

무선 전자청진 심음을 이용한 심장질환 분류

곽 철\*, 이윤경, 권오욱  
충북대학교 제어계측공학과

Cardiac Disorder Classification Using Heart Sounds Acquired by a Wireless Electronic Stethoscope

Chul Kwak\*, Yun-Kyung Lee, Oh-Wook Kwon  
Department of Control and Instrumentation, Chungbuk National University

**Abstract** - Heart diseases are critical and should be detected as soon as possible. A stethoscope is a simple device to find cardiac disorder but requires keen experiences in heart sounds. We evaluate a cardiac disorder classifier by using heart sounds recorded by a digital wireless stethoscope developed in this work. The classifier uses hidden Markov models with circular state transition to model the heart sounds. We train the classifier using two kinds of data: One recorded by using our stethoscope and the other sampled from a clean heart sound database. In classification experiments using 165 sound clips, the classifier shows the classification accuracy of 82% in classifying 6 cardiac disorder categories.

1. 서 론

의사들은 청진기를 사용하여 심장박동 소리(심음)를 듣고 환자의 심장질환 유무와 질환 종류를 판단한다. 심장질환들은 대부분 치명적이거나 심한 후유증을 남기기 때문에 사전예방이 가장 중요하다. 따라서 실제 심음신호를 듣고 정상적인 심음과 비정상적인 심음으로 구분할 필요가 있다.

비정상적인 심음에는 제1음과 제2음 전후에 심잡음과 click음이 존재한다. 심잡음과 click음은 동일한 질환이라도 그 위치와 특성이 다르다. 많은 경험과 지식이 없으면 청진음을 듣고 질환의 종류를 판단하기란 어렵다. 따라서 심초음파 또는 electro-cardiogram (ECG)를 통한 검사 전에 심장의 질환 유무와 질환종류에 대한 정확한 사전정보를 얻을 수 있는 시스템은 유용할 것이다. 청진음을 이용하여 질환의 유무를 자동적으로 판단하는 시스템을 구축한다면 진단시간의 단축과 정밀진단의 필요성을 구분할 수 있다. 전자 청진기를 사용하여 실제 심음데이터를 수집하기 위해서는 무선통신 방식을 이용하여 연속심음 데이터를 구축할 필요가 있다.

기존의 연구에서는 artificial neural network (ANN) 기반의 자동진단기법으로 심음 신호를 분류하였으나[1-3], 최근에 들어서는 hidden Markov model을 이용하여 심장질환의 유무와 질환의 종류를 판단한다[4-7]. 기존의 ANN 기반의 자동진단기법을 이용하여 심장질환의 유무에 대한 인식결과 평균 93.3%를 나타내었다[3]. 이러한 결과는 심장질환의 유무를 판단하는 시스템에 실제 적용하기에는 적합하지 않다. 이전 연구에서는 수작업으로 구한 고립심음 한 주기를 반복 재생하여 연속심음 데이터를 생성한 후 그 심음을 분석하고 질환의 종류를 분류하였으나[6-7], 한 주기를 사용하여 인공적으로 연속신호를 만들면 청진기로부터 획득한 실제 연속심음과 차이를 보일 수 있다.

본 논문에서는 Bluetooth 모듈을 장착한 전자청진기를 개발하여 실제 연속 정상심음 데이터를 수집하였고 다수의 주기를 포함하는 전체 연속심음 데이터를 추출하여 실제 연속심음 데이터와 유사한 연속심음 데이터를 구축하였다. 시작점이 랜덤한 연속심음 신호를 분류하기 위해서 circular hidden Markov model을 이용하였다. 연속심음 데이터의 심장질환 유무에 대한 인식결과 평균 95.5%를 나타내었고 심장질환 종류에 대한 인식결과 평균 82%를 나타내었다.

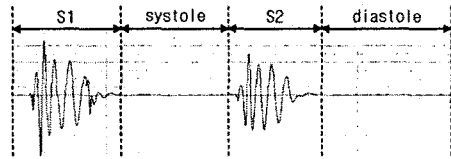
2. 심음 신호 및 데이터 구축

2.1 심음 신호

심장의 내부에는 4개의 빈 공간이 있다. 상방에 있는 2개의 빈 공간을 각각 우심방과 좌심방이라 하며, 하방에 있는 2개의 빈 공간을 각각 우심실과 좌심실이라 한다. 심방과 심실 사이에는 4개의 판막이 형성되어 있다. 우심방과 우심실 사이에는 끝이 뾰족한 3개의 판막으로 되어있어 삼첨판막이라 하며, 좌심방과 좌심실 사이에는 2개의 판막으로 되어있어 승모판막이라 부른다. 우심실과 폐동맥 사이에는 폐동맥판막이 있고, 좌심실과 대동맥 사이에는 대동맥판막이 존재한다.

심음은 심실 수축기의 시초에 내는 제1음과 심실 확장기의 시초에 내는 제2음이 있다. 일반적으로 제1음은 제2음보다 저음이고 둔하며, 소리의 지속이 길다(57~70 Hz). 제2음은 고음이고 예리하며, 소리의 지속이 짧다(90~100 Hz). 제1음은 승모판막, 삼첨판막의 폐쇄음과 대동맥판막, 폐동맥판막의 개방음이 주성분이 되고 제2음은 승모판막, 삼첨판막의 개방음과 대동맥판막, 폐동맥판막의 폐쇄음이 주성분이 된다. 심음의 한 주기는 <그림 1>에서 보는 바와 같이 S1-systole-S2-diastrole의 순서로 이루어진다. 정상적인 심음에서는

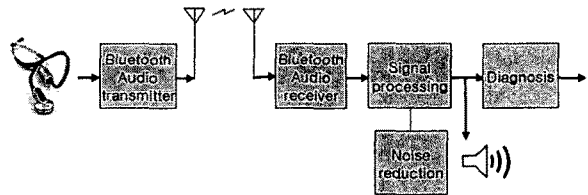
systole과 diastole에서 거의 소리가 들리지 않지만, 심장질환을 가지고 있는 심음에서는 심잡음과 click음이 들린다. 비정상적인 심음신호의 심잡음 위치에 따라 여러 질환으로 구분할 수 있다. systole에 위치한 심잡음과 diastole에 위치한 심잡음 형태의 두 종류로 나눌 수 있다. 동일한 위치에 존재하는 심잡음 신호라도 여러 질환으로 나누어질 수 있다.



<그림 1> 한 주기의 심음신호

2.2 심음 데이터 구축

연속심음 신호를 분류하기 위한 데이터는 수집된 실제 정상심음 데이터와 심음분류 능력을 기르기 위해서 발행된 교육용 오디오 CD[9]와 여러 기관에서 공개한 심음 DB로부터 추출한 심음 데이터로 구축하였다. 심음 데이터는 Bluetooth 모듈을 장착한 전자청진기로부터 얻어지는 데이터 파일의 구조를 갖는 8 kHz, 16bit PCM 데이터 파일로 변환하였다. 실제 연속심음 데이터를 수집하기 위해서 <그림 2>와 같은 구조를 가진 시스템을 개발하였다.



<그림 2> 무선 전자청진기 및 진단 시스템 구조도

총 7종류의 심장질환에 대한 심음 데이터는 수집한 실제 정상심음 데이터와 이전 연구에서 사용되었던 한 주기 고립심음 데이터와 다수의 주기를 포함하는 전체 연속심음 데이터로 구축하였다[8-9]. 고립심음 데이터와 연속심음 데이터의 개수는 <표 1>과 같다.

심음	데이터 개수		
	고립	연속	
정상	107	81	
비정상	대동맥판 역류	40	14
	대동맥판 협착	44	15
	승모판 역류	47	12
	승모판 협착	42	15
	승모판 탈출	39	14
	심실강모 결손	36	14
	소계	355	165

<표 1> 심음 데이터의 종류와 데이터 수

3. 심음분류 알고리즘

3.1 특징 추출

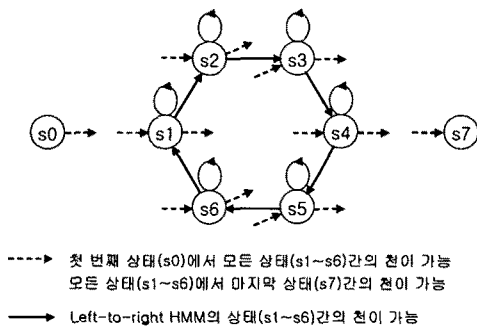
심음신호 s(n)의 한 주기는 약 700~1000 ms 이다. 심음신호의 특징을 잘 파악하기 위해서는 길이가 7.5 ms인 Hamming 윈도우 함수 w(n)에 심음신

호  $s(n)$ 를 곱하여 신호  $x(n)$ 을 얻는다. 윈도우 함수가 적용된  $x(n)$ 에 대해서 fast Fourier transform (FFT)을 취하여  $X_k$  값을 얻는다. 필터뱅크출력을 얻기 위해서 전체 주파수 범위를 mel-scale에 맞추어 분할하였다. 심음 신호의 주파수 특성은 0~200 Hz 사이에 존재하는 S1, S2의 특성과 1 kHz 이하에 존재하는 systole, diastole의 심잡음 특성을 효과적으로 출력하기 위해 낮은 주파수대역에서 세밀하게 살펴볼 필요가 있다. 본 논문에서는 전체 주파수 범위를 mel-scale에 맞추어 0~4000 Hz를 30개로 분할하여 필터뱅크 출력값을 얻는다. 심음신호는 1 kHz 이하에 중요한 특성들이 존재하므로 필터뱅크 출력값에 log값을 취한 후 discrete cosine transform (DCT)을 하여 mel-frequency cepstrum coefficients (MFCC) 값을 얻게 된다. 필터뱅크 출력값은 심음신호의 동적 특성을 반영하기 위하여 1차 미분값을 사용하였다. MFCC 계수는 12개를 사용하며 프레임 로그 에너지를 추가적으로 사용하여 특징벡터는 13차 벡터가 된다.

### 3.2 HMM을 이용한 심음인식

본 논문에서는 심음 신호를 모델링하기 위해서 무선 전자청진기를 이용하여 수집한 실제 정상 고립심음 데이터와 추출한 고립심음 데이터를 사용하였다. 고립심음 데이터를 학습하기 위해서 HMM 유형의 left-to-right 형태를 사용하였고 상태 개수는 동일한 질병이라도 심잡음의 위치와 특성이 다르므로 한 주기의 고립심음을 시작 상태와 끝 상태를 포함한 8개로 설정하였다. 한 주기의 고립심음에는 S1, systole, S2, diastole의 순서로 나타내어지고 질환의 종류에 따라 systole 또는 diastole에 심잡음과 click음이 존재한다.

Left-to-right HMM은 고립심음 신호를 모델링하기에는 적합하지만 수집한 실제 연속심음 신호를 분류하는 경우에는 문제가 발생한다. 실제 연속심음 데이터는 시작점이 랜덤하므로 <그림 3>에서 보는 바와 같이 circular HMM을 이용하여 연속심음 신호를 분류한다. 그림 3의 점선 화살표는 모든 상태( $s1\sim s6$ )에서 시작할 수 있다는 전이가능과 마지막 상태( $s7$ )에서 종료한다는 것을 나타내고 실선 화살표는 left-to-right HMM의 상태( $s1\sim s6$ )간의 전이가능을 나타낸다.



<그림 3> 8-state circular HMM의 기본 구조

### 4. 연속심음 실험 결과

무선 전자청진기를 사용하여 수집한 실제 연속 정상심음 데이터와 추출한 연속심음 데이터에서 수작업으로 분할한 한 주기 고립심음 데이터를 이용하여 학습된 모델링을 구축하였다. 학습 모델링을 구축하기 위하여 left-to-right HMM을 이용하였다. 실제 심음신호는 그 시작점이 각각 다르므로 circular HMM을 이용하여 연속심음 인식실험을 하였다. 심장질환의 종류에 대한 인식실험은 비정상적인 심장질환에 대한 데이터의 개수가 적어 이전 연구에서 사용한 jack-knife 방식을 이용하여 연속심음 인식실험을 하였다[9]. 본 논문에서는 전체 심음 데이터 중에서 1개의 데이터만 인식용 데이터로 사용하고 나머지 데이터는 훈련용 데이터로 사용하였다. 이런 과정을 반복하여 모든 데이터가 반드시 한 번씩 인식용 데이터로 사용하게 됨으로서 적은 데이터를 이용하여도 신뢰성 있는 인식결과를 얻을 수 있다. 수집된 실제 심음신호는 그 시작점이 각각 다르므로 circular HMM을 이용하여 연속심음 인식실험을 한 결과 심장질환의 종류에 대한 인식률은 <표 2>에서 보는 바와 같이 82%의 평균 인식률을 보이고 있다.

심음		인식률(%)
정상		95
비정상	대동맥판 역류	64
	대동맥판 협착	67
	승모판 역류	67
	승모판 협착	93
	승모판 탈출	57
	심실강모 결손	64
평균 인식률		82

<표 2> 심장 질환의 종류에 대한 인식 결과

구축된 심음 데이터에서 각각의 비정상적인 심장질환 종류에 대한 데이터의 개수가 적으므로 비정상적인 심장질환의 종류를 정확히 분류하기가 어렵다. 본 논문에서는 실제 정상심음 데이터를 수집하여 심장질환의 유무에 대한 정확한 사전 정보를 얻을 수 있는 시스템을 설계하고 인식실험도 추가하였다. <표 1>과 같이 정상 데이터 81개, 비정상 데이터 84개의 연속심음 데이터를 이용하여 심장질환의 유무를 분류한 결과 <표 3>에서 보인 바와 같이 95.5%의 평균 인식률을 보이고 있다. 직접적인 비교는 어렵지만, artificial neural network 기반의 이전 연구[3]에서 발표된 심장질환 검출 정확도 93.3%보다 더 높은 인식률을 보이고 있다.

인식결과 \ 입력	정상(%)	비정상(%)
정상	95	5
비정상	4	96

<표 3> 심장 질환의 유무에 대한 인식 결과

### 5. 결 론

본 논문에서는 무선 전자청진기를 사용하여 수집한 실제 심음신호 특성을 분류하는데 있어서 적합한 circular HMM 기반의 자동진단 시스템을 개발하였다. 수집한 실제 정상 고립심음 데이터와 추출한 고립심음 데이터를 사용하여 학습된 모델링을 구축하고 그 모델링으로부터 수집한 실제 정상 연속심음 데이터와 다수의 주기를 포함하도록 추출한 전체 연속심음 데이터를 이용하여 심장질환의 유무와 질환의 종류를 분류하였다. 기존의 artificial neural network (ANN) 기반의 자동진단방식을 이용하여 심장질환의 유무에 대한 인식결과 평균 93.3%를 나타내었으나, 이러한 결과는 심장질환의 유무를 판단하는 시스템에 실제 적용하기위해서 좀 더 높은 인식률을 보여야한다. 이전 연구에서 수작업으로 구한 고립심음 한 주기를 반복 재생하여 연속심음 데이터를 생성한 심음 신호는 실제 심음신호와 차이를 보일 수 있으므로 심음분류 시스템에 적용하기에는 적합하지 않다.

본 논문에서는 연속심음 신호의 심장질환 유무에 대한 인식결과 평균 95.5%를 나타내었고 심장질환 분류 인식결과 평균 82%의 정확도를 나타내었다. 실제 심음신호를 획득하여 심장질환 분류 시스템에 적용하기 위해서는 많은 비정상적인 실제 심음데이터를 구축하고 무선 전자청진기를 통해 들어오는 잡음신호를 제거하고 보다 정확한 심음질환의 종류를 분류하는 알고리즘을 적용해야 할 것이다.

### 감사의 글

이 논문은 2007년도 교육인적자원부 지방연구중심대학 육성사업의 지원에 의하여 연구되었음.

### 참 고 문 헌

- [1] D. Barschdorff, S. Ester, T. Dorsei, E. Most, "Neural network based multi sensor heart sound analysis," Computers in Cardiology, pp.303-306, Sep. 1990.
- [2] O. Abdel-Alim, N. Hamdy, and M. A. El-Hanjouri, "Heart diseases diagnosis using heart sounds," Nineteenth National Radio Science Conference, Alexandria, pp.19-21, Mar. 2002.
- [3] D. Barschdorff, U. Femmer, E. Trowitzsch, "Automatic Phonocardiogram Signal Analysis in Infants Based on Wavelet Transforms and Artificial Neural Networks," Computers in Cardiology, pp.753-756, 1995.
- [4] M. El-Hanjouri, W. Alkhaldi, et al., "Heart diseases diagnosis using HMM," IEEE Melecon 2002, Cairo, EGYPT, pp.489-492, May 2002.
- [5] A. Ricke, R. Provenelli, M. Johnson, "Automatic segmentation of Heart sound signals using hidden Markov models," Computer in Cardiology, pp.953-956, 9, 2005.
- [6] 김희근, 정용주, "Hidden Markov Model을 이용한 심음분류에 관한 연구," 한국음향학회지, 3권, 25호, pp.144-150, 2006.
- [7] 김희근, 정용주, "Ergodic Hidden Markov Model을 이용한 연속심음분류에 관한 연구," 대한의료정보학회지, 13권, 1호, pp.35-41, 2007.
- [8] Daniel Mason, Listening to the Heart: A Comprehensive Collection of Heart Sounds and Murmurs, F. A. Davis Company, Philadelphia, 2000.
- [9] 박철, 이윤경, 권오욱, "Hidden Markov Model을 이용한 심음 분류," 제 24회 음성 통신 및 신호처리 학술대회 논문집, 24권, 1호, pp.147-150, 2007.