류를 잘한 것 즉, 하이퍼박스 계층에서 샘플데이터가 클래스 분류를 잘 한 것과 가장 분류를 못한 것을 나열하여 분류를 가장 못한 특징들은 제거한다. 클래스1이 더 큰 비중복면적과 클래스2가 더 큰 비중복면적의 크기가 비슷해야 좋은 특징이다. 심음을 이용한 심장 정상 비정상 분류 방법으로 가중퍼지소속함수기반의 신경망 특징선택 방법 중 가중치를 이용

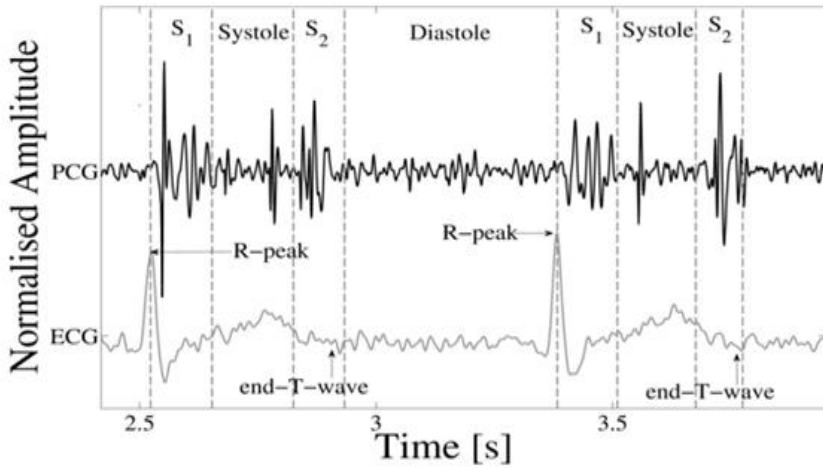


Fig. 2. PCG and ECG of Heart Sound [9]

한 평균(average of weight)방법을 사용하였다.

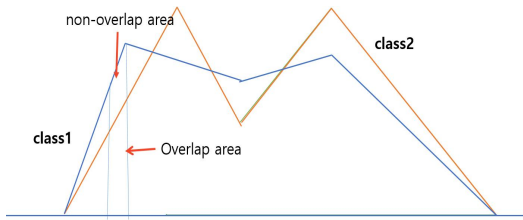


Fig. 3. non-overlap area and overlap area of NEWFM

### 2.3 실험 방법

physioNet에서 제공하는 심음데이터를 이용하여 대동맥판막협착증의 정상, 비정상 분류 실험에서 가중퍼지소속함수 신경망에 180개의 특징을 가진 3126개의 샘플을 입력하였다. 클래스 분류에 정상은 2, 비정상은 1로 설정하였다. Table 1.은 NEWFM의 실행 환경을 나타낸 것이다.

Table 1. Execution Environment of NEWFM

Number of Linguistic variables	3
Defuzzification Method	average of weights
Distance Measure Method	area
Rang of the Initial Weight	0.45~0.55
Adjust Rate for Weights	0.002
Adjust Rate for Vertices	0.001
Numer of Tranning	50000

S1과 S2 사이의 심음 데이터 180개의 특징 중 정상과 대동맥 판막 심장질환을 구분을 잘 한 특징(Best Feature)의 Defuzzification의 퍼지 셀을 Fig 4. Fig 5. Fig 6으로 나타냈으며, 가장 좋지 않은 특징(Worst Feature)의 퍼지 셀을 Fig 7. Fig 8로 나타냈다.

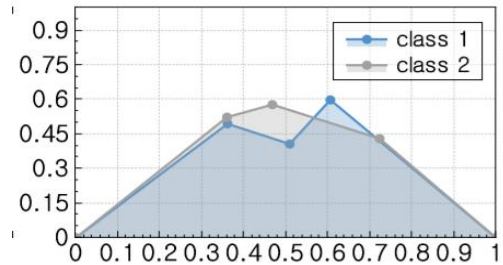


Fig. 4. Best Feature number 6

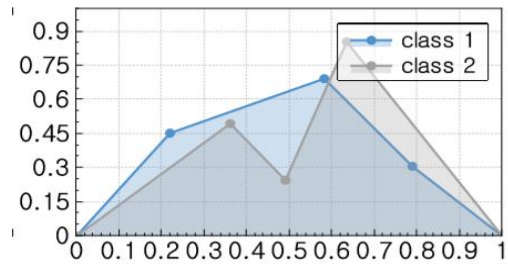


Fig. 5. Best Feature number 7

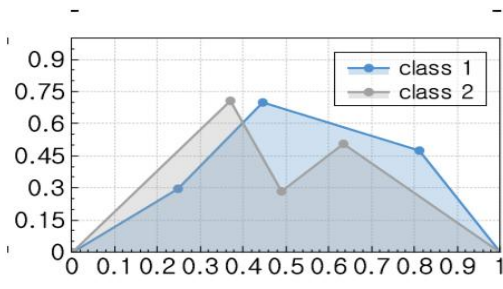


Fig. 6. Best Feature number 178

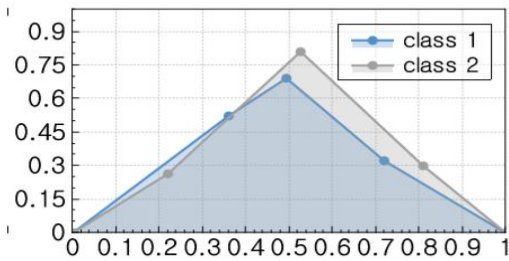


Fig. 7. Worst Feature number 87

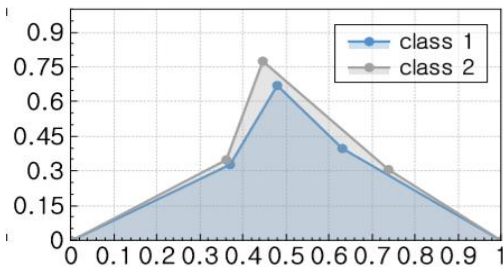


Fig. 8. Worst Feature number 93

Fig 4, Fig 5, Fig 6.에서와 같이 클래스1과 클래스2의 구분을 잘하는 특징들은 비중복면적의 구분이 잘 나타났으나, 좋지 않은 특징을 가진 특징 87과 특징 93 즉 Fig 7. Fig 8.은 비중복면적 구분이 잘되지 않았다.

### 3. 결과 및 결론

physioNet에서 제공하는 심음데이터를 뉴럴 네트워크인 NEWFM을 이용하여 정상과 대동맥 판막 협착증을 분류하는 실험을 하였다. 180개의 특징 중 2개의 특징을 추출하였다. 그 결과 정확도 91.0871%를 얻었다. Table 2 는 심음을 이용하여 정상과 비정상을 분류한 다른 실험 결과와 NEWFM을 비교하여 나타낸 것이다.

Table 2. Indicating of performance comparison

Reference	objective	Method	accuracy
S.B.Shinde et.al[12]	Diagnosis of Heart Disease Using Data Mining Technique Local database	Data Mining, Naive Bayes, K-Nearest Neighbor decision Tree	88.33%
G.E. Guraksin et. al[13]	Classification of Heart Sound Local database	Wavelet Features, SVM	Not Reported
This paper		NEWFM	91.087%

### REFERENCES

- [1] S. H. Eum. (2015). A study of Classification of Heart Murmurs using Shannon Entropy and Neural Network. *The Journal of Korea Institute of signal Processing and System*, 16(4), 134-138.
- [2] J. S. Choi. (1989). *Heart Sounds and Murmurs*, Hyunmon, Seoul.
- [3] Y. J. Lee & G. H. Lee. (2016). Heart Murmur Detection Algorithm based on Spectral Flatness. *Journal of Korea Multimedia society*, 19(3), 557-566.
- [4] W. Hang S. H. Kim & K. S. Bae. (2010). Hidden Markov model with heart sound signals for identification of heart diseases. *Proceedings of 20<sup>th</sup> international Congress on Acoustics, ICA 2010*, 23-27.
- [5] T. Nilanon, J. Yao & J. Hao. (2016). Normal/abnormal heart sound recordings classification using convolutional neural network. *In Computing in Cardiology Conference (CinC)*, (pp. 585-588). IEEE.
- [6] S. Kofman, A. Bickel & A. Eitan. (2012) Discovery of multiple level heart-sound morphological variability resulting from changes in physiological states. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7(4), 315-324.
- [7] L. Jia, D. Song, L. Tao, & Y. Lu. (2012). Heart Sounds Classification with a Fuzzy Neural Network Method with Structure Learning, *Advances in Neural Networks. Lecture Notes in Computer Science*, 7368, 130-140.
- [8] G. D. Clifford, C. Liu, B. Moody, D. Springer, I. Silva, Q. Li & R. G. Mark. (2016). Classification of Normal/Abnormal Heart Sound Recordings : the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2016. *Computing in Cardiology 2016*, 43, ISSN:2325-887X. DOI : 10.22489/CinC.2016.179-154
- [9] CLASSIFICATION OF NORMAL/ABNORMAL HEART SOUND RECORDINGS:THE PHYSIONET/ COMPUTING

IN CARDIOLOGY CHALLENGE 2016.

<http://physionet.org/challenge/2016>

- [10] G. Amit, K. Shukha, N. Gavriely & N. Intrator.(2009). Respiratory modulation of heart sound morphology. *Am J. Physiol. Heart Circ. Physiol*, 296(3), H796-H805.
- [11] H. Y. Liang, L. Sakari & H. Iiro. (1997). A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction. *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago, IL, ; IEEE: Chicago, IL*, pp 1630-1633.
- [12] S. B. Shinde & A. Priyadarshi. (2013). Diagnosis of Heart Disease Using Data Mining Tehnique. *International Journal of Science and Research(USR),ISSN(Online)*, 2319-7064.
- [13] G. E. Guraksin & H. Uguz. (2011). Classification of heart sounds based on the least squares support vector machine. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 7(12), 7131-7144.

윤 희 진(Hee-Jin Yoon)

[정회원]



- 2001년 2월 : 동국대학교 컴퓨터 공학과 (공학석사)
- 2015년 8월 :가천대학교 일반대학원 전자계산과 (공학박사)
- 2013년 3월 ~ 현재 : 장안대학교 IT학부 인터넷정보통신과 조교수

· 관심분야 : 인공지능, 빅데이터, 바이오인포매틱스

· E-Mail : hjyoon@jangan.ac.kr