

심음 측정을 통한
심장 이상 분리 분석에 관한 연구

연세대학교 대학원
의료공학협동과정
의용전자공학전공
이 광 재

심음 측정을 통한
심장 이상 분리 분석에 관한 연구

지도 윤 형 로 교수

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2003년 6월 일

연세대학교 대학원

의료공학협동과정

의용전자공학전공

이 광 재

이광재의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

연세대학교 대학원

2003년 6월 일

감 사 의 글

먼저, 하나님께 감사 드립니다.

항상 인격적으로 따뜻한 격려와 바른길을 제시해 주시고 학문의 아버지로서 많은 가르침을 주신 윤형로 교수님께 진심으로 감사 드립니다. 자상한 충고로 본 논문을 이끌어 주신 윤영로 교수님, 황성오 교수님께 감사 드립니다. 데이터 수집을 도와주신 안동성소병원 박기도 선생님께도 감사 드립니다. 학부와 대학원 과정에서 많은 가르침을 주신 이윤선 교수님, 김동윤 교수님, 이경중 교수님, 김영호 교수님, 신태민 교수님, 조효성 교수님, 김법민 교수님, 김한성 교수님, 이철규 교수님께도 깊은 감사를 드립니다.

같은 연구실에서 동고 동락하며 도움을 아끼지 않은 대근이형, 호준이형, 택균이형, 수용이형, 응석이형, 찬오형, 동원이형, 성빈이형, 재국이형, 해관이형, 기원이형에게 감사를 드립니다. 동기 현웅이, 광석이, 재영이, 인철이, 후배 유나와 기수에게 감사를 전합니다. 논문쓰면서 많은 도움을 받았던, 전이형, 재우형, 성필, 대기, 정훈에게 감사합니다. 대학원이라는 공간에서 많은 시간 같이 보낸 선·후배님께도 감사를 드립니다. 또한 졸업하신 정우형, 성수형, 동석이형, 진술이에게도 감사의 말씀을 드립니다.

세상에 벗이라고 남길 수 있는 95학번 동기들, 경무, 상돈이, 호정, 원택, 대연, 기준, 진, 수일, 순신, 영대, 계형, 상호, 동연, 기훈이형 재익, 재원, 주용, 규일 고등학교때부터 함께라면 세상을 다 가질 것 같았던 친구 정수, 규남이에게 감사합니다. 학교 생활하면서 남긴 마우스라는 작은 모임에서 같이 했던 가족 같은 성재, 민석이, 재권이, 덕찬이, 정자, 다예, 영숙에게 고마움을 전합니다. 안동이라는 이름으로 모여 친형제 같이 기대었던 종철이형, 흥성이형, 승희형, 범성이형, 준철이형, 흥구형, 순렬이형, 효필이형, 세동이형, 상기형, 재명이형, 미재누나, 현진이, 영호, 미혜에게 감사합니다. 대학원에서 많은 일을 같이한 태균이와 학부때 같은 방에서 살면서 친해져 어떤 부탁도 주저 없이 할 수 있는 설규에게도 마음을 전합니다. 힘든 일이 있을때 기도로 서로의 아픔을 나눌 수 있었던 안동교회 친구들과 한울림 성가대 지체들, 지수, 규민에게 감사합니다.

어려울 때 항상 사랑과 이해의 마음으로 한결같이 지켜봐 준 혜영이와 떨어져 있어도 항상 오빠를 생각하며 기도해준 신정이, 우리 손자 최고라며 좋아하시며 항상 기도해 주시는 할머니, 할아버지 항상 외손자를 위해 새벽마다 교회를 찾으시는 외할머니, 무엇보다도 오늘의 제가 있기까지 항상 곁에서 힘이 되어주시고 깊은 이해와 묵묵한 사랑으로 모든 것을 후원해 주신 아버지와 어머니께 감사 드리며, 사랑하는 모든 분들께 미흡하나마 이 작은 노력의 결실을 바칩니다.

2003년 6월 새로운 시작을 준비하며

이 창재

차 례

그림 차례	iii
표 차례	v
국문 요약	vi
제1장 서론	1
1.1 연구의 배경	3
제2장 방법	5
2.1 심음과 심잡음	5
2.1.1 심음의 분류	6
2.1.2 심잡음의 분류	6
가. 수축기 심잡음	7
나. 이완기 심잡음	9
다. 연속성 심잡음	10
2.2 신호의 수집	12
2.3 시간-주파수 및 시간-스케일 영역의 분석법	14
2.3.1 웨이브렛	14
가. 웨이브렛 변환	16
나. 분해	19
다. 합성	19
라. 적용	20
2.4 잡음 제거	23

2.5 심장 주기 검출	24
2.5.1 웨이브렛 적용	24
2.5.2 Shannon 에너지 정규화	25
2.5.3 피크값 검출	27
2.5.4 비정상 피크의 기각 및 복구	29
2.5.5 제 1심음과 제 2심음의 구별	30
2.5.6 심장 주기 확정	31
2.6 심음 분류	33
2.6.1 신경망 회로	33
가. 신경회로망의 특징과 기능	34
나. 신경세포의 수학적 모델	34
다. 신경망의 종류	37
라. 오류 역전파 알고리즘	37
2.6.2 특징 추출 및 심음 패턴 분류	38
제3장 결과	40
3.1 심잡음 유무 검출	43
3.2 심잡음 발생 시기 검출	47
3.2.1 수축기 심잡음의 검출	48
3.2.2 이완기 심잡음의 검출	50
제4장 결론 및 고찰	52
참고 문헌	55
ABSTRACT	59

그림 차례

그림1. 심음 측정 마이크론의 부착위치	7
그림2. 수축기 심잡음의 모식도	
a) 수축 초기 잡음	
b) 수축 중기 잡음	8
c) 수축 후기 잡음	
d) 전체 수축기 잡음	
그림3. 이완기 심잡음의 모식도	
a) 이완 초기 잡음	
b) 이완 중기 잡음	9
c) 이완 중기 및 수축 전기 잡음	
d) 수축 전기 잡음	
그림4. 연속성 심잡음의 모식도	10
그림5. 사람의 가청 영역과 심음의 주파수 대역	12
그림6. 직렬 통신에 사용한 데이터 패킷	13
그림7. 제안된 시스템의 블록 다이어그램	14
그림8. STFT와 wavelet의 주파수 윈도우	16
그림9. 스케일링 함수와 wavelet 함수	17
그림10. Wavelet을 이용한 신호분해	19
그림11. Wavelet을 이용한 신호합성	19
그림12. Battle-Lemarie wavelet	
a) scaling function	20
b) wavelet function	
그림13. Wavelet 적용	20
그림14. 심음도의 근사영역	21

그림15. 심음도의 미세영역	22
그림16. 실제 측정된 심음의 고주파 잡음 제거	23
그림17. 심음도 Short-time Fourier Transform의 spectrogram	25
그림18. 양수화 방법의 비교	26
그림19. 검출된 피크값의 도식화	27
그림20. 심음도의 정규 포락선화	28
그림21. Threshold값의 조정	29
그림22. 심장 주기 추출	32
그림23. 뉴런의 구조	35
그림24. 뉴런 전달 함수의 도식	
a) 하드 리미터 (hard limiter)	
b) 램프 (ramping) 함수	36
c) 시그모이드 (sigmoid) 함수	
d) 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent)	
그림25. 심잡음 유무를 구별하기 위해 사용된 신경 회로망	39
그림26. 프로그램 flow chart	41
그림27. 정상 심음 데이터	42
그림28. 수축 중기에 다이아몬드형 심잡음이 존재하는 데이터	43
그림29. 수축기 전체에 판형 심잡음이 존재하는 데이터	43
그림30. Matlab에서 제공하는 신경망의 종류	44
그림31. 심잡음 유무 판정을 위한 신경망의 학습 오차율	45
그림32. 단계적인 신경 회로망 적용 블록도	47
그림33. 수축기 잡음 유무를 판별하기 위한 신경망의 학습 오차율	48
그림34. 이완기 잡음 유무를 판별하기 위한 신경망의 학습 오차율	50
그림35. 본 논문과 기존논문의 신경망 학습의 오차 수렴 정도 비교	52

표 차 례

표1. 연도별 심장혈관 수술 현황(1995-2001)	1
표2. 심음과 심잡음의 청진음과 진단적 가치	11
표3. 뉴런 전달 함수의 예	36
표4. 직접 측정된 심음 데이터	40
표5. 데이터 베이스를 사용한 심음 데이터	40

국 문 요 약

심음 측정을 통한 심장 이상 분리 분석에 관한 연구

심장의 판막 장애에 의한 이상 심음의 발생은 심장 질환과 밀접한 관계가 있다. 따라서, 심음 측정을 통한 심장 판막 장애의 조기 진단은 매우 중요하다.

본 논문은 심음을 이용하여 심장 이상을 분리 분석 해 내는 것에 그 목적이 있다. 심음 측정은 비 관혈적인 성격을 가지고 있는 환자 정보 계측 시스템으로 심음 측정 시스템을 자동화, 소형화, 간편화하는 것은 원격 의료 계측을 위한 방법으로의 접근도 용이하게 한다. 심장 상태는 전기적인 심전도와 기계적인 심음도로 측정 될 수 있다. 심장의 기계적인 이상으로 인해 발생하는 비정상 심음을 분석하는 것이 심장의 기능상 장애와 직접적인 연관이 있음에 기인하여, 심장 주기 추출 시 기존의 방법인 심전도와 동기화 하여 심장 주기를 추출하는 방법에서 벗어나, 심음 데이터만으로 하나의 심장 주기를 추출해 심장이상을 분리 분석하였다.

주위 소음이 많을 경우를 고려하여 전원 잡음과, 고주파 잡음을 제거하는 방법을 사용하였다. 전원 잡음은 60Hz notch filter를 사용하여 제거하였고, wavelet을 사용하여 잡음 영역이라 생각되는 고주파 부분의 신호를 제거하고 심음의 특징을 보여주는 신호영역을 선택하여 원 신호(Source)를 재구성하는 방법을 사용하여 분리 분석을 수행하였다.

심음을 병적으로 분류하기 위해서 요소를 추출하였으며, 요소 추출에서 사용한 방법 또한 잡음 제거에서 사용한 방법을 응용하여, 시간에 따른 스케일을 잘 확인할 수 있는 wavelet decomposition을 사용하였다. 원 신호에서 분리된 영역의 계수를 그대로 사용하지 않고 계수를 Shannon 에너지 형태로 변환 시켜 신경망 회로의 입력 신호로 사용하였다.

추출된 요소를 신경망 회로에 입력하여 신경망을 학습하였고, 결정된 가중치를 이용하여 정상 심음과 비정상 심음을 구별해 낼 수 있었다.

총 665개의 심장 주기 중에서 심잡음이 없는 데이터 147개와 심잡음이 있는 데이터 190개의 데이터로 학습을 하고, 심잡음이 없는 데이터 137개와 심잡음이 있는 데이터 191개로 검사를 한 결과, 특이도(specificity) 86%와 예민도(sensitivity) 94%를 얻어냈으며, 진단상의 정확도(accuracy)는 91%임을 알 수 있었다.

핵심되는 말 : 심음, wavelet, neural network, 패턴인식, 심장주기 추출

제 1 장 서론

인간의 죽음 대부분이 심장 질환에 의해 일어난다는 연구 결과들이 많이 보고되고 있다. 우리나라 61개 심장 혈관질환 수술 병원을 중심으로 조사한 한국 심장재단의 심장 혈관 질환 수술 보고서를 참고하면, 표1처럼 연도별 심장 수술 현황이 지속적으로 늘어나는 것을 알 수 있다. 이처럼 심장 질환 환자가 늘어남에 따라 심장 정보를 빠르고 정확하게 파악하는 것이 매우 중요해 졌다.

표1. 연도별 심장혈관 수술 현황(1995-2001)

구분	2001	2000	1999	1998	1997	1996	1995
총인원	36,429	25,917	27,977	15,340	21,001	15,340	13,660
사망인원	325	243	313	372	333	372	355

출처: 한국 심장재단(www.heart.or.kr)

심음도와 심전도 같은 생체 신호는 심장 기능에 관한 정보를 제공한다. 심전도는 심장의 전기적 신호의 정보를 얻어내는 것이라면 심음도는 심장의 기계적 현상의 정보를 얻어내는 것이라고 할 수 있다. 심장의 기계적 현상은 심장내의 4개의 판막이 개폐하여 혈액이 일정한 방향으로 흐를 때 심근, 판막(방실판<이첨판, 삼첨판>, 반월판<폐동맥판, 대동맥판>), 대혈관(대동맥, 폐동맥)의 진동이 발생하는 현상이다. 이때 진동하는 에너지가 심음이나, 심잡음으로 흉벽에서 청취된다. [1]이처럼 심장 판막의 장애는 심장 질환과 커다란 상관 관계가 있어서 심장 판막의 장애를 조기에 발견하는 것이 의학적으로 중요한 연구 중에 하나가 되어왔으며, [2] 심음을 평가하는 것은 다양한 심장 질환을 찾아내는데 매우 유용하다는 사실도 알게 되었다. [3]

심장의 소리를 듣는 청진(auscultation)은 Laennec(1781-1826)이 처음 심장의 소리를 들음으로 시작되었는데, 그 이후 심장질환 진단에 매우 중요한 방법 중 하나가 되었다. 그러나, 청진법은 사람의 감각에 의존하는 방법이기 때문에 청진 능력의 개인차가 크고 신뢰성이 부족하다고 하는 결점이 있다. 이를 해결하기 위하

여 청진의 객관적인 시각화가 진행되었으며, 시각화된 심음 신호를 이용한 심음의 분리 분석에 관한 접근도 이루어 졌다. 특히, 본 연구에서는 비관혈, 무구속, 무자각을 기반으로 하는 원격 환자 정보 계측을 위한 시스템 구축의 일환으로 심음을 효과적으로 수집하고, 그 수집된 데이터를 분석해 낼 수 있는 시스템을 제안하였다. 원격 계측을 위해서는 데이터 수집방법이 평이하여 일반인도 쉽게 데이터를 얻어 낼 수 있어야 하고, 인체 구속적 요소도 최소화하여야 한다. 이로 인하여 심장 주기를 분할 할 때, 일반적으로 사용되는 방법인 ECG를 동기화 시켜서 분할해 내는 방법대신 심음 자체만을 가지고 심장 주기를 분할하는 방법이 적합하다. 또한, 심음 정보는 심장의 기계적인 동작의 신호를 나타내는 신호이기 때문에, 심음만을 이용한 진단으로의 접근은 심장 이상에 관한 매우 유효한 정보를 제공할 수 있다. 자동 분석 심음은 특징이 있는 구성요소로 분할되어야 할 필요가 있다. 심음도는 제 1 심음(S1), 수축기, 제 2 심음(S2), 이완기의 순서로 시간영역에 주기적으로 분포한다. 이 네 가지 구성요소를 사용하여 심장 한 주기의 템플릿을 얻어낼 수 있으며, 각 구성요소를 구분하여 특징을 관찰하고 그 요소들을 신경망 회로에 학습시킴으로 심음의 성질을 적절히 분류해 낼 수 있었다.

처음 수집된 심음 데이터에서 우리가 원하는 정보를 얻어내기 위해, 60Hz 전원 잡음을 제거하고, wavelet 방법을 사용하여 고주파 잡음을 제거하였다. 잡음 제거된 신호에서 한 심장주기를 찾아내기 위해 특징을 잘 보여주는 영역의 데이터를 Shannon 에너지로 양수화 하고, 양수화 된 신호를 포락선화(envelope)하였다. 이렇게 얻어진 포락선화 된 데이터에 심장의 생리학적 범칙을 가미한 알고리즘을 적용하여 심장의 한 주기 신호를 추출할 수 있었다. 하나의 심장 주기의 심음 데이터를 얻어낸 후에 심음도에서 보이는 4가지 구성 요소를 잘 나타내는 영역을 wavelet을 통하여 분해했고, 분해된 신호를 재 가공하여 신경망의 입력 신호로 사용했다. 신경망 회로는 feed-forward back-propagation 방법을 사용하여 입력되는 신호에 대한 가중치를 결정하였으며, 최종적으로 결정된 가중치를 통하여 들어오는 입력에 따라 심음의 종류를 분류하게 된다.

1.1 연구의 배경

심음도(Phonocardiogram)는 심장 판막에 관한 유용한 정보를 제공해 주기 때문에 심장질환의 다양한 진단에 사용된다. 청진이 신체 비침습적인 방법으로 심장의 이상 신호를 측정할 수 있고, 가장 일반적인 생체 신호 획득 방법이라는 점에서 원격 재택 진료에 심음 측정이 사용될 수 있다. 하지만 심음 측정이 인간의 청력에 의존한 비과학적인 수단으로 인식되며, 지금까지 심음도를 이용한 자동진단은 단순히 심음의 이상 유무만을 검사하는데 그치고 있으며 그 정확도도 매우 낮은 편이다.

기존의 심음 측정 전문가 시스템의 연구는 단지 PC를 기반으로 하여 심음 정보를 도식화하여, 그것을 의사의 진단명과 함께 저장하고, 다시 재생시킬 수 있는 시스템의 구축이나[4], 실시간으로 저장, 화면 표시, 재생뿐만 아니라, 주파수 영역의 신호처리 즉, STFT(Short Time Fourier Transform)를 할 수 있는 소프트웨어의 개발[5], 가상 도구의 개발[6] 등으로 이루어 졌다. 이처럼 기존의 시스템은 심음의 수집과 분석은 하였으나 신호를 수집하여 각 시상을 분류하는 단계까지를 하나의 시스템에 통합하는 단계에 이르지 못했다.

심음도를 사용하여 심장 질환을 분류(classification)하기 위한 시도는 여러 방법으로 접근되었다. 먼저 심음 수집에 있어서 심음을 수집하는 환경이 잡음 영향을 많이 받으므로, 심음의 잡음 제거를 위한 연구가 수행되어 오고 있다. Sheila는 심음도의 백색 잡음 제거를 위하여 최적의 웨이브렛을 제안했다.[7] Shen은 심음도의 잡음제거를 위해 적응형 Auto Regressive 모델링을 통한 백색 잡음의 제거에 관한 논문을 발표하였다.[8]

심장 주기 분할(segmentation)에 관한 기존의 연구 흐름은 주로, 심전도(ECG) 신호에 의존하거나 경동맥 맥박에 의존하여 심장 주기를 분할하는 연구가 이루어 졌다. 그래서, Lehner 등은 심전도와 경동맥의 펄스를 참조하여 심음도 주기 추출 알고리즘을 제안하였다.[9] 또한, Iwata 등은 주파수 차원에서 선형 예측 방법을 통해서 얻어낸 심음도의 특징을 가지고 제 1심음과 제 2심음을 구별해 내는 방법

을 제안했고,[10] Baranek 등은 심장 주기의 분할을 심음도의 저대역 통과필터나 Hilbert 변환에 의해 얻어진 포락선에서 얻어내었다.[11] 전기적(electrical)인 신호의 심장주기와 기계적(mechanical)인 신호의 심장주기의 시간적 차이는 존재하게 된다. 그러므로 심장의 생리학적 변화를 보려고 하면, 심장의 기계적인 신호에 충실해서 심음을 심장주기로 분할해야 한다.[12] 그래서, 약 30년 전 David S. Gerbarg가 심장 주기 분할에 심전도 없이 순수한 심음만으로 해 내는 것을 제안했으며,[4] Liang 등은 심음만 가지고 심장 주기를 구해내는데 적합한 해결방법을 모색했다.[13][14] 본 논문도 이러한 관점에서 기계적 신호인 심음만으로 심장 주기를 분할 해 내었다.

심음 패턴의 분류 자체에 관한 연구도 수행되고 있다. 심음과 심잡음의 모식을 시간 주파수 영역에서 표현하고 분류해 내려는 연구에서부터[15] 신경망의 적용까지 다양한 접근이 이루어지고 있다.[16][17][18] 근래에는 많은 연구들이 신경망을 이용하여 패턴 분류를 시도하였다. 하지만 이러한 패턴 분류는 대부분 Matlab을 이용한 시뮬레이션에 그치는 경향이 있다.

이외에도 심음을 데이터 베이스 prototype에 관한 연구도 수행되고 있으며,[19] 심음 신호로 심장 이상 유무를 분류해 내는 방법 외에 특정한 판막음에 관심을 가지고 그 판막음의 소리에 집중하여 질병을 분리해 내는 연구도 수행되고 있다.[20][21]

본 연구에서는 심음 측정의 가상 도구(virtual instrument)의 구축에 있어서 심음 정보만 사용해서 심장 주기를 분석해 낼뿐만 아니라, 추출된 한 주기 데이터를 이용한 정상 심음 데이터와 비정상 심음 데이터로의 분류를 통해 심장 상태를 판단할 수 있었다. 일차적 진단으로서의 비관혈적(noninvasive)인 특징이 있는 청진 방법은 원격 환자 정보계측을 위한 시스템으로의 접근을 용이하게 한다.

제 2 장 방법

2.1 심음과 심잡음

임상의사는 청진기로 심음을 듣고 환자 심장의 기능적인 특성에 대한 중요한 정보를 얻게된다. 특정한 심음과 심장의 한 박동 주기 내에서 일어나는 기계적인 일 또는 전기적인 현상 사이의 관계를, 발생하는 시간의 관점에서 비교하면 더욱 많은 정보를 얻게된다. 이와 같은 시도를 심음도 검사(phonocardiography) 라고 한다.[22]

Rushmer가 내린 기초적인 정의에 의하면, 심음은 혈액의 가속과 감속에 따른 진동 또는 소리를 말하며, 심잡음은 혈액이 난류(turbulence)를 이룰 때 발생하는 것이라 할 수 있다.[23] 심장내의 4개의 판막이 개폐하여 혈액이 일정한 방향으로 흐를 때 심근, 판막(방실판<이첨판, 삼첨판>, 반월판<폐동맥판, 대동맥판>), 대혈관(대동맥, 폐동맥)의 진동이 발생한다. 이때 진동하는 에너지가 심음이나, 심잡음으로 흉벽에서 청취되므로 심음(Heart Sound)은 심장의 판막(valve)과 관련된 정보를 얻을 수 있다. 또한, 심잡음(Heart Murmurs)이란 심음보다 더 심장의 질병 여부를 판단 할 수 있는 좋은 지표가 되는 소리를 이야기하는데 심장이 혈관의 협착으로 인해서 좁아졌거나 (Stenosis), 심벽이나 중격의 폐쇄가 완전하지 않아 새거나 (Regurgitation), 압력 차가 많은 곳으로 구멍이 났거나 (Shunt) 했을 때 발생한다. 심잡음은 심주기의 각 시상(timing)의 시작점과 종료점 사이에 존재하거나 또는 2개 이상의 시상(timing)에 걸쳐 나타나는 진동군 이다.

심음과 심잡음의 성상을 판정하는데는 여러 가지 항목들을 사용하게 된다. 첫째, 들리는 심음의 피치가 높은가 낮은가에 대한 판정을 한다. 둘째, 들리는 음의 크기의 크고 작음을 판정한다. 셋째, 들리는 음의 강하고 약함을 판정을 한다. 넷째, 잡음의 강도. 즉, 잡음이 들리는 크기와 잡음의 진폭에 대한 판정을 한다. 다섯째, 잡음의 파형. 즉, 강도의 변화에 따라서 점증성(crescendo), 점감성(decrescendo), 점증·점감성(증감의 정도가 극단적인 것을 다이아몬드형, 경도의

것을 방추형이라고 한다.), 평탄형(plateau)으로 나누어진다. 여섯째, 잡음의 시상(timing) 즉, 잡음의 출현 시기에 의해 수축기 잡음, 이완기 잡음, 수축기와 이완기 양 시상에 출현하는 잡음, 전체 심장 주기에 걸친 연속성 잡음으로 분류된다. 일곱째, 잡음의 최강부위. 즉, 어느 부위에서 청진을 했을 때 잡음이 가장 크게 들리는가에 대한 것이다. 여덟째, 잡음의 주파수로 고음 중음 저음으로 나타날 수 있다. 아홉째, 잡음이 전해지는 방향을 보는 것도 중요하다. 열 번째, 제 1심음인지 제 2심음인지를 판별하는 것 또한 중요하다. 본 논문에서는 특히, 위 항목들 중에 1심음과 2심음의 판별과 잡음의 시상, 잡음의 파형에 중점을 두고 연구를 수행하였다.

2.1.1 심음의 분류

제 1심음은 승모판과 삼첨판이 폐쇄될 때 발생하는 소리로 제 2심음보다 약간 낮고 긴 소리이다. 승모판 폐쇄가 삼첨판 폐쇄보다 약간 빠르나 그 간격이 좁아 대개는 하나의 소리로 들린다.

제 2심음은 대동맥판과 폐동맥판이 폐쇄될 때 발생하는 소리로 정상적으로 대동맥판 폐쇄음이 폐동맥판 폐쇄음보다 먼저 나타난다.

제 3심음은 혈액이 갑자기 심실내로 들어와 심실벽이 급하게 늘어날 때 발생된다. 따라서 전부하(pre-load), 심방의 압력, 심근의 탄성도에 따라 제 3심음의 크기가 좌우된다. 청소년은 심장질환 없이도 정상적으로 청진 될 수 있으나 성인은 병적 소견으로 심실 부전을 시사한다.

제 4심음은 확장기 말 심방의 수축에 따른 심실압의 상승에 의해 발생하며 아주 낮은 소리로 제 1심음 직전에 청진 된다. 심실의 확장기말 압력이 상승되어 있거나, 고혈압, 대동맥판 협착증 같이 심실의 확장성이 감소된 경우 청진 된다.

2.1.2 심잡음의 분류

심잡음을 분류하는데 있어서 발생 원인에 관한 분류방법과 혈류 방향에 의한

분류방법, 발생 시기에 관한 분류방법 등이 있다. 본 논문에서는 이들 방법 중 발생 시기에 관한 방법으로 접근하여 심잡음을 분류했다.

발생 시기에 의한 분류는 데이터가 수집되는 위치에 따라 잡음의 모양이 달라질 수 있다. 그러므로, 본 논문에서는 제안된 시스템이 비전문가도 사용할 수 있는 시스템이라는 점에서 심음을 수집하는 위치를 고정시켰는데, 고정시킨 위치는 심음 수집에 있어서 일반인 접근이 용이한 심첨부 영역을 사용하였다. 심첨부란 그림1의 A 영역인데, 심첨박동을 측정할 수 있는 부위로 심첨박동을 다루지 않는 경우에는 제 5늑간과 좌측 쇄골 중간선과 만나는 부위이다.

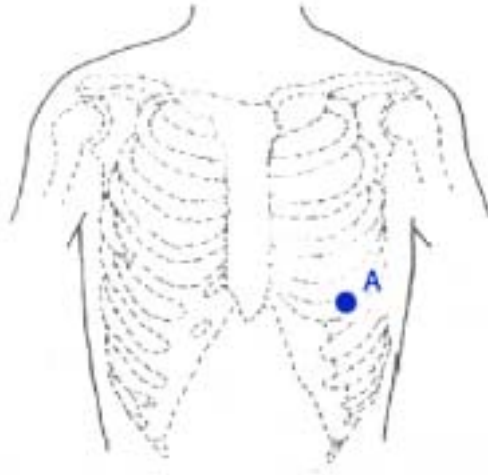


그림1. 심음 측정 마이크론의 부착 위치(A:심첨부)

가. 수축기 심잡음

제 1심음에서 제 2심음 사이에 존재하는 심잡음을 수축기 잡음이라고 하며 수축기의 어느 부분에서 보이느냐 따라서 그림2에서와 같이 수축 초기 잡음, 수축 중기 잡음, 수축 후기 잡음, 전체 수축기 잡음으로 나누어 볼 수 있다.

수축 조기 잡음은 제 1심음에 이어 생기는 잡음으로 지속시간이 짧으며, 제 2심음에 도달하지 않고 수축 중기에 끝나는 점감성(decrecendo) 잡음이다. 제 1심음에서 시작되는 역류성과 제 1심음에서 약간 뒤에서 시작되는 구출성 잡음이 있다.

수축 중기 잡음은 음량이 강하고 크며, 음질은 거칠고 파형은 다이아몬드형이다. 대부분 구출성 잡음으로 반월판 협착의 경우 특이하지만 심실에서의 박출 혈액량 및 혈류 속도의 증대에 의해 발생한다.

수축 후기잡음은 수축 초기에는 잡음이 없고, 수축 중기부터 시작하여 제 2심음까지 계속하여 점증(crescendo)하는 역류성 잡음의 일종이다. 종종 수축기 크리크 음을 수반한다.

전체 수축기 잡음은 수축기 전체에 걸쳐서 나타나는 높은 음조의 잡음으로 좌심실-우심실간, 심실-심방간 압력 차가 크고 좁은 간격을 혈액이 역류할 때 나타나는 역류성 잡음(Regurgitation murmur)이다.

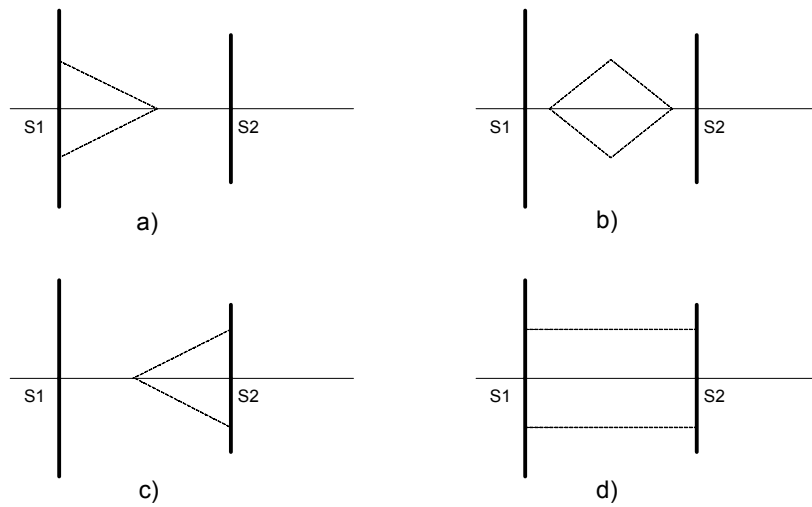


그림2. 수축기 심잡음의 모식도

- a) 수축 조기 잡음
- b) 수축 중기 잡음
- c) 수축 후기 잡음
- d) 전체 수축기 잡음

나. 이완기 심잡음

제 2심음에서 제 1심음 사이에 존재하는 심잡음으로 기질적인 심질환에서 볼 수 있으며, 그림3에서와 같이 그 시상(timing)에 의해 이완 조기 잡음, 이완 중기 잡음, 수축 전기 잡음으로 나눌 수 있다.

이완 조기 잡음은 2음에서 시작하여 1음 앞에서 끝난다. 전체 이완기에 걸쳐서 점감성을 나타낸다.

이완 중기 잡음은 심실의 급속 유입기에 심방에서 심실로 혈액의 흐름으로 유발되는 잡음이다. 승모판, 삼첨판의 협착으로 인해 심방에서 심실로의 혈액 유입시 방실관 통과가 방해받아서 생긴다.

수축 전기 잡음은 심상 수축성 잡음으로, 승모판 협착이 있을 경우, 이완 말기의 심방수축시 심방 내압이 높아졌을 때, 혈류가 협착된 방실관을 통과 하면서 생기는 잡음이다.

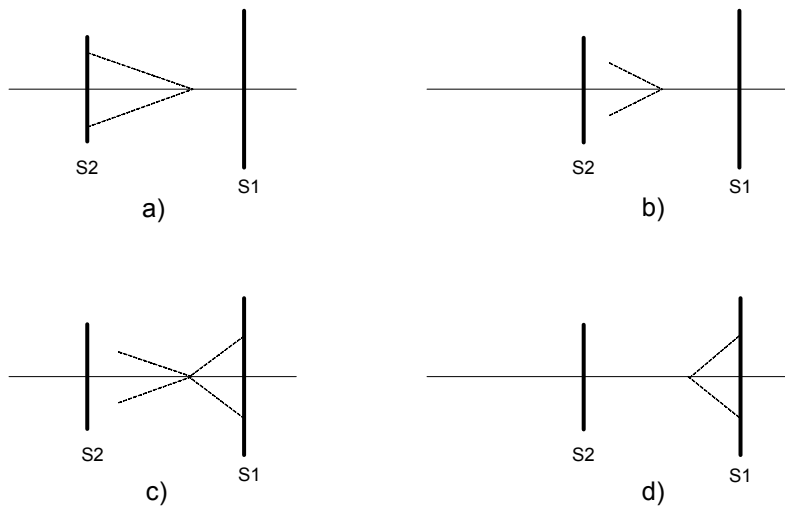


그림3. 이완기 심잡음의 모식도

- a) 이완 조기 잡음
- b) 이완 중기 잡음
- c) 이완 중기 및 수축 전기 잡음
- d) 수축 전기 잡음

다. 연속성 심잡음

수축기와 이완기의 그림4와 같이 심장의 전체주기에 걸쳐서 연속적으로 나타나는 잡음으로 동맥계에서 정맥계의 혈액의 단락이 보이는 경우에 생긴다.

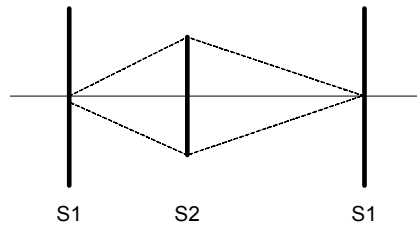


그림4. 연속성 심잡음의 모식도

지금까지 살펴본 심음과 심잡음의 모식을 가지고 진단을 하는데 있어서 진단적인 가치는 표2와 같다.

본 논문에서는 심장의 장애에 의해 대부분의 심잡음이 발생한다는 특징에 근거하여 심잡음의 유무를 구별해 냄으로 심장 장애 유무를 알아내고, 심잡음이 생성되는 시상이 언제인지를 판별하여, 수축기의 심잡음인지 이완기의 심잡음인지를 판별해 내는 시스템을 구성했다.

표.2 심음과 심잡음의 청진음과 진단적 가치

분류		청진음의 형태	진단적 가치
심음	제1, 제2 심음		정상 심음의 분리 각 요소의 크기
	제3, 제4 심음		정상적으로는 청진되지 않음 청진되면 심부전 가능성
심잡음	수축기 잡음	1. S1 ◇ S2	대동맥판 협착
		2. S1 ◁ S2	폐동맥판 협착
		1. S1 □ S2	승모판 폐쇄부전
		2. S1 ▷ S2	
		3. S2 ▷ S1	
		1. S1 □ S2	삼첨판 폐쇄부전
		2. S2 ▷ S1	
	1. S1 ◇ S2	심방중격 결손	
	2. S2 ▷ S1		
	1. S1 ◇ S2	심실중격 결손	
	2. S2 ▷ S1		
	이완기 잡음	1. S2 ◁ S1	승모판 협착
		2. S1 ▷ S2	삼첨판 협착
		1. S2 ◁ S1	
		1. S2 ▷ S1	대동맥판 폐쇄부전
2. S2 ▷ S1		폐동맥판 폐쇄부전	
연속 심잡음	1. S1 ◁ S2 ▷	대동맥관 개존증 ¹⁾	
	2. S1 □ S2		
	3. S2 ▷ S1		
심낭 잡음	수축기 및 이완기 잡음		심낭이 외부와 마찰

대동맥관 개존증²⁾

1) 태생(胎生)시에 폐동맥 분기부(分岐部)로부터 대동맥 좌쇄골(左鎖骨) 아래의 동맥 분기부보다 약간 말초쪽을 잇는 동맥관이 생후 1~2년이 지나도록 폐쇄되지 않은 채 열려 있는 상태.

2) 태생(胎生)시에 폐동맥 분기부(分岐部)로부터 대동맥 좌쇄골(左鎖骨) 아래의 동맥 분기부

2.2 신호의 수집

사람의 청각영역은 20-20000Hz 이며, 심음은 수Hz - 100Hz 대역에 분포하고, 심잡음은 1000Hz 대역까지 분포한다.[1] 사람의 가청 영역과 심음과 심잡음의 주파수와 그에 따른 압력의 분포를 나타내는 그림5에서 심음과 심잡음의 신호의 주파수 영역을 알 수 있다.

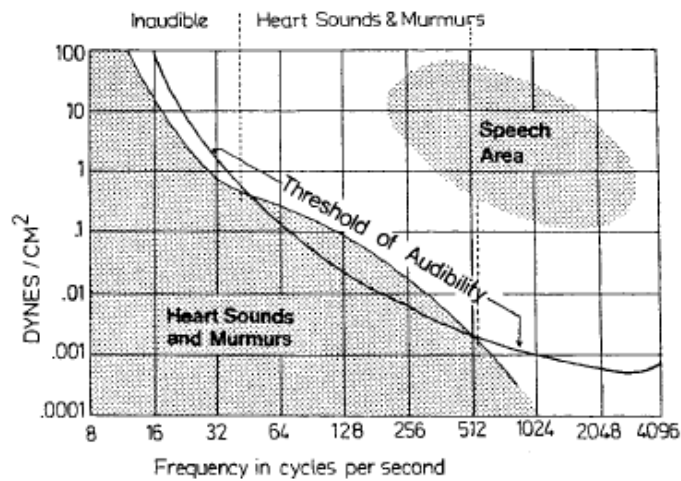


그림5. 사람의 가청 영역과 심음의 주파수 대역

사용한 전자청진기는 기존의 다이내믹 마이크로폰보다 주파수 응답이 넓은 영역에 평평한 특성을 가지는 크리스털 방식의 마이크로폰을 채택하여,[22] 고주파 영역의 신호도 매우 잘 받아들이는 효과가 있었다.(Hanbyul Meditech, SP-S1, 주파수 응답 : 5Hz-5kHz) 들어오는 신호를 1kHz 이하의 신호만 받아들이는 필터를 사용하였고, 신호를 받아들이는데는 심음과 심잡음의 주파수 영역의 신호를 받아

보다 약간 말초쪽을 잇는 동맥관이 생후 1~2년이 지나도록 폐쇄되지 않은 채 열려 있는 상태.

들이기에 최소한의 필요조건인 샘플링 이론을 만족시키는 2048Hz의 속도로 샘플링 하였다. 12Bit의 분해능을 가지는 A/D 변환을 수행할 수 있는 신호수집 장치(PIC16C774 micro processor)를 구축하였다.

전자 청진기에 의하여 얻어진 데이터는 각 심음과 심잡음이 생성되는 시점에서 양극성으로 수집되었다. 이 양극성 신호가 심장 이상의 분리 분석에 사용되기 위해서 A/D 과정을 거쳤는데, A/D를 하기 위해서는 입력 신호를 모두 양수화 하는 작업을 했으며, 제공된 A/D 장치에 분해능을 최대로 사용할 수 있는 간단한 전처리 하드웨어를 장착하였다.

A/D를 하기에 적합한 아날로그 신호를 Micro controller를 이용하여 A/D와 직렬통신을 할 수 있었다. 115200 bit/sec의 속도로 PC와 직렬 통신을 하였으며, 통신간의 오차의 검사는 CRC(Cyclic Redundancy Check)를 사용하여 보다 정확한 데이터의 송·수신을 구축했다. 데이터의 형태는 그림6에서처럼 시작신호 1바이트, A/D된 데이터 2바이트, 생성된 CRC 1바이트, 중지신호 1바이트로 총 5바이트를 하나의 데이터를 표현하는데 사용하였다.

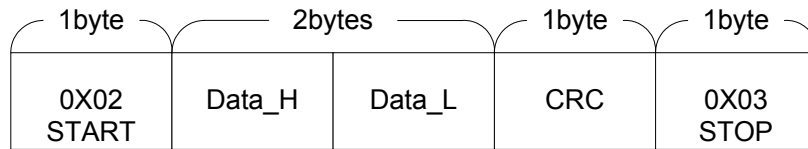


그림6. 직렬 통신에 사용한 데이터 패킷

심음 측정을 통한 심장 이상 분리 분석을 위한 시스템의 블록 다이어그램은 그림7과 같다. 심침부에서 전자 청진기를 통하여 측정된 심음 정보를 수집하여, 고주파와 전원 잡음을 제거하여 얻어내는 잡음 제거 과정을 거친다. 잡음이 제거된 신호를 요소 추출을 위하여 웨이블릿을 적용하여 심장 한주기의 심음 정보를 양수화 한다. 이렇게 얻어진 데이터를 요소로 결정하고, 신경망 학습의 입력신호로 사용하여, 오차 역전파 방식의 신경망 회로를 학습시켜, 최종적으로 이상 심음인지 정상 심음인지를 구별하는 분류를 하게된다.

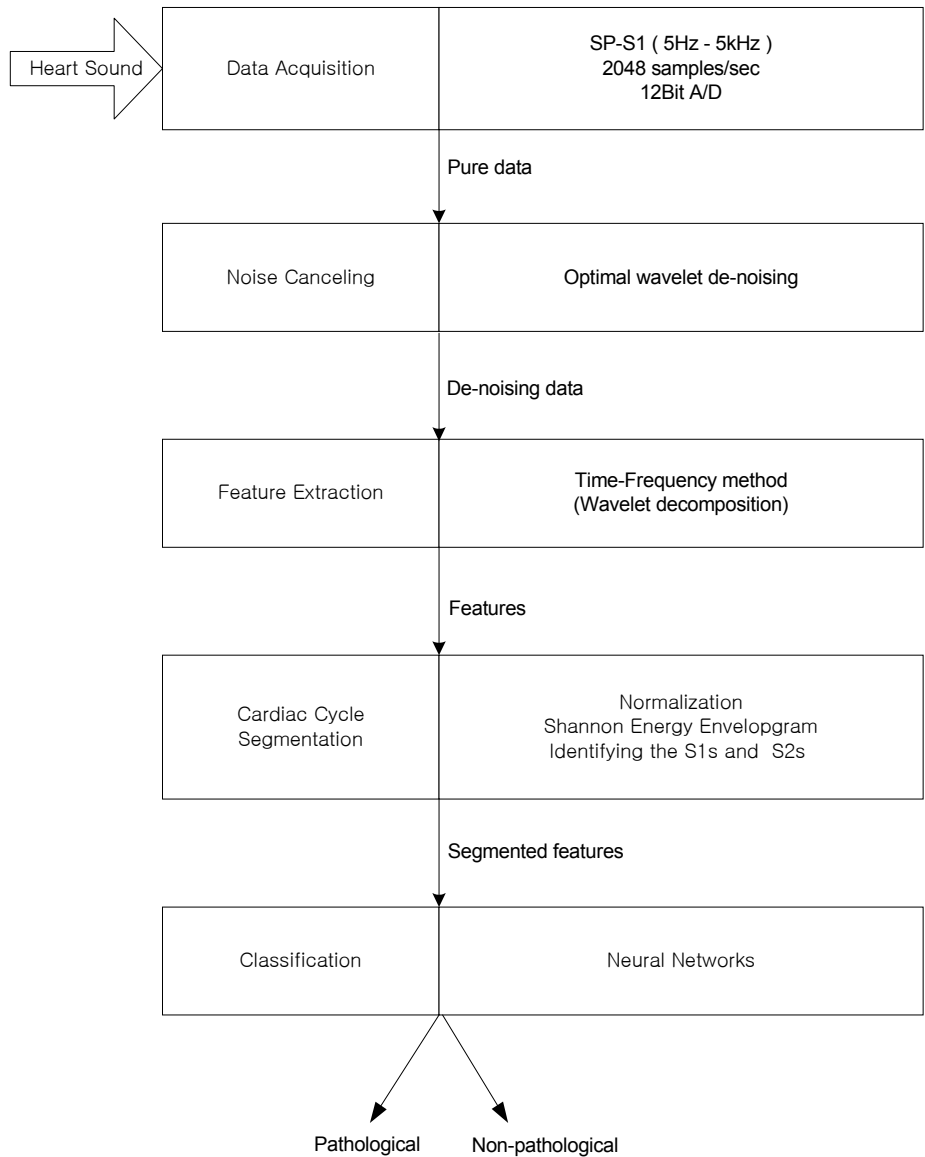


그림7. 제안된 시스템의 블록 다이어그램

2.3 시간-주파수 및 시간-스케일 영역의 분석법

신호의 주파수 분석을 위해 일반적으로 푸리에 변환을 하는데, 시간에 따라 주파수의 변화가 있는 신호의 경우 푸리에 변환한 분석 결과로 어떤 시점에서 특정 주파수 성분이 분포되어 있는지 아는 것은 불가능하다. 대부분의 생체 신호와 마찬가지로 심음 신호가 시간에 따라 주파수 성분이 변하는 신호임을 고려할 때, 유용한 신호의 분석 방법은 Short-time Fourier Transform과 Cohen class의 기초인 Wigner-Ville distribution(WVD), 지수함수 커널 마스크(Kernel masking) 방법을 이용하여 잡음 성분을 감소시키는 Choi-Williams distribution(CWD), mother wavelet을 사용하여 신호를 분리하는 wavelet 방법 등이 있다.

2.3.1 웨이브렛

Wavelet 해석은 1983년 J.Morlet이 인공 지진파에서 신호의 불연속 성분을 추출하고 해석하는 방법에서 비직교(nonorthogonal) 형태의 변조된 가우시안 mother wavelet을 사용한 것에서 연유된다. wavelet 변환은 1980년대에 수학자와 공학자들 간에 활발한 연구가 진행되어 왔으며, wavelet은 소개된 이후 신호를 분석하고 해석하는데 효과적인 수학적 도구로 알려졌고, 1987년 Mallat에 의해 다중 해상분석 (Multiresolution Analysis)과 고속 wavelet 변환이 개발되었다. 그로 인해 순수수학분야(조화해석학, 선형대수)부터 여러 응용분야(전자공학, 컴퓨터공학, 지구과학)에 이르기까지 폭 넓게 연구되어 왔다. wavelet 변환은 푸리에(Fourier) 변환에 기반을 둔 기존의 신호처리 알고리즘에 비해 속도가 빠르고 시간과 주파수영역에서 신호의 국소화를 효율적으로 구현하기 때문에, 1990년대에 들어와서 폭발적으로 증가되어 여러 분야에서의 응용되었다.[24] wavelet 변환의 응용은 필터의 성질을 이용한 신호의 추출뿐만 아니라, 잡음 제거, 특징 요소의 추출, 고주파 영역의 신호 추출이나 저주파 영역의 신호 추출에 사용한다.

기존의 fourier 변환의 단점은 신호의 주파수 성분은 잘 나타내나 시간변화에 따른 추이를 나타내지 못한다는 것이다. 이와 같은 단점을 극복하기 위하여 STFT(Short Time Fourier Transform)등 여러 가지 방법이 연구되어 왔다. 그러나 STFT는 원신호(source)에 가해지는 윈도우가 고정되어 있으므로 신호가 빠른 변화를 보이는 곳에서는 해상도를 높이고 느린 변화를 보이는 곳에는 해상도를 낮출 수 없다는 단점이 있다. Wavelet 변환은 기존의 푸리에 변환의 이러한 단점을 극복하기 위한 방법으로 발전해왔다. 그림8에서 기존 푸리에 변환이 시변화 신호를 분석하기 힘들다는 단점을 극복하기 위한 STFT의 주파수 윈도우와 웨이블렛의 주파수 윈도우를 비교했다. 그림8에서 wavelet은 주파수에 따라 크기가 다른 윈도우를 가질 수 있다는 점을 확인 할 수 있다.

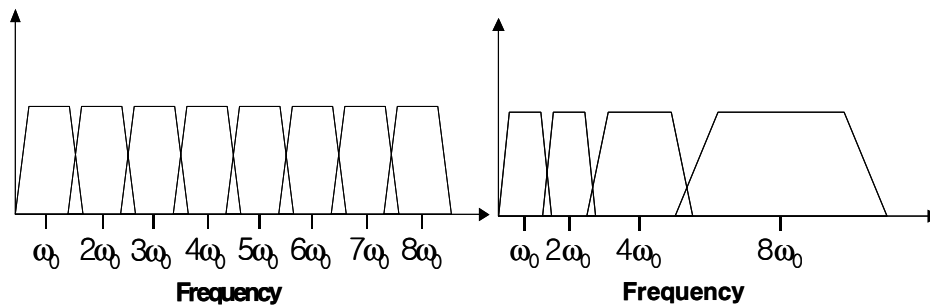


그림8. STFT와 wavelet의 주파수 윈도우

가. 웨이블렛 변환

푸리에 해석(fourier analysis)은 신호를 정현파 함수로 확장(expansion)하는 것에 반해 wavelet은 작은 파 (small wave)를 기저 함수로 확장하는 것을 의미한다. 여기서 사용되는 wavelet은 웨이브의 성질과 미소(smallness)조건을 만족해야 하는데, 웨이브는 정현파와 같이 시간 혹은 공간적으로 진동(oscillating) 하는 함수로 정의되고, 미소조건은 유한한 길이를 가진다는 것으로 진동이 결국 '0'의 값으로 수렴하는 함수로 정의된다. 결국, 시간적으로 에너지 집중을 갖으며, 진동(oscillating) 특성을 갖는다고 할 수 있다.

wavelet은 작은 웨이브로 일시적(transient)이고, 비 안정성(non-stationary)이며, 시변현상(time-varying)을 갖는 신호를 해석하기 위한 도구를 제공한다.

1980년대 공학에 접목되면서 wavelet의 응용이 폭발적으로 증가했다. wavelet의 일반식은 식(1) 과 같다.

$$F(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int f(t) w\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (1)$$

기저 wavelet은 진동하고 유한 에너지를 가지며, 평균이 '0'인 파형이다. 기저 wavelet이 결정되면 식에서 wavelet의 폭인 스케일(Scale(s))과 얼마나 움직인 위치에 있는지 보여주는 변이 (τ)를 변화시키면서 계산한다.

실질적으로 웨이브렛을 해석하는데 있어서는 스케일을 변화 시켰을 때의 효과를 정의할 수 있는 해상도의 개념을 이용하면 해석이 용이해 진다. 그림9에서 스케일(scale : h_0) 함수 $\phi(t)$ 는 저역통과필터에 해당하며, 웨이브렛(wavelet : h_1) 함수 $\psi(t)$ 는 고역통과필터에 해당된다.

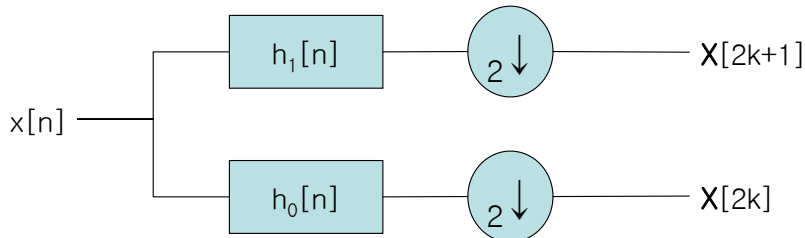


그림9. 스케일링 함수와 wavelet함수

각각 스케일링 함수와 wavelet 함수를 일반화하면, 스케일링 함수는 식(2)와 같고 wavelet 함수는 식(3)과 같다.

$$\phi(t) = \sum_n h(n) \sqrt{2} \phi(2t-n) \quad n \in V_0 \quad (2)$$

$$\psi(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \phi(2t-n) \quad n \in Z \quad (3)$$

고해상도 (High resolution) 신호를 포함하는 신호는 저해상도 (Low resolution) 신호를 포함한다. 스케일링 조건을 살펴보면 식 (4)와 같다.

$$f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2t) \in V_{j+1} \quad (4)$$

그러므로, $\phi(t)$ 가 V_0 에 속한다면 $\phi(t)$ 는 $\phi(2t)$ 에 의해 V_1 에 속한다. 즉, $\phi(t)$ 가 천이 된 $\phi(2t)$ 의 가중 합으로 표현 할 수 있다. 신호를 일반화하면, 식(2)과 같아진다. Wavelet 함수와 스케일링 함수가 서로 직교한다는 것을 고려해서 wavelet 계수를 스케일링 계수에 연관시키면 식(5)와 같은 일반식을 얻어 낼 수 있다.

$$h_1(n) = (-1)^n h(1-n) \quad (5)$$

이렇게 해서 스케일링 함수로 분리된 저역 신호와 wavelet함수로 분리된 고역 신호는 얻어진 계수와 각각 함수의 곱의 합으로 식(6)와 같이 원래 신호로 복원해 낼 수 가 있다.

$$g(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a(k) \phi_k(t) + \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (6)$$

식(6)에서처럼 신호는 근사(approximation)와 세부(detail) 항목의 합으로 얻어 질 수 있다. wavelet은 디지털 필터의 성질이 있다. 신호 전개와 필터 बैं크와의 관점에서 보면, 계수들 신호 $g(t)$ 의 이산 wavelet변환 (DWT)으로 식(7), 식(8)에 의해서 각각 근사(approximation)와 세부(detail)를 표현 할 수 있다.

$$a_j(k) = \langle g(t), \phi_{j,k}(t) \rangle = \int g(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (7)$$

$$d_j(k) = \langle g(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int g(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (8)$$

나. 분해

필터링이란 수식적으로 나타내면 식(9)처럼 입력계수 $x(n)$ 과 필터계수 $h(n)$ 의 컨볼루션이라고 할 수 있다.

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(n-k) \quad (9)$$

이와 같은 성질을 이용하여 신호를 주어진 필터계수 $h(n)$ 으로 나눌 수 있다.

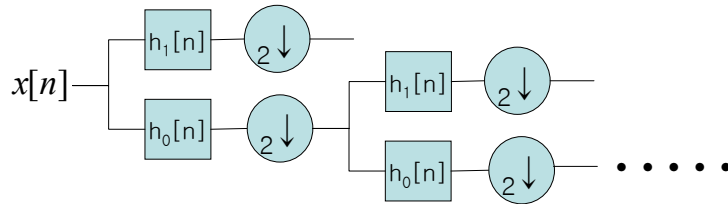


그림10. Wavelet을 이용한 신호분해

다. 합성

스케일링 함수와 wavelet함수에 의해 얻어진 계수를 이용하여 식 (10)과 같이 다시 처음의 데이터를 합성(Synthesis)해 복원해 낼 수 있다.

$$a_{j+1} = \sum_m a_j(m) h(k-2m) + \sum_m d_j(m) h_1(k-2m) \quad (10)$$

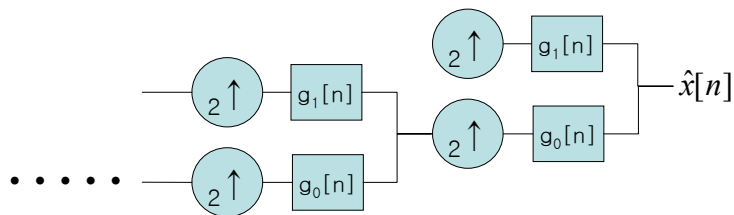


그림11. Wavelet을 이용한 신호합성 [25][26]

라. 적용

본 논문에서는 Battle-Lemarie wavelet(coefficient 10EA)을 적용하였다.[27] 각각 스케일링 벡터와 wavelet 벡터는 다음 그림12와 같다.

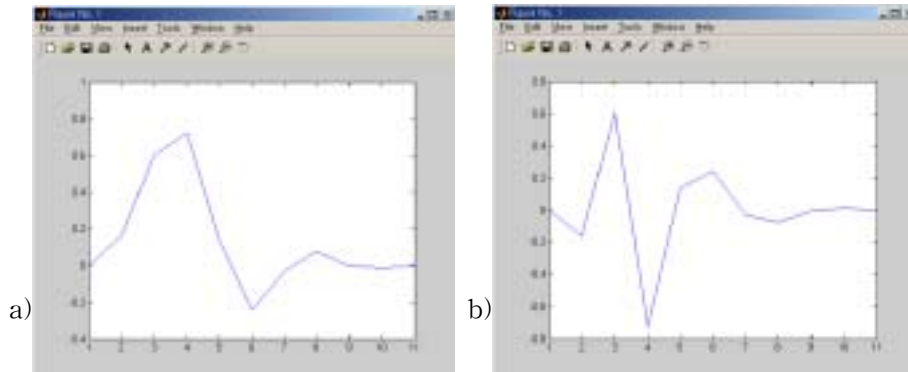


그림12. Battle-Lemarie wavelet

- a) scaling function
- b) wavelet function

이 wavelet을 이용하여 측정된 심음을 분해한 데이터는 그림13처럼 각각의 주파수로 나뉜다.

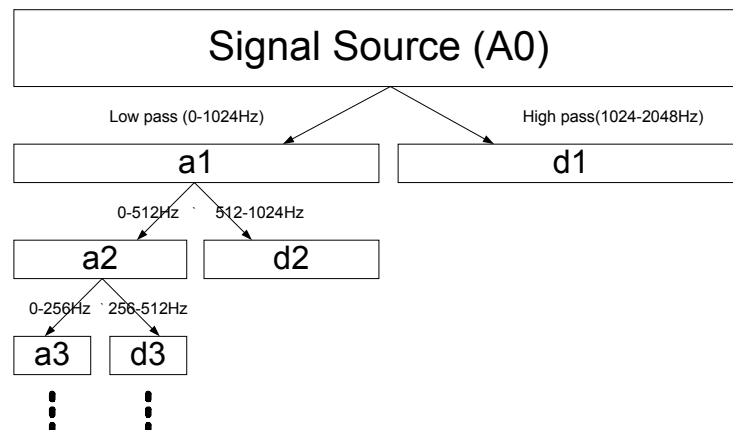


그림13. Wavelet 적용

그림14에서는 근사(Approximation)에 사용되는 계수의 5초 동안의 데이터를 나타내었는데, (Raw data)는 초기에 받아들인 데이터로, 0Hz-2048Hz의 영역을, (1)은 a1영역으로 주파수 0Hz - 1024Hz의 범위를, (2)는 a2영역으로 0Hz - 512Hz의 범위를, (3)은 a3영역으로 0Hz - 256Hz의 범위를, (4)는 a4영역으로 0Hz - 128Hz의 범위를 나타내는 그림이다.

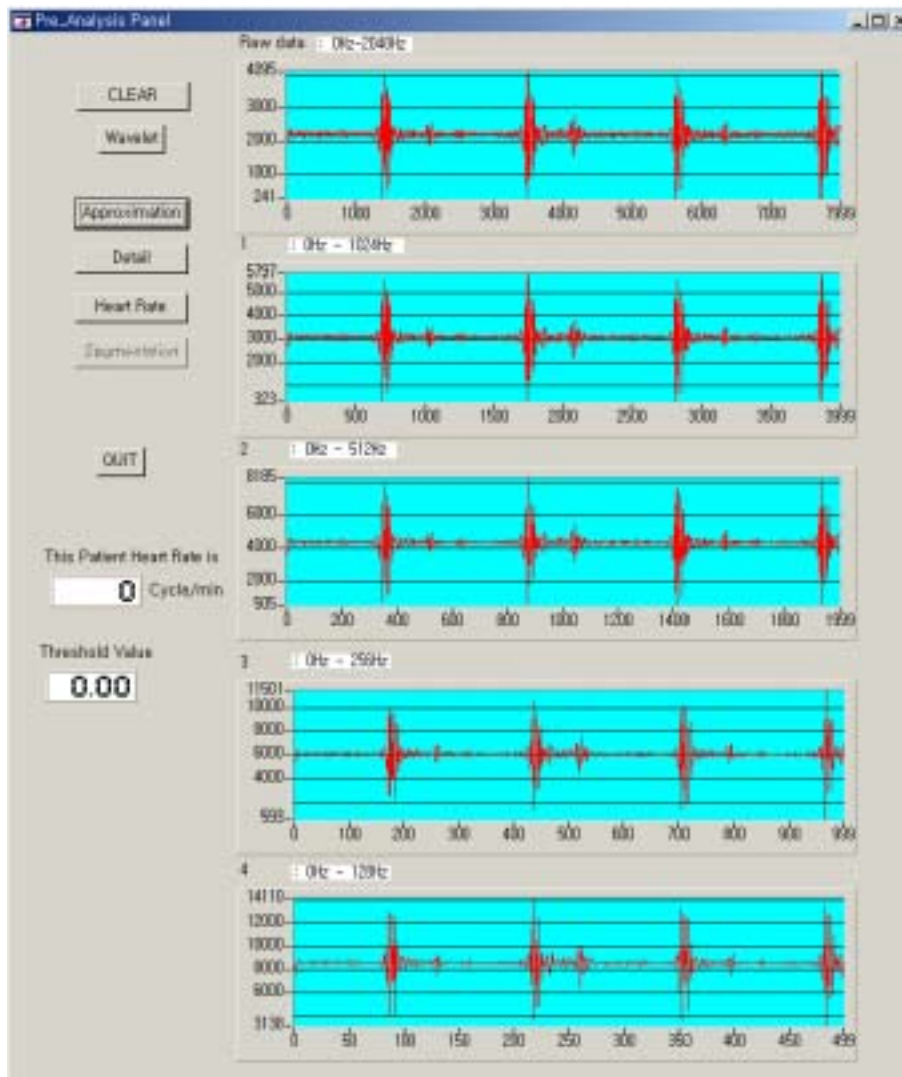


그림14. 심음도의 근사영역

그림15는 미세(Detail)의 신호를 나타내는데, 이 또한 5초 동안의 데이터로서, (1)은 d2영역으로 512Hz-1024Hz범위의 신호를 나타내었고, (2)는 d3영역으로 256Hz-512Hz범위를 (3)은 d4영역으로 128Hz-256Hz범위를 (4)는 d5영역으로 64Hz-128Hz범위를 나타내었다.

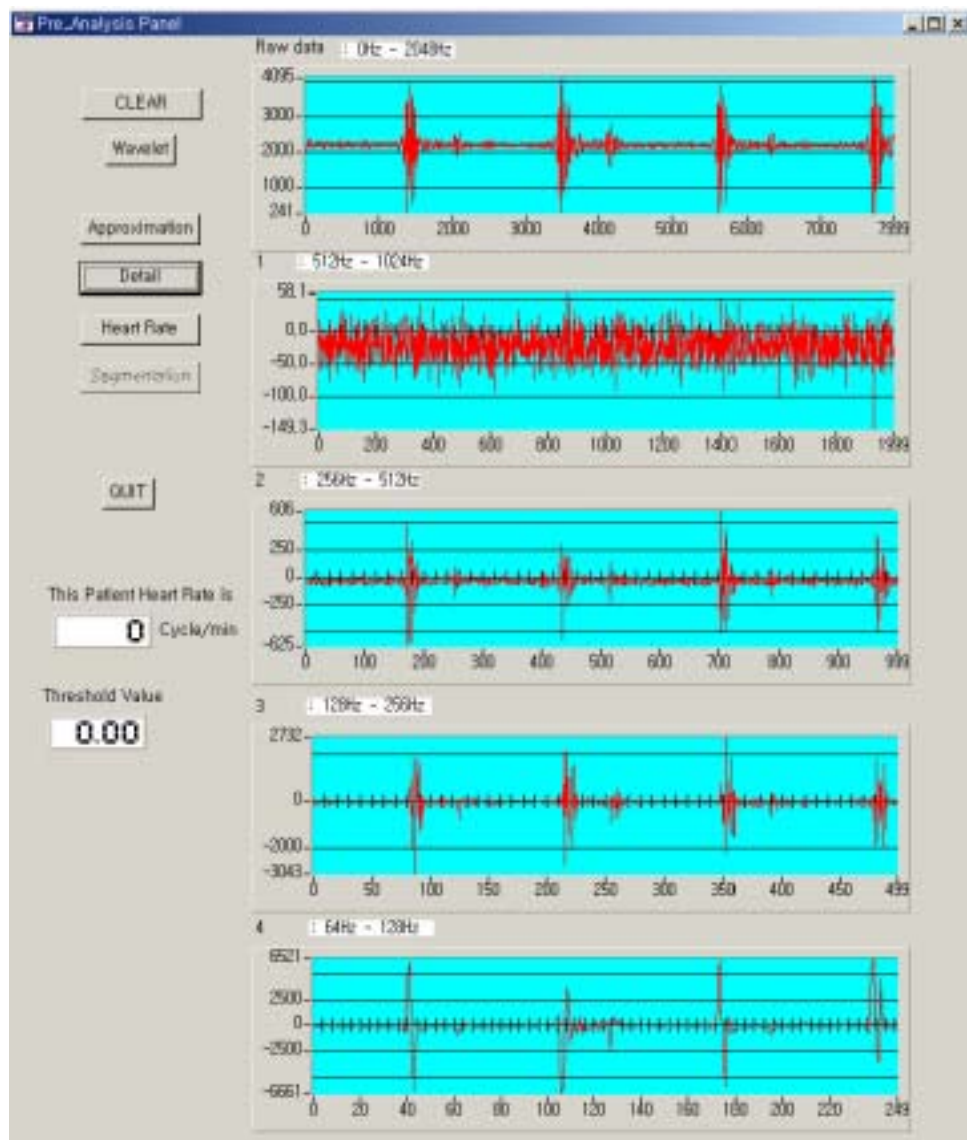


그림15. 심음도의 미세영역

2.4 잡음 제거

수집된 데이터는 주위 잡음이 많이 포함되어 있다. A/D를 수행하는 과정에서 포함되는 전원 잡음 제거를 위해서 Hamming window를 취한 60Hz FIR filter를 사용한다. 전원 잡음 이외에 주위 잡음도 심음 신호에 포함되어 측정 될 수 있다. 이는 심음의 영역이 말하는 영역과 함께 가청 주파수 영역에 존재함으로 청진기를 통해서도 심음과 주위 잡음이 같은 크기의 주파수 응답률을 가지고 신호를 전달하게 된다. 그러므로, 들어온 신호를 심음과 심 잡음 그리고 주위 잡음으로 구분하여 받아들일 필요가 있다.

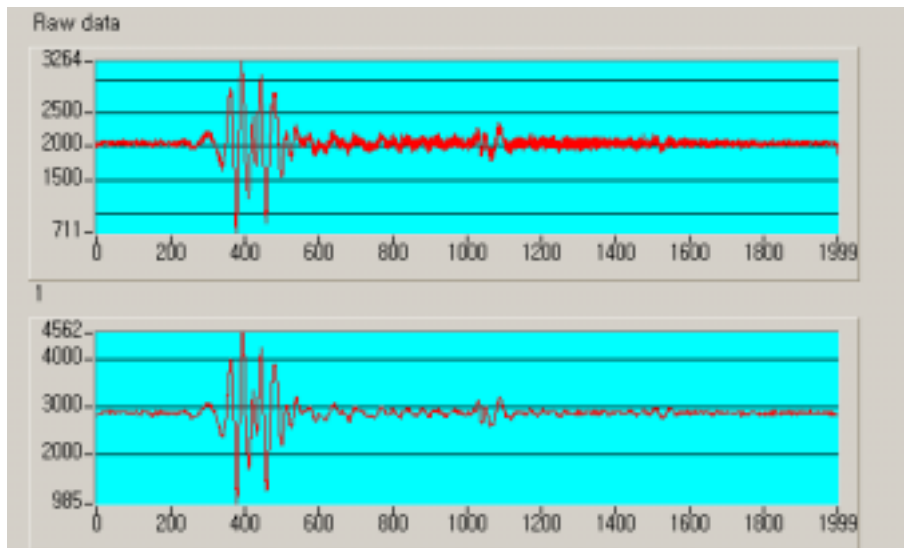


그림16. 실제 측정된 심음의 고주파 잡음 제거

주위에서 영입되는 잡음을 제거하기 위해서 wavelet 변환을 사용하였다.[7] 이는 주위 잡음도 심음의 대역에 존재하여 잡음과 신호(심음, 심잡음)의 분리가 매우 힘들고, 사용한 신호 변환기 자체도 하나의 신호 변환기로 낮은 주파수 영역의 데이터와 높은 주파수 영역의 데이터를 모두 수집하려고 하였기 때문에, 기존의

것 보다 주위 잡음에 매우 민감하게 반응한다. 또한, 제안된 시스템도 원격 진료에 적합하게 고안되었기 때문에 주위 잡음의 대한 고려가 매우 중요하며, 이를 제거 해 주는 작업이 필요하다. 심잡음은 최대 고주파 성분을 고려할 지라도 1kHz를 넘는 신호는 잡음으로 판단한다. 본 논문에서는 그림16에서처럼 한 주기의 심음 정보를 받아들이는데, 초기에 받아들인 심음 원신호를 웨이브렛 기법을 이용하여, 1kHz 이상의 잡음을 제거하고 다시 복원한 데이터이다.

2.5 심장 주기 검출

심장 주기는 크게 4가지로 구별해 낼 수 있다. 즉, 제 1심음, 수축기, 제 2심음, 이완기로 나누어 져 있다. 그러므로, 이 4가지 성분을 구별해 내는 것이 필요하다.

본 논문에서는 심장 주기를 wavelet을 통해 심장 한 주기 분리에 적합한 주파수 대역의 신호로 분리해 냈다. 분리된 특징이 있는 대역의 신호를 Shannon energy를 이용하여 양수 포락선화 하고, 포락선화 된 신호에서 한계치 검출을 이용하여 구해내는 기존의 방법[13][14]에 심장 주기의 생리학적 특성을 고려는 방법을 더하여 심장 주기 검출에 더욱 적합한 접근을 하였다.

2.5.1 웨이브렛 적용

심장 주기를 결정하는데는 제 1심음과 제 2심음의 추출이 매우 중요한 요소가 된다. 잡음 제거된 신호에 Battle-Lemarie wavelet(coefficient 10EA)을 적용했다.[27] 적용된 wavelet에 의해 얻어진 데이터들 중에서 심장 주기 분리를 위해서 d4영역을 선택하였다. 심음 신호에는 심장 판막음과 심잡음이 같이 존재한다. 그 중에 심장 판막음은 일반적으로 심잡음보다 낮은 주파수 영역에 존재하고, 정상인인 경우 제 1심음과 제 2심음이 주된 구성 성분이 된다. 각 판막음의 주파수 성분은 제 1심음인 경우 91Hz에서 179Hz 사이에서 측정이 가능하고, 제 2심음의 경우

는 200Hz 까지 도달하는 신호가 있을 수 도 있다.[10] 심음도를 STFT한 그림17에 의존하여 심장 주기 추출을 위해 선택할 영역을 고려해 보면, 본 논문에서 적용한 wavelet으로 최초 2048Hz의 sampling 수를 가지는 심음 데이터를 분해하였을 때, 제 1심음의 정보와 제 2심음의 정보가 모두 강조되어 들어있는 영역이 d4 영역(128Hz에서 256Hz 까지)이 된다. d4영역이 특이 주파수 대역의 신호를 정확히 잘라 사용해야 하는 것이 아니므로, d3와 d5가 서로 주파수 영역이 겹쳐지는 영역을 고려했을 때, 100Hz 대역부터 300Hz 대역까지 존재하는 심음의 신호를 d4 영역을 사용하여 수집하고 심장 주기를 segmentation 하는 것이 적합하다.

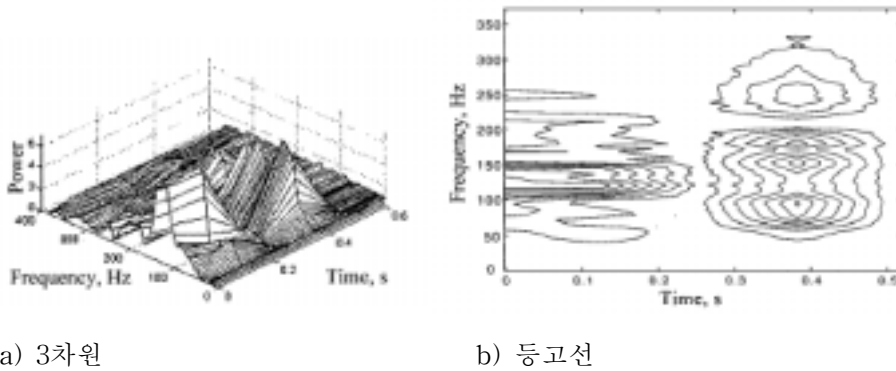


그림17. 심음도 Short-time Fourier Transform의 spectrogram.

2.5.2 Shannon 에너지 정규화

획득된 신호는 정규화하기 위하여 식 (11)에 의하여 절대치의 최대 값을 입력 신호에 나누어준다.

$$x_{nom}(k) = \frac{x_{2048}(k)}{\max(|x_{2048}(i)|)} \quad (11)$$

정규화된 신호가 -1과 1사이의 신호가 되므로 이 신호를 양수 포락선화 시키기 위하여, 일반적으로 사용하는 절대값을 취하지 않고 Shannon 에너지를 사용하였다. Shannon 에너지는 불확실성의 분석이나 정보를 측정할 때 척도로 사용되는데 확률론에 기초를 둔 개념이다. 이는 정보이론 분야에 응용이 되며, 심음 에너지 정규화에서는 관심을 가지는 영역의 신호를 골고루 강조하기 위한 방법으로 사용하였다.

$$\text{Shannon energy} : E = -x^2 \cdot \log x^2 \quad (12)$$

$$\text{Shannon entropy} : E = -|x| \cdot \log|x| \quad (13)$$

$$\text{Absolute value} : E = |x| \quad (14)$$

$$\text{Energy(square)} : E = x^2 \quad (15)$$

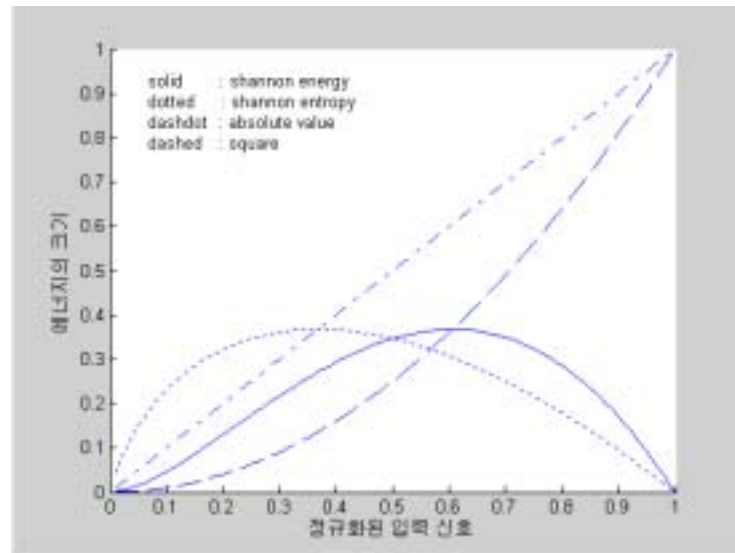


그림18. 양수화 방법의 비교

그림18에서도 알 수 있듯이 식(15)의 제공된 신호는 세기가 강한 신호는 더 강하게 약한 신호는 더 약하게 되어 세기가 약한 신호가 강한 신호에 파묻히게 된다. 식(13)의 Shannon 엔트로피는 낮은 값의 잡음을 강조하는 효과를 주어 신호를 해석해 낼 때, 잡음이 너무 심해진다. 식(14)의 절대치를 취한 신호는 모든 신호에 대하여 동일한 가중치를 부여한다. 반면, 식(12)의 Shannon 에너지는 낮은 잡음 영역은 낮춰주고, 중간 강도의 의미 있는 신호대역의 신호를 강조해 주기 때문에 심음의 포락선화 과정에 사용하기 적합하다.

2.5.3 피크값 검출

검출된 피크값을 도식화하면 그림19와 같이 그릴 수 있다. 또한 검출된 피크와 피크 사이의 시간은 다음 그림19에서 나타낸 것처럼 각 period변수와 T_time변수를 이용하여 피크의 평균시간과 표준편차를 계산해 낼 수 있었고, 이 시간을 이용하여 피크를 추가 삭제하는 근거로 사용했다. 또한 각 변수를 이용하여 프로그램을 수행하였으며, 심박수도 구할 수 있었다.

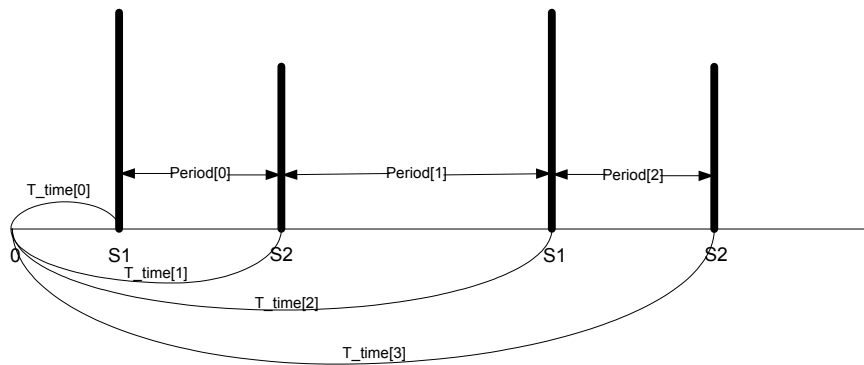


그림19. 검출된 피크값의 도식화

본 논문에서 사용한 GUI 환경인 그림20을 보면 처음 획득한 심음도에 wavelet 을 취하여 얻어낸 d4영역의 신호와(1) 그 신호를 Shannon 에너지 방법을 이용하여 양수 정규화를 하고(2) 그 양수 정규화된 신호를 포락선화 하고(3) 그 포락선 된 신호를 정규화 한(4) 데이터를 볼 수 있다. 그림20의 (4)단계에서 특정 문턱치를 넘는 값을 검출해 낸다. 각 문턱치를 넘는 신호는 제 1심음과 제2심음의 신호이거나 각 심음의 분리신호일 수 있다.

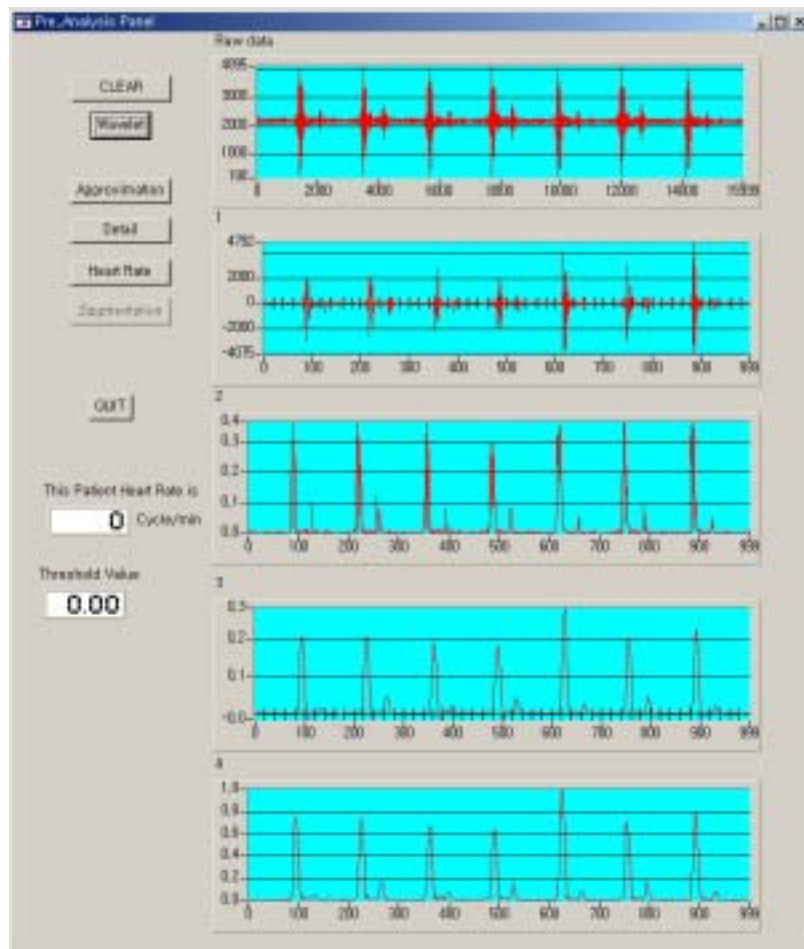


그림20. 심음도의 정규 포락선화

일정한 시간동안 하나의 피크는 항상 검출하지만, 두 개 이상의 피크가 검출되는 것은 심음의 분리 신호가 나오는 것이기 때문에 두 개 이상의 피크가 검출되는 신호에서는 각 심음의 개시 신호를 찾아내기 위해서 첫 번째 신호만을 검출해낸다. 실제로 비정상 환자의 경우 정상인의 심음 정보 보다 심잡음이 매우 크고 복잡하다. 그래서 단순히 피크를 검출해 내는 것으로만 심장 주기를 검출해 내는 것에는 무리가 있다. 때문에 다음의 단계를 수행한다.

2.5.4 비정상 피크의 기각 및 복구

문턱치의 설정으로 얻어내는 피크는 피크 자체가 각각 제1, 제2 심음이라고 단정하기 힘들다.

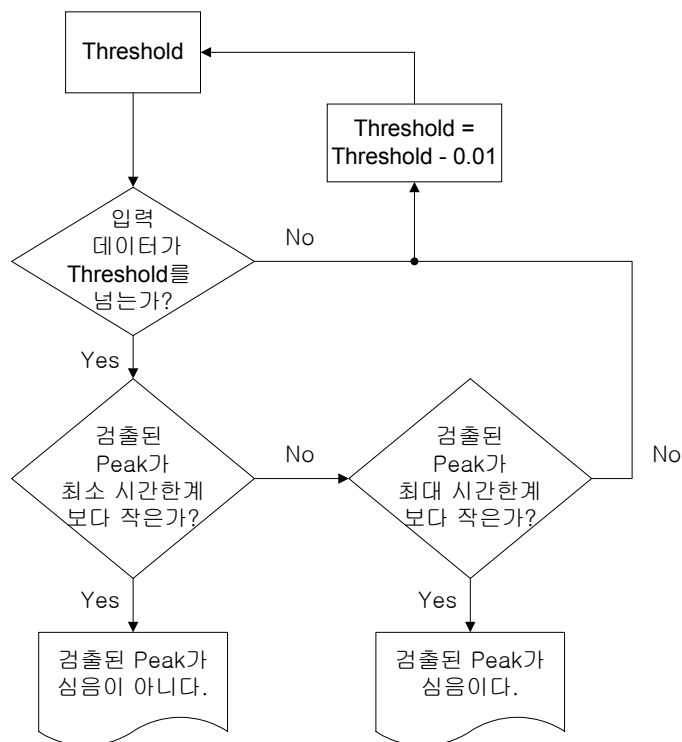


그림21. Threshold값의 조정

그림21에서 알 수 있듯이, 문턱치를 조절하여 검출된 피크가 최소 최대 시간한계를 넘는지 여부를 판단하여 심장의 심음 데이터인지 아닌지 여부를 판단하고, 일정시간동안 피크가 검출되지 않을 때는 문턱치를 내려 피크를 찾는 방법을 이용한다. 하나의 심음에서 분리되어 나오는 신호가 두 개의 피크로 분리되어 검출될 수 있고, 인위적인 잡음의 유입으로 인한 피크가 검출되기도 한다. 그래서, 심장 주기의 범칙에 위배되는 피크 값은 심음이 아닌 것으로 간주하고 기각시켜 주는 단계가 필요하다.

첫 번째 문제는 심음이 아닌 부분의 피크가 검출될 수 있다는 것이다. 이를 해결하기 위하여 검출된 피크의 시간간격(Period[i])을 계산하여 최대와 최소 시간한계를 계산해 낸다. 시간간격의 평균값과 표준편차를 계산해 내고, 계산된 값에 의해 얻어진 최대·최소 시간 한계를 이용하여 최소 시간 안에 발생한 여분의 피크는 제거시킨다.

두 번째 문제는 일정 시간 이상이 지나도 피크가 검출되지 않은 경우가 발생하는 것이다. 이 또한 피크의 시간간격을 이용하여 해결한다. 최대 시간 안에도 일어나지 않은 잃어버린 피크는 문턱치 값을 내려 다시 찾아내는데 사용한다. 최대의 시간 한계를 넘어서는데도 피크값이 검출되지 않으면 문턱치를 1%씩 낮추면서 피크값을 찾았다.

2.5.5 제 1 심음과 제 2 심음의 구별

심장 한 주기를 검출해 내기 위해 S1과 S2를 구별해 낸다. 수축기의 시간이 이완기 시간보다 짧다는 성질을 이용하여 검출된 피크값이 제 1심음인지 제 2심음인지를 구별해 낼 수 있다. 그래서, 구해진 심음의 시간주기 중에서 가장 짧은 시간주기를 수축기로 가정하고 그 앞뒤의 시간주기를 이완기로 간주한다. 이러한 과정을 거쳐 구별된 심장주기는 확정된 심장 주기가 아니라 아직은 가정하는 단계에 머무르게 된다. 이를 확정하기 위해서는 심장의 생리학적 현상을 이용하여 다음의 과정을 거친다.

2.5.6 심장 주기 확정

수축기와 이완기의 시간 주기가 상대적으로 차이가 있다는 것을 이용하여 S1과 S2를 구별하고 S1과 다음 S1사이를 하나의 심장 주기로 구별하는 방법[13]은 시간주기의 길이만으로 심장주기를 결정짓는 것으로 논리적인 한계가 있을 수 있다. 그래서, 심장의 기계적인 동작이 일정한 주기를 가지고 움직이는 생리적인 절차가 있음에서 착안 수축기 동안의 시간 주기가 반복되는가를 확인하는 과정을 거쳐 최종적으로 심장 한 주기를 확정했다. 즉, 심장의 운동에 의해 생성되는 기계적 신호가 심음이라는 것에 근거하여, 각 심음은 생리학적으로 제 1심음과 제 2심음이 하나의 짝으로 짝지어져 일어나게 된다. 그 중에서 수축기의 시간은 누구든지 거의 일정하게 유지된다. 그러므로, 부정맥처럼 일정하지 않은 심장 박동을 가진 사람이라도 제 1심음과 제 2심음 사이의 시간 간격은 거의 일정하다. 이러한 심장 기전을 이용하여 시간간격이 일정한 피크값 두 개를 하나의 짝으로 짝지어 이를 수축기라 가정하고 그 짝지은 신호의 반복성을 검출하여 심장주기를 최종적으로 분리해 낸다.

그림22은 심장 주기를 최종적으로 검출한 것을 보여준다. 받아들인 원 신호에 대하여 wavelet을 이용하여 d4영역을 추출하여 포락선화 한 신호의 심장 한 주기의 그림(1)이다. 이 신호를 50샘플(sample)로 샘플링 수를 정규화(normalization)한 (2)그림이다. 이 신호를 이용하여 신경망 회로의 입력 신호로 사용하였다. 심장 주기가 정확하게 추출되었는지 시간 주기를 이용하여 그 시간 주기에 동기화 되는 원 신호의 값을 찾아봄으로써, 심장 주기를 추정한 것이 정확하게 되었는지 확인해 볼 수 있었다.(3) 심장 주기의 길이에 따라 한 주기의 샘플 수가 다르기 때문에 원래 신호를 500샘플로 샘플링 수를 정규화 하였다.(4)

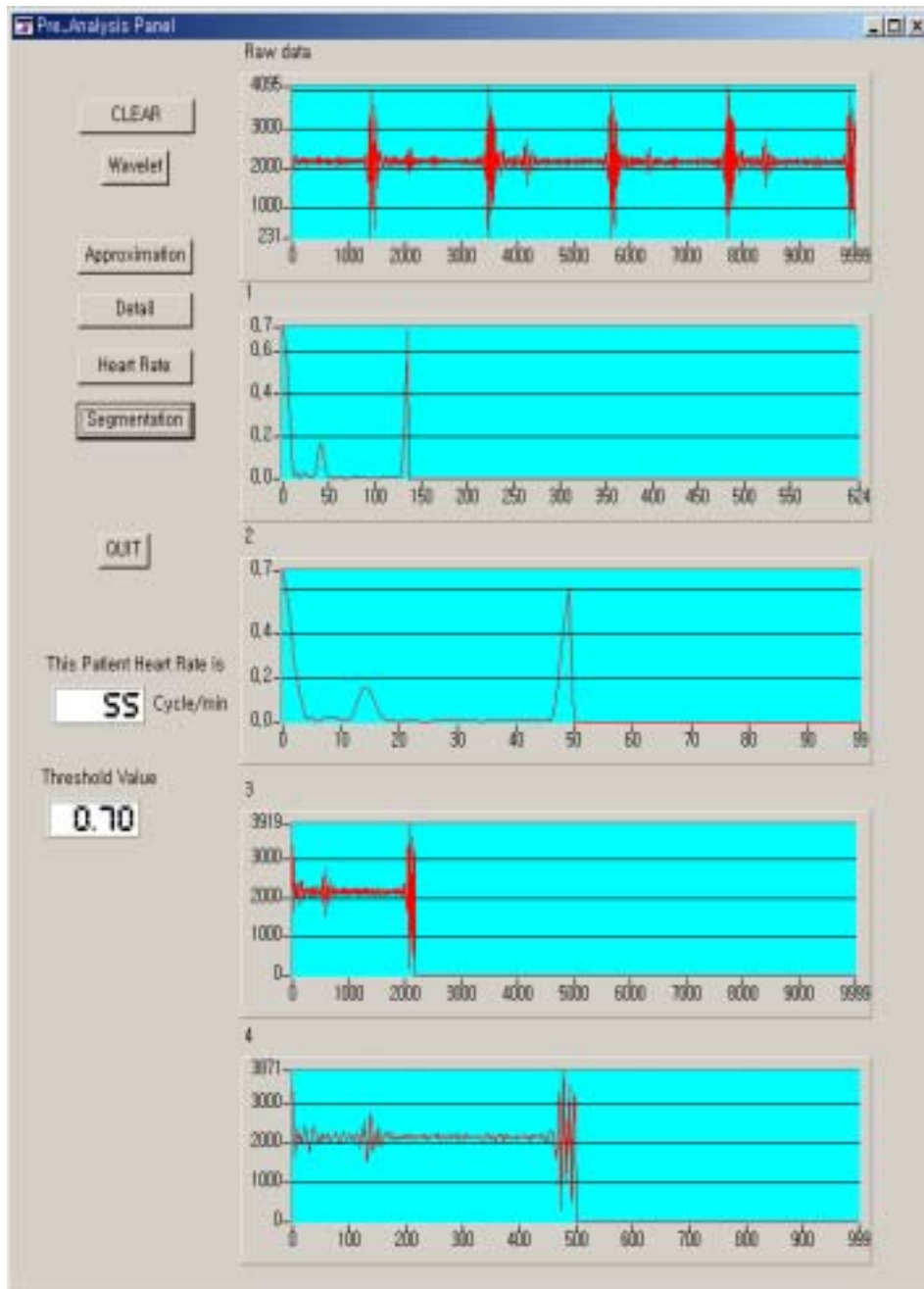


그림22. 심장 주기 추출

2.6 심음 분류

패턴 인식의 접근 방법은 첫째, 통계적 접근방법. 둘째, 구조적 패턴인식 방법. 셋째, 신경망을 이용한 패턴 인식 방법의 세 가지로 나눌 수 있다.[28]

통계적 접근 방법은 확률 모델의 패턴을 생성하여 추정/결정 이론에 근거하여 패턴을 분류하고, 특징 벡터로 구성된 데이터를 가지고, 밀도나 분포를 추정함으로 패턴을 인식하게 된다. 그러나 구조 정보의 표현이 어렵다는 제약이 있다. 구조적 패턴 인식의 방법은 정규 문법에 의해 패턴이 생성되고, 문장의 분석 방법에 의해 인식되며, 데이터간의 관계에 의하여 특징이 구성되며, 문법을 추론하여 패턴을 인식하게 된다. 그러나 이 또한 구조 규칙의 학습이 어렵다는 제약이 있다. 신경망을 이용한 패턴인식에는 안정상태 또는 가중치 배열을 저장하여 예측 가능한 입력과 결과를 가지고 학습한 네트워크의 가중치를 얻어냄으로 패턴 인식을 해 낸다. 본 논문에서는 세 가지 접근 방법 중에 신경망을 이용한 패턴인식의 방법을 선택하였다.

2.6.1 신경망 회로

인공 신경망 (artificial neural network)은 인공지능 연구의 한 분야로써 인간 두뇌의 생물학적 움직임 형태를 이용하여 컴퓨터로 하여금 지적인 능력을 갖추게 하는 방법이다. 신경망은 1943년 최초로 고안된 이후 많은 연구자에 의하여 수정 및 고안되었다. 신경망의 특징으로는 비선형성, 평행성(parallelism), 오류 관용성 (fault tolerance), 적응성(adaptive to environment)등이 있으며 해법이 명백하게 수식화 되어지지 않는 경우의 문제를 처리하는데 효율적으로 적용할 수 있는 시스템이다. 신경망은 간단한 뉴런을 상호 연결함으로써 학습할 수 있는 시스템이고, 신경망 시스템은 학습 과정동안 뉴런들 사이의 무게값(weight)을 변형시킴으로서 자신의 틀을 발전시키는 방법이다. 그러므로 신경망은 많은 부분에서 인간과 유사한 수행을 한다.

가. 신경회로망의 특징과 기능

신경회로망은 단순한 기능을 가진 많은 뉴런(neuron)들이 병렬 연결된 구조로 되어있는데, 그 특징은 다음과 같다. 첫째, 각 뉴런은 다른 뉴런들과 독립된 기능을 갖는다. 즉, 출력이 자신의 연결을 통하여 직접 전달되는 정보에만 의존한다. 따라서 병렬처리가 가능하다. 둘째, 뉴런들 사이의 연결이 매우 많다. 따라서 정보의 분산표현 및 처리가 가능하다. 또 중복성(redundancy)이 커서 오류의 영향을 크게 받지 않으며, 연상 기억 특성을 갖는다. 셋째, 학습이나 훈련을 통해 연결강도를 조절함으로써 새로운 정보를 추가하거나 변경할 수 있는 적응 특성이 있다. 이러한 특징 때문에 신경회로망은 순차적으로 처리하는 von Neumann 방식의 컴퓨터가 해결하기 곤란한 패턴 분류(pattern classification), 패턴 완성(pattern completion), 함수 근사(function approximation)의 문제들에 적합하다고 알려져 있다. 본 논문에 사용된 심음 데이터는 수학적 표현으로 정의하기 어렵기 때문에 정해진 알고리즘에 따라 해를 구하기 힘들다. 하지만 문제에 대한 입력패턴과 출력패턴의 예를 충분히 생성할 수 있으면 이들로부터 일반적인 관계를 추출하는 것은 가능하다. 이를 위해서는 처리해야 할 데이터의 양이 많기 때문에, 병렬 구조를 지니고 있으며 많은 데이터를 사용하여 학습할 수 있는 신경회로망이 심음 분류에 적합하다.

나. 신경세포의 수학적 모델

신경망은 그림23에서와 같이 복수개의 입력(X_n)과 다수의 노드(node) 라고 불리는 처리단위 (processing unit; processing element)인 뉴런(neuron)들이 서로 연결되어 있는 형태이며, 뉴런에 입력되는 각 입력노드는 결합정도라고도 불리는 가중치(weight)가 적용된다

$$Y = f(\text{NET}) \text{ 여기서 } \text{NET} = \sum_{i=0}^N W_i X_i$$

그림23에서와 같이 하나의 뉴런에 연결된 입력노드에서 입력값에 각각의 가중치 (W_1, W_2, \dots, W_n)를 곱하고 그 합을 구한 후 출력부에서 표3에 열거한 것과 같은 전달함수를 사용하여 계산된 값을 출력하는 구조이다. 신경망은 다변수 입력 시스템의 구축에 적합한 구조를 가지고 있다. 특히 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층(hidden layer)이 존재하는 신경망을 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron) 신경망이라고 하는데 다층 퍼셉트론에서의 가중치 변화는 지속적으로 전체 신경망의 출력이 정해놓은 목표치 오차보다 낮아질 때까지 일어난다. 계산된 출력 값과 목표된 출력 값(target output)을 비교하여 오차의 합이 최소화 될 때까지 지속적으로 가중치를 조절한다.

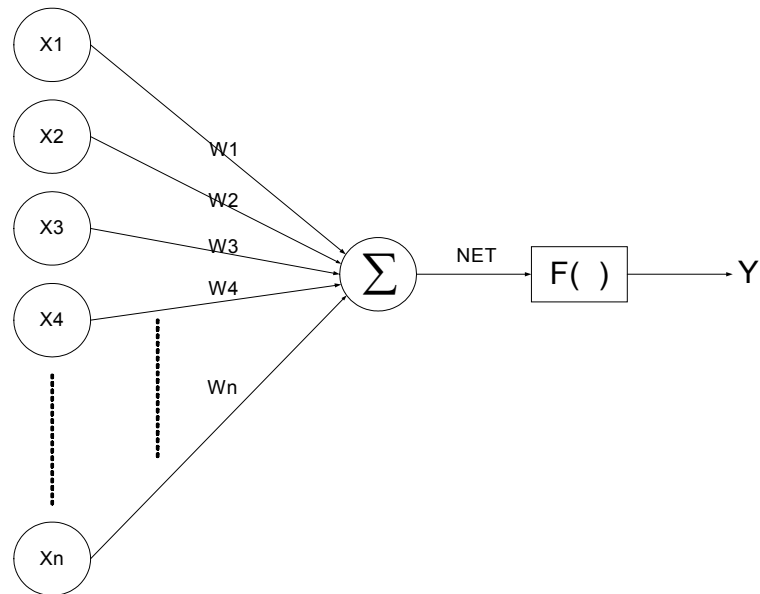


그림23. 뉴런의 구조.

표3에서는 4가지 전달 함수의 예를 나타내었고, 그림24에서는 각각 전달함수의 파형을 나타내는 그림을 도식화하였다. 각각의 전달함수는 신경망 학습에 있어 뉴런의 출력을 결정할 때 중요한 개념으로 사용이 된다.

표3. 뉴런 전달 함수의 예

전달함수	matlab 함수	방정식
하드 리미터 (hard limiter)	hardlim(n)	$\begin{cases} x < 0, & y = -1 \\ x \geq 0, & y = 0 \end{cases}$
램프 (ramping) 함수	purelin(n)	$\begin{cases} 0 \leq x < 1, & y = x \\ x > 1, & y = 1 \end{cases}$
시그모이드 (sigmoid) 함수	logsig(n)	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
하이퍼볼릭 탄젠트 (hyperbolic tangent) 함수	tansig(n)	$y = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

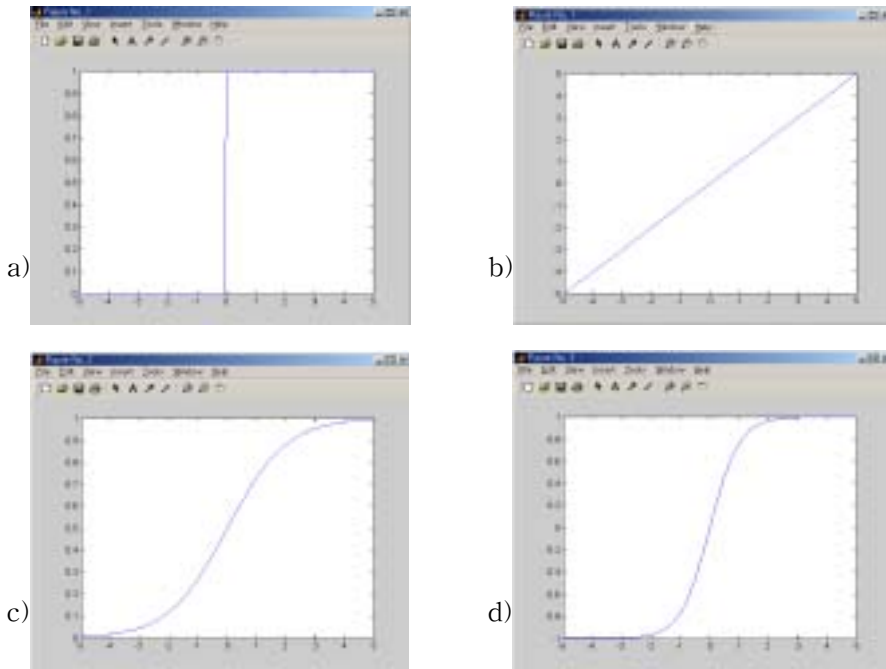


그림24. 뉴런 전달함수의 도식

- a) 하드 리미터 (hard limiter)
- b) 램프 (ramping) 함수
- c) 시그모이드 (sigmoid) 함수
- d) 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent)

다. 신경망의 종류

보통 신경망의 종류는 하나의 뉴런 층을 가지는 신경회로망으로 선형적으로 분리 가능한 패턴을 분류할 수 있는 신경회로망인 단층인식자, 두 개 이상의 뉴런 층을 가지는 신경회로망으로 임의의 함수를 표현할 수 있는 신경회로망인 다층인식자, 기저를 이루는 함수들로 이루어지는 은닉층을 가지는 다층 신경회로망인 방사형기저함수망, 은닉층은 기저 함수로 구성되며, 임의의 함수를 구간별로 선형적으로 학습하는 신경회로망인 부분선형신경회로망, 입력패턴들의 이웃 관계를 보존하면서 차원을 줄이는 사상을 스스로 구성하는 신경회로망인 자기구성신경회로망, 국부적 또는 대역적인 되먹임 루프를 가짐으로 인해 동적인 시스템 표현이 용이한 신경회로망인 회귀신경회로망, 과거의 중요한 학습 결과를 잊지 않으면서 새로운 정보를 학습할 수 있는 신경회로망인 ART등 여러 가지 종류가 있다.

본 논문에서는 신경망의 여러 가지 종류들 중에 Matlab6.5에서 제공하는 것 중 가장 일반적인 오류 역전파(back-propagation:BP) 알고리즘인 Feedforward Backpropagation을 사용하여 심잡음의 종류를 분류하였다.

라. 오류 역전파 알고리즘

오류 역전파 알고리즘 (Back Propagation)을 이용한 신경망의 학습은 3단계로 이루어진다. 1단계로는 학습 입력 패턴을 신경망에 입력하여 출력을 구한다. 2단계는 출력과 목표치의 차이 즉 오차를 구한다. 3단계는 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결 강도 및 은닉층의 연결 강도를 변경한다. 오류 역전파 학습법은 경사법(gradient descent method)에 기초를 두고 오류의 제곱을 최소화함으로써 연결강도를 조정하는 방법이다. 최초 신경망을 형성하면 각 신경단위들간에 완전한 연결(full connection)이 되며 모든 연결강도는 일반적으로 임의의 작은 값을 갖게된다.

오류 역전파 알고리즘을 이용한 다층 신경망의 학습 절차는 다음과 같다. 먼저 학습에 사용될 입력, 출력의 자료 쌍으로 된 각 학습자료가 입력되고 신경단위를

있는 연결 강도들과 곱하여 은닉층 및 출력층의 가중합 및 최종 출력을 구한다. 그 후 목표치 d 와 최종 출력 y 를 비교하여 식(16)에 의해 제곱 오차를 구한다.

$$E = \frac{1}{2}(d - y)^2 \quad (16)$$

본 논문에서는 하이퍼볼릭 탄젠트 함수를 활성화 함수로 사용하여 은닉층의 가중치합 및 출력층의 가중합 및 최종 출력식을 구한다. [29][30][31]

2.6.2 특징 추출 및 심음 패턴 분류

제안된 심장 주기 검출 알고리즘에 의해 검출된 한 심장 주기신호를 wavelet 을 사용하여 신경망 회로에 입력하기 위한 신호를 추출하였다. 입력 신호는 50개로 샘플수가 정해진 입력을 제공하였고, 얻어진 입력 신호에 대한 적절한 출력을 가지고 신경망을 학습시켜 적절한 가중치를 얻어낸다. 그러므로 구성된 신경망 회로는 입력층의 노드수가 50개 은닉층의 노드수가 25개 출력층의 노드수가 2개로 구성되었다. 출력층은 Winer-Takes-All 방법을 사용하여 2개의 노드중에 가장 가중치가 높은 노드를 출력으로 선택하였다. 그 후, 비정상이라고 판명된 신호를 다시 신경망 회로에 의해 학습함으로 수축기와 이완기의 심잡음을 구별해 낼 수 있었다. 수축기와 이완기의 심잡음을 구별해 내는 신경망은 각각 별개의 신경망으로 학습되었으며, 본 논문에서 사용된 신경망은 총 3이다. 수축기와 이완기의 심잡음을 구별하는 신경망 회로는 각각 입력층의 노드수가 50개 은닉층의 노드수가 25개 출력층의 노드수가 한 개로 마지막 출력이 양수인지 음수인지 여부를 판단함으로, 각각 시상에 심잡음이 존재하는지를 구별해 낼 수 있었다. 그림25는 정상 비정상을 구별하기 위해 본 논문에서 제안한 신경망이다.

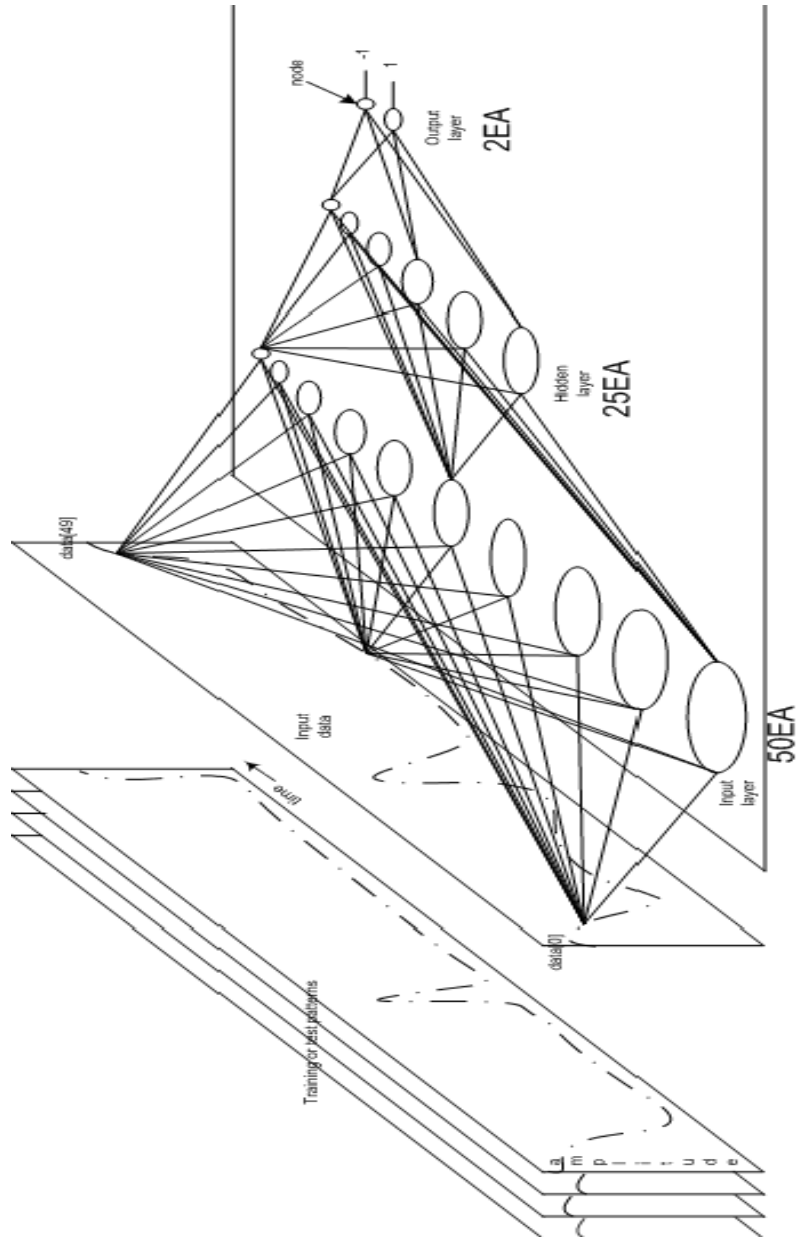


그림25. 심잡음 유무를 구별하기 위해 사용된 신경 회로망

제 3 장 결과

본 연구에서는 Microprocesor PIC16C774를 이용하여 A/D 및 PC와의 인터페이스를 하였고, 웨이브렛을 이용하여 잡음 제거 및 심장 주기 추출(Segmentation), 패턴 인식의 요소 추출(Feature Extraction)을 하였으며, 추출된 요소를 신경망 회로(Neural Network)를 이용하여 분류하였다.

본 연구에서 사용된 전자 청진기로 직접 측정한 데이터(Y대학교 대학병원 황성오 교수님, Y대학교 의용 공학과, 안동 S병원 박기도 심장전문의, S 의료기)는 73개이며, 청진 교육용 데이터 베이스를 사용한 데이터는 충북대학교 (<http://med.chungbuk.ac.kr/~mccho/>)에서 10개의 데이터, Frontiers in Bioscience (FBS)(<http://www.bioscience.org/atlas/heart/frame.htm>)에서 제공하는 데이터 13개, 3M 교육용 CD에서 데이터 7개를 사용했다. 모두 103명의 데이터 중 정상은 62명과 비정상은 41명의 데이터를 가지고 실험하였다. 각각의 데이터에서 2개에서 4개의 심장주기를 추출해 내었으며, 각각의 심장주기를 신경망 회로 학습에 사용하였다.

표4. 직접 측정된 심음 데이터

	직접 측정				계
	Y대학교 대학 병원	Y대학교 의용 공학과	안동 S병원	S 의료기	
정상	0	26	0	33	59
비정상	5	1	5	3	14
계	5	27	5	36	73

표5. 데이터 베이스를 사용한 심음 데이터

	데이터 베이스			계
	충북 대학교 데이터 베이스	FBS	3M 교육용 CD	
정상	1	1	1	3
비정상	9	12	6	27
계	10	13	7	30

본 논문은 National Instrument 사의 Labwindows/CVI로 구현되었다. 구성된 시스템의 프로그램의 순서도는 다음과 같다

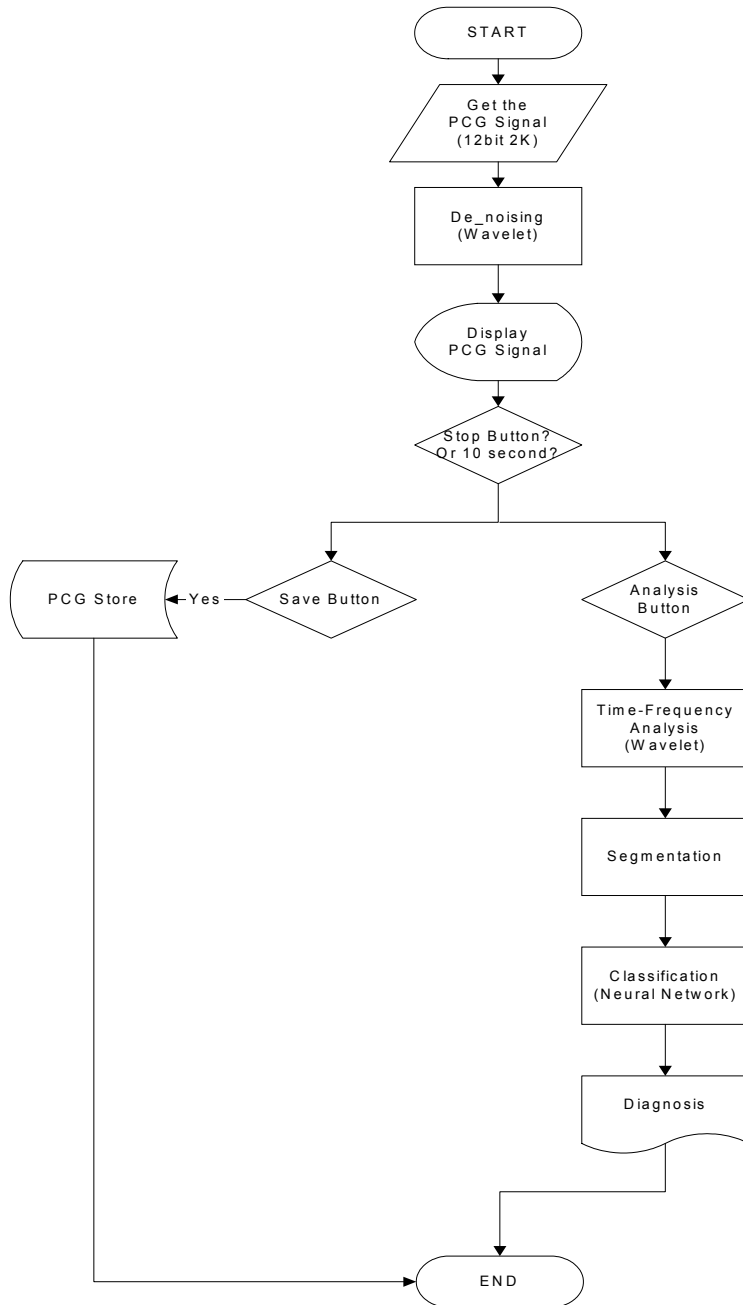


그림26. 프로그램 flow chart

수집된 신호에 잡음을 제거 한 신호를 실시간으로 화면에 표시해 준다. 측정이 잘못되었을 경우는 정지시켜 다시 데이터를 수집하고, 그렇지 않을 경우에는 10초의 데이터를 수집한다. 수집된 데이터를 저장 버튼을 눌러 저장시키고, 분석 버튼을 눌러 웨이브렛을 적용시킨 신호를 확인한다. 확인된 신호의 심장 한 주기 신호를 추출해 내고, 추출된 신호를 학습에 의해 결정된 신경망 회로의 가중치에 적용하여 현재 수집된 데이터가 정상 심음인지 비정상 심음인지를 분류하고 프로그램을 끝낸다.

수집한 각 데이터의 분류를 위해 입력층의 입력 신호로 사용한 데이터를 보면 아래 그림27,28,29과 같이 원 신호와의 연관 관계를 확인 할 수 있다. 원신호를 그대로 학습의 입력 신호로 사용하지 않고, 양수화 시키고 포락선화 시킨 정보를 입력 신호로 사용하여 신경망 학습을 하였다. 모든 입력 신호가 제 1 심음부터 다음 제 1 심음의 까지의 신호임을 감안하여, 각 신호의 양수 포락선화 신호를 비교할 수 있다. 정상 데이터와 비정상 데이터의 입력 신호는 육안으로도 다음과 같이 형태의 차이를 가짐을 알 수 있었다.

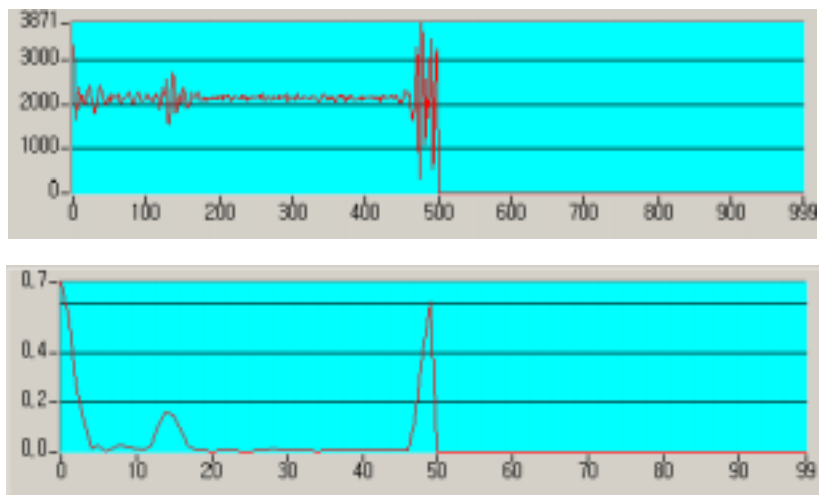


그림27. 정상 데이터

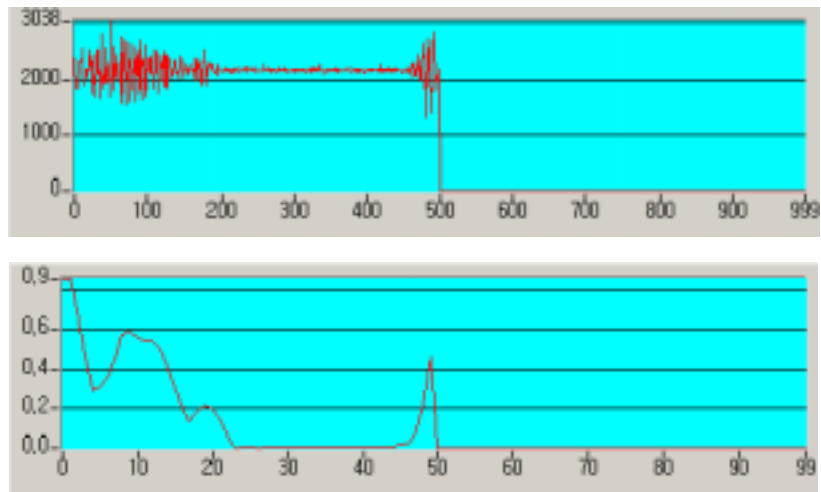


그림28. 수축 중기에 다이아몬드형 심잡음이 존재하는 데이터

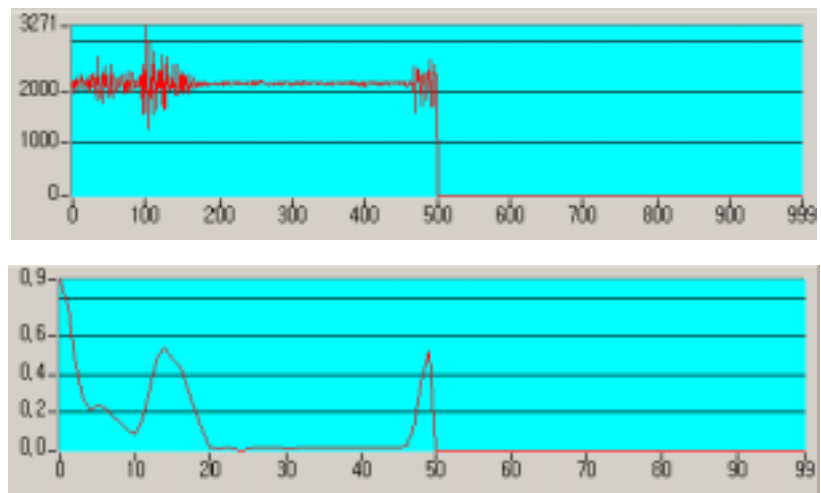


그림29. 수축기 전체에 판형 심잡음이 존재하는 데이터

3.1 심잡음 유무 검출

각각의 입력 데이터를 그림30처럼 Math Work 사의 Matlab 6.5에서 제공하는 신경망 회로 중 적용시 학습 결과가 가장 좋은 신경망을 선택하여 적용하였다. 비

교한 신경망은 cascade-forward 오류 역전파 방식, Elman 오류 역전파 방식, Feed-forward 오류 역전파 방식, 일반적인 회기방식, 선형층 방식, 확률적 방식, RBF 방식이다. 특히 RBF인 경우 오류가 생성되는 수는 선택한 Elman 오류 역전파 방식보다 적으나, 문제가 될 수 있는 심잡음이 존재하나 심잡음이 없는 것으로 판단하는 경우가 상대적으로 커서 Elman 오류 역전파 방식을 사용하였다.

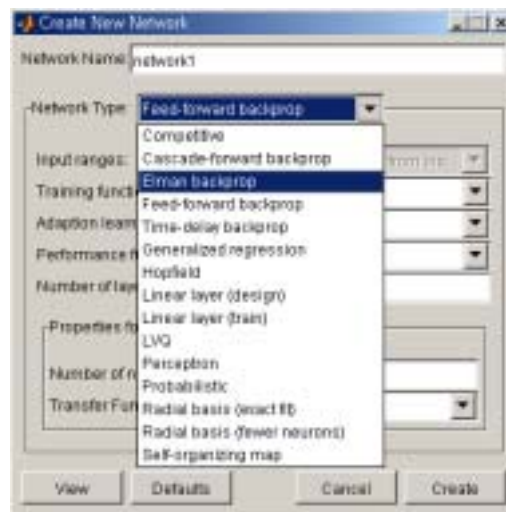


그림30. Matlab에서 제공하는 신경망의 종류

각 단계에서 적용한 신경망 회로는 Elman 오류 역전파 방식을 사용하여, 심잡음의 유무를 판별하는 단계를 수행하였으며, Feed forward 오류 역전파 방식 신경망 회로는 Systolic과 Diastolic에 심잡음이 있는지 여부를 판별하는 단계에 사용하였다.

심잡음의 유무를 판별하는 신경망 회로를 Elman 오류 역전파 방식을 사용하여 학습한 결과 최종적으로 구성된 신경망 회로에 의해 학습한 결과 $1.59009E-015$ 의 오차율로 수렴하는 신경망 회로를 얻을 수 있었다. 그림31은 심잡음 유무를 검출하기 위하여 학습한 신경망의 결과 오차 그래프이다.

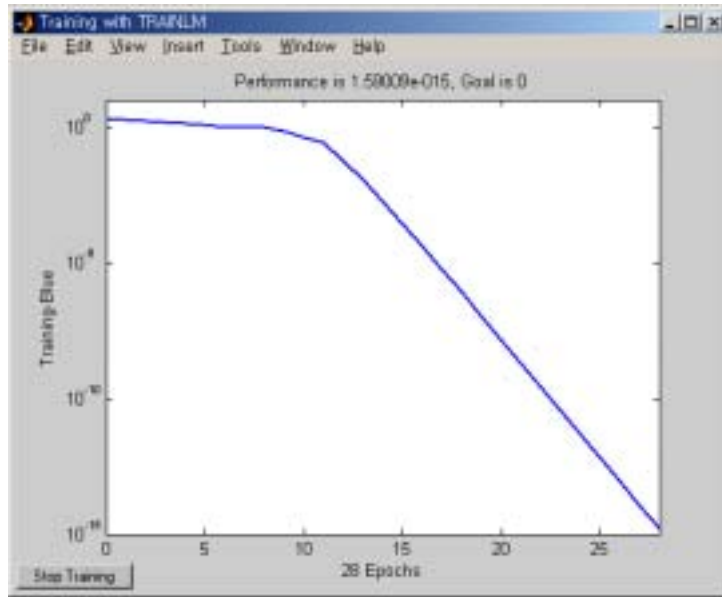


그림31. 심잡음 유무 판정을 위한 신경망의 학습 오차율

학습 집합으로 학습을 한 후, 시험 집합으로 시험을 한 결과 총 328개의 데이터 중에 31개의 데이터를 잘못 인식하는 경향을 보인다. 얻어진 결과를 가지고, 지표를 구해보면, 정상 심잡음인데 정상 심잡음으로 진단하는(True Negative :TN) 경우는 118, 정상 심잡음인데 비정상 심잡음으로 진단하는(False Positive :FP) 경우는 19, 비정상 심잡음인데 비정상 심잡음으로 진단하는(True Positive :TP) 경우는 179, 비정상 심잡음인데 정상 심잡음으로 진단하는(False Negative :FN) 경우는 12로 가장 문제가 되는 FN의 경우가 가장 작은 아주 적합한 학습 결과를 보여주었다.

각각 특이도와 예민도는 다음의 수식(17)과 (18)에 의해 구해졌는데,

$$\text{특이도} = \frac{\text{정확하게 검출된 정상 심잡음}}{\text{테스트된 정상 심잡음}} \quad (17)$$

$$\text{예민도} = \frac{\text{정확하게 검출된 병적 심잡음}}{\text{테스트된 병적 심잡음}} \quad (18)$$

본 논문의 특이도(specificity :SP)는 86.13% 이였으며, 예민도(sensitivity :SE)는 93.72% 였다. 구해진 지표와 특이도와 예민도를 이용하여, mean performance, Association Index, Accuracy of positive test, Accuracy of negative test, Fraction of subjects with a positive test 등을 구할 수 있는데, 각각은 다음과 같다.

$$\text{mean performance} = \frac{(SE+SP)}{2} = 89.925\%$$

$$\text{Association Index}(AI) = SE + SP - 1 = 0.7985$$

$$\text{Accuracy of positive test}(AP) = \frac{TP}{(TP+FP)} = 90.40\%$$

$$\text{Accuracy of negative test}(AN) = \frac{TN}{(FN+TN)} = 90.77\%$$

Fraction of subjects with a positive test(F)

$$= \frac{(TP+FP)}{(TP+FP+FN+TN)} = 0.6037$$

Diagnostic accuracy(D) = F · AP + (1 - F)AN

$$= 0.6037 \times 0.9040 + 0.3963 \times 0.9077 = 0.9054$$

3.2 심잡음 발생시기 검출

심잡음 유무를 판별하는 신경망 회로에서 심잡음의 발생 시기에 대하여 알기 위해, 비정상(잡음존재)에 관하여 89.53%의 높은 예민도를 가진 신호를 다시 신경 회로망을 통하여서 학습을 시켰다. 단계적인 각각 신경 회로망 학습의 개념도는 아래의 그림32와 같다.

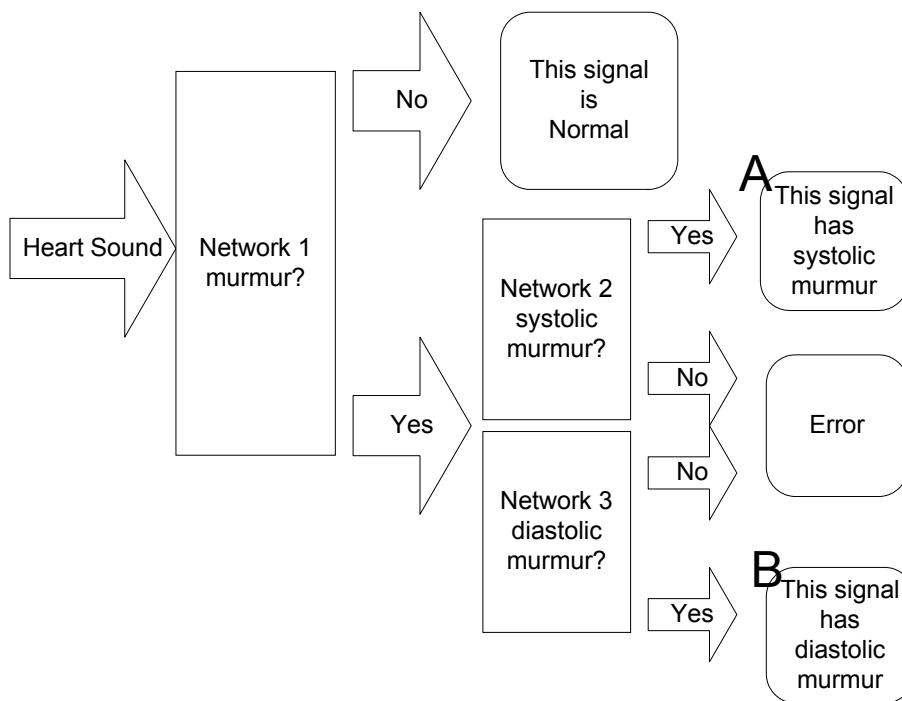


그림32. 단계적인 신경 회로망 적용 블록도

그림과 같이 입력 신호로 최종 결과를 얻어내기 위해서 세 개의 네트워크를 거치게 된다. 만약 그림32의 A와 B 모두에서 심잡음이 있다고 판단하는 경우는 지속적 심잡음이 검출되는 경우로 추정 할 수 있었다. 각각의 네트워크는 심잡음의 유무를 판단할 때 사용하였던 오류 역전파 방식의 신경 회로망을 사용하였으며, 오차가 점점 줄어들어 네트워크 2의 경우 오차가 4.06348e-14로 수렴함을 확

인 할 수 있었고, 네트워크 3의 경우 오차가 $6.0877e-15$ 로 수렴함을 확인 할 수 있었다. 학습된 각각의 네트워크의 정해진 가중치와 입력 신호의 행렬 계산을 통해 얻어낸 값을 통하여 신호의 심잡음 여부와 발생 시상(timing)을 구별해 낼 수 있었다.

3.2.1 수축기 심잡음의 검출

수축기 잡음 유무를 알기 위한 네트워크2의 오차 수렴곡선을 보면, 그림33과 같다.

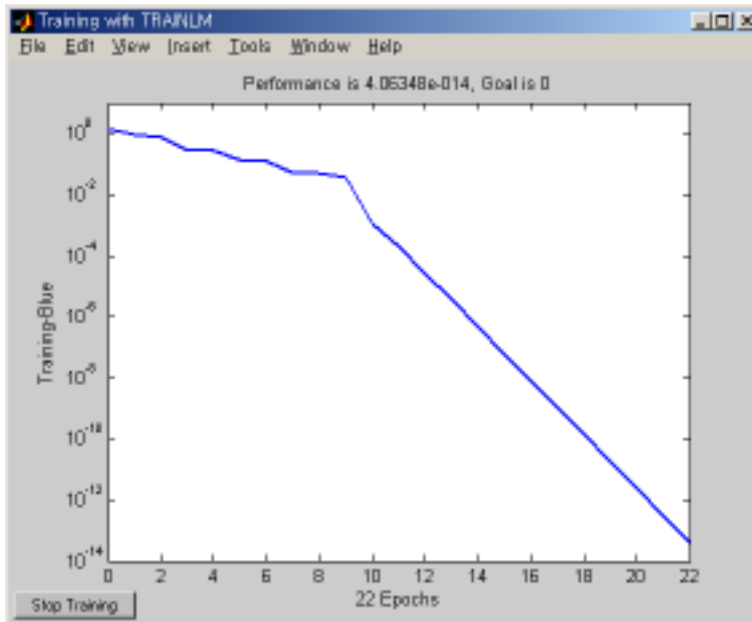


그림33. 수축기 잡음 유무를 판별하기 위한 신경망의 학습 오차율

그림33에서 보듯이 2단계 회로망의 오차 수렴율이 뛰어나다는 것을 알 수 있다. 학습 집합으로 학습을 한 후, 시험 집합으로 시험을 한 결과 총 191개의 데이터 중에 12개의 데이터를 잘못 인식하는 경향을 보인다. 얻어진 결과를 가지고, 지

표를 구해보면, 수축기 심잡음인데 수축기 심잡음으로 진단하는 경우(TP)는 170 경우, 수축기 심잡음인데 아닌 것으로 진단하는 경우(FN)는 4 경우, 수축기 심잡음이 아닌데 수축기 심잡음이 아닌 것으로 판단하는 경우(TN)는 9 경우, 수축기 심잡음이 아닌데 수축기 심잡음으로 판단하는 경우(FP)는 8 경우였다. 이것을 토대로 첫 번째 네트워크에서처럼 예민도와 특이도 등 여러 가지 항목을 구해보면, 다음과 같다.

$$\text{Sensitivity (SE)} = \frac{TP}{(TP+FN)} = 97.7\%$$

$$\text{Specificity (SP)} = \frac{TN}{(FP+TN)} = 52.94\%$$

$$\text{mean performance} = \frac{(SE+SP)}{2} = 75.32\%$$

$$\text{Association Index(AI)} = SE + SP - 1 = 0.5064$$

$$\text{Accuracy of positive test(AP)} = \frac{TP}{(TP+FP)} = 95.51\%$$

$$\text{Accuracy of negative test(AN)} = \frac{TN}{(FN+TN)} = 69.23\%$$

Fraction of subjects with a positive test(F)

$$= \frac{(TP+FP)}{(TP+FP+FN+TN)} = 0.9319$$

$$\text{Diagnostic accuracy(D)} = F \cdot AP + (1 - F)AN = 0.9372$$

3.2.2 이완기 심잡음의 검출

이완기 심잡음의 유무를 알기 위한 네트워크3의 오차 수렴곡선을 보면, 그림 34와 같다.

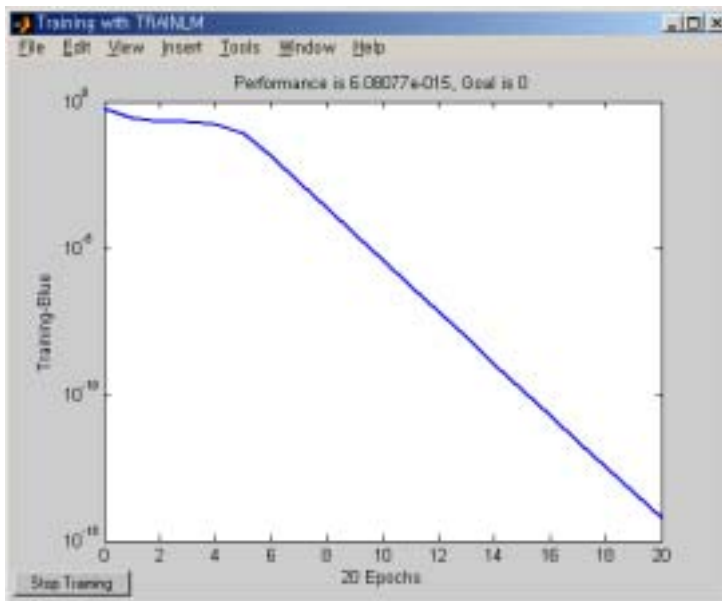


그림34. 이완기 잡음 유무를 판별하기 위한 신경망의 학습 오차율

그림34에서 보듯이 회로망3의 오차 수렴율도 뛰어나다는 것을 알 수 있다. 학습 집합으로 학습을 한 후, 시험 집합으로 시험을 한 결과 총 191개의 데이터 중에 15개의 데이터를 잘못 인식하는 경향을 보인다. 얻어진 결과를 가지고, 지표를 구해보면, 이완기 심잡음인데 이완기 심잡음으로 진단하는 경우(TP)는 13 경우, 이완기 심잡음인데 아닌 것으로 진단하는 경우(FN)는 11 경우, 이완기 심잡음이 아닌데 이완기 심잡음이 아닌 것으로 판단하는 경우(TN)는 163 경우, 이완기 심잡음이 아닌데 이완기 심잡음으로 판단하는 경우(FP)는 4 경우였다. 이것을 토대로 예민도와 특이도 이외에 여러 가지 항목을 구해보면 다음과 같다.

$$\text{Sensitivity (SE)} = \frac{TP}{(TP+FN)} = 54.17\%$$

$$\text{Specificity (SP)} = \frac{TN}{(FP+TN)} = 97.6\%$$

$$\text{mean performance} = \frac{(SE+SP)}{2} = 75.85\%$$

$$\text{Association Index(AI)} = SE + SP - 1 = 0.5177$$

$$\text{Accuracy of positive test(AP)} = \frac{TP}{(TP+FP)} = 76.47\%$$

$$\text{Accuracy of negative test(AN)} = \frac{TN}{(FN+TN)} = 93.68\%$$

$$\text{Fraction of subjects with a positive test(F)}$$

$$= \frac{(TP+FP)}{(TP+FP+FN+TN)} = 0.0890$$

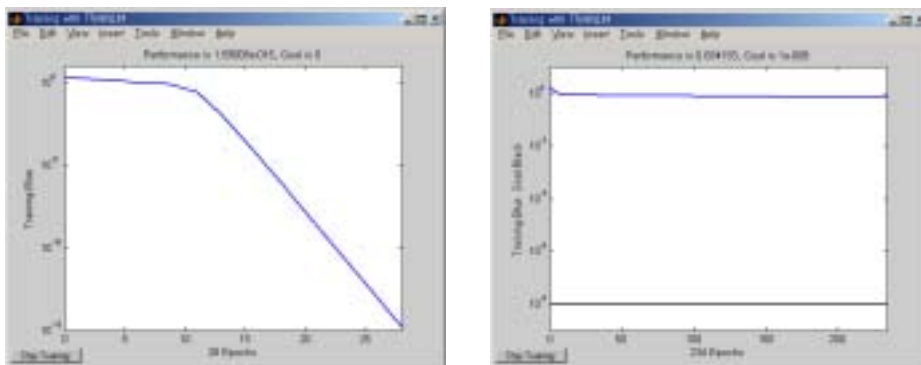
$$\text{Diagnostic accuracy(D)} = F \cdot AP + (1 - F)AN = 0.9215$$

각 회로망의 학습의 오차율이 모두 수렴해 가는 것을 그림 31, 33, 34에서 알 수 있다. 수축기 심잡음이 존재하는 신호에 비해 이완기 심잡음이 존재하는 데이터의 수가 적어서 각각 수축기 심잡음의 유무를 판별하는 경우와 이완기 심잡음의 유무를 판별하는 경우에 예민도와 특이도가 상호 보완적인 관계처럼 보인다. 하지만, 수축기 심잡음의 유무 판별의 경우, 수축기 심잡음이 없는 경우가 수축기 심잡음이 있는 경우에 비해 상대적으로 수가 적어, 예민도에 영향을 미치는 수축기 심잡음이 있는데 없다고 판별하는 경우와 특이도에 영향을 미치는 수축기 심잡음이 없는데 있다고 판별하는 경우가 각각에 미치는 영향의 정도가 달라 나타나는 현상이다. 각 회로망의 진단적 정확도가 2번의 경우 93.72%, 3번의 경우 92.15%로 높은 수치를 보여주었다.

제 4 장 결론 및 고찰

본 논문을 통해서, 청진기로 수집된 심음 데이터를 이용하여 잡음 제거 후, 심장의 주기를 추출해 내고, 추출된 심장 주기에 포함된 심잡음 생성 시기를 알아내어, 심장 이상을 분리 분석하는 시스템을 구축하였다.

제안된 방법을 검증한 결과를 Huiying Liang[13],[14]이 제안한 방법과 비교 분석하기 위해서 본 논문에서 얻어진 데이터를 적용시켜 효율을 비교해 보았을 때, Huiying Liang가 제안한 wavelet을 사용하여 추출한 주파수 대역의 양극화된 신호를 바로 신경망의 입력으로 사용한 방법에 비해 특정 영역 데이터의 shannon energy를 구해서 신경망회로의 입력으로 사용한 본 논문에서 더 좋은 오차 수렴의 결과를 보여주었다. 그림35에서처럼 본 논문에서 사용된 데이터의 양극화 신호를 아무런 처리 없이 입력 신호로 인가하면, 오차율이 수렴하지 못하고 평평한 모습을 나타낸다.



a)

b)

그림35. 본 논문과 기존논문의 신경망 학습의 오차 수렴 정도 비교

a) 본 논문의 오차

b) 기존 논문의 오차

사용한 신호변환기가 넓은 대역의 신호를 잘 전달 할 수 있도록 고안되어서 높은 대역의 신호를 받아들이는데는 기존의 것보다 좋은 질의 데이터를 받아들일

수 있도록 고안되었으나, 낮은 대역의 신호는 상대적으로 좋지 않은 응답특성을 보였다. 그래서, 수축기의 잡음은 수집이 잘 되나, 이완기의 잡음은 잘 수집되지 않는 문제가 있었다. 또한, 사용한 데이터는 순환기 내과 전문의에 의해 진단이 된 환자의 심음을 전자 청진기를 통하여 수집하는 것을 원칙으로 하였지만, 비정상 데이터 양의 부족으로 청진 이외의 좀더 정밀한 검사 과정을 통한 전문의의 진단 과정이 생략된, 단지 전자 청진기로 수집된 데이터의 청취만으로 분류가 결정된 데이터도 존재하여, 전문의의 확진이 이루어지지 않은 데이터의 수집으로 인한 오차의 가능성이 있다. 데이터의 정확도가 떨어지고, 수집된 데이터의 다양성이 떨어져 질병들을 명확히 구별해 내는 신경망의 학습에 어려움이 있었다. 하지만 실험을 통하여 얻어진 데이터를 이용하여 심잡음 유무의 판정이 가능하였고, 나아가 발생하는 심잡음이 수축기에서 일어나는지 이완기에서 일어나는지 여부도 판단할 수 있었다. 덧붙여, 심음에 대한 연구가 다양한 심장 질환의 분류를 가능하게 하는 것이 가능하다고 생각한다. 즉, 발생 심잡음의 모양 판단에서 의심되는 질병의 판단까지 가능할 수 있는 시스템으로의 접근이 필요하다.

신호 변환기의 관점에서는 단순하게 심장에서 생성되는 심음을 아무런 에너지 유입 없이 신호를 받아들이는 수동적인 데이터 수집의 방법에서 초음파 같이 에니지를 사용하여 좀 더 관심 있는 곳에 초점을 맞출 수 있는 방법을 사용하여 진단을 해낼 수 있는 장비를 고안하는 것도 필요하다고 생각한다. 그러기 위해서는 초음파 발생기와 탐지기의 소형화가 필요하며, 높은 신호에 대한 잡음 비율에 대한 해결도 필요하다고 생각한다.

잡음 제거의 관점에서는 다양한 잡음 제거의 시도들이 필요하다고 생각된다. 데이터를 수집하는 과정에서 이상적인 심장 신호만을 얻어낼 수 없고, 데이터 수집의 장소 또한 방음조건이 고려되지 않은 공간이기 때문에 적응형 신호처리 방법을 이용하여 주위 잡음의 변화를 고려하여 제거하는 방법을 사용하는 것도 필요하다고 생각한다. 본 논문에서는 잡음제거를 고정적인 필터를 사용함에 그쳤지만, ICA(Independent Component Analysis)나 JADE(Joint Approximate Diagonalisation of Eigenmatrices) 알고리즘 등을 적용하여 가장 좋은 성능을 가지는 잡음 제거의 방법을 찾아내는 것도 좋은 접근이 된다 생각한다.

패턴 인식의 관점에서는 본 논문에서 사용한 기존의 신경망 회로 패턴분류법에 덧붙여서 진화전략, 퍼지, 유전자 방법 등을 이용하여 분류하는 접근도 가능하다고 본다. 패턴 분류에 있어서 신경망 방법을 이용한 것뿐만 아니라, 다양한 패턴 분류 방법으로 접근하여 각각의 질병을 분류해 내는 것도 가능하다고 생각한다.

구현된 시스템의 관점에서는 PC 베이스가 아닌 마이크로 프로세서 수준에서 패턴의 분류가 수행될 수 있는 임베이드화 된 독립적인 시스템의 구축이 필요하다고 하겠다. 그러기 위해서는 심음의 연산을 빠르게 수행 할 수 있는 높은 성능의 프로세서가 필요할 것이며, DSP chip 이나 FPGA의 병렬처리 프로그램 등을 이용한 기법 등을 이용할 수 있을 것이다. 또한, 신경망을 이용한 연산에 많이 있는 곱셈 연산을 최적화하고, 실시간으로 분석 진단이 가능하도록 하는 작업도 필요하다고 본다.

참 고 문 헌

- [1] 진복희 공저 ; 배형준,송선옥,김영옥, “임상생리학(Clinical physiology) : 2장 심음도 Phonocardiogram, PCG ” 대학서림, 2판. pp.135-170 ,1999.
- [2] Akay M., Akay Y. M., & Welkowitz W. “Neural networks for the diagnosis of coronary artery disease.” International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN, Vol.2, pp.419-424, 1992.
- [3] L.G. Durand, P. Pibarot, “Digital Signal Processing of the Phonocardiogram : Review of the Most Recent Advancements.” Critical Reviews in Biomedical Engineering, 23(3) pp.163-219, 1995.
- [4] S.G Kahalekar, “PC Based Phonocardio Expert System” Proceedings RC IEEE-EMBS & 14th BMESI, pp.2.64-2.65, 1995.
- [5] Lukkarinen Sakari, Sikio Kari, Noponen Anna-Leena, Angerla Anna, Sepponen Raimo., “Novel software for Real_time processing of Phonocardiographic signal” Proceedings - 19th International Conference - IEEE/EMBS Oct.30-Nov. 2, Chicago, IL. USA. pp. 1455-1457, 1997.
- [6] Zhenyu Guo, Chris Moulder, Louis-Gilles Durand, and Murray Loew, “ Development of a Virtual Instrument for Data Acquisition and Analysis of the Phonocardiogram”, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol, 20, No 1, 1998
- [7] Sheila R. Messer, John Agzarian, Derek Abbott. “Optimal wavelet denoising for phonocardiograms” Microelectronics Journal 32 pp.931-941 2001.

- [8] M.F Shen and L.S.Sun "Modelling and processing of phonocardiogram via parametric bispectral approach" Proceedings RC IEEE-EMBS & 14th BMESI, 1995.
- [9] Lehner R. J, Rangayyan R. M. "A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram." IEEE Trans on Biomedical Engineering, Vol. 34, pp.485-489, 1987.
- [10] Iwata a, Ishii N, Suzmura N., "Algorithm for detection the first and second heart sound by spectral tracking." Med.& Biol. Eng. & Comput., Vol 18, pp.19-26, 1980.
- [11] Baranek H. L, Lee H. C, Cloutier G, Durand L. G, Automatic detection of sounds and murmurs in patients with Ionescu-Shiley aortic bioprostheses, Med.& Biol. Eng. & Comput. Vol. 27, pp.449-455.
- [12] A Haghighi-Mood, J N Torry, "A Sub-Band Energy Tracking Algorithm for Heart Sound Segmentation", Computers in Cardiology, 1995
- [13] H Liang, S Lukkatinen, I Hartimo, "Heart Sound Segmentation Algorithm Based on Heart Sound Envelopogram" Computers in Cardiology Vol. 24, 1997
- [14] H Liang, S Lukkatinen, I Hartimo, "A Heart Sound Segmentation Alogorithm using wavelet decomposition and reconstruction" 19th international conference IEEE/EMBS Chicago, IL. USA, Oct.30-Nov.2, 1997
- [15] B Tovar-Corona, JN Torry "Graphical Representation of Heart Sounds and Murmurs", Computers in Cardiology vol 24., pp.101-104, 1997

- [16] H.Shino, etc,"Detection and Classification of Systolic Murmur for Phonocardiogram Screening", Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biological Society, October 31–November 3, Amsterdam, the Netherlands., 1996.
- [17] Ian Cathers, "Neural network assisted cardiac auscultation", Artificial Intelligence in Medicine vol 7, pp.53–66, 1995
- [18] T.S. Leung, P.R. White, W.B. Collis, E. Brown, A.P. Salmon, "Classification of heart sounds using time–frequency method and artificial neural networks" Proceedings of 22nd Annual EMBS International Conference, Chicago, IL. pp.988–991, July 23–28, 2000.
- [19] Xiao Shouzhong, Cao Zehan, Zhou Shiyong, Fu Li, Gao Fei, "A prototype of heart sound database", Proceeding of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, No 3, pp.1210–1211 1998
- [20] John C. Wood, Daniel T. Barry, "Time–frequency analysis of the first heart sound" IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp.144–151, March/April, 1995.
- [21] Wu Yanjun, Xu Jingping, Zaho Yan, Wang Jing, Wang Bo, Cheng Jingzhi, "Time–frequency analysis of the second heart sound signals", IEEE-EmBC and CMBEC Theme 1: Cardiovascular System, pp.131–132, 1995.
- [22] John G. Webster, Robert A. Peura "Medical Instrumentation : Application and Design, 2nd ed." Houghton Mifflin Company pp378–389 1992.

- [23] Rushmer, R.F., "Cardiovascular Dynamics, 3rd ed." Philadelphia: Saunders, 1970
- [24] Daniel T.L Lee, Akio Yamamoto, "Wavelets Analysis : Theory and Applications", Hewlett-Packard Journal, pp.44-54, Dec.1994
- [25] Jaideva, Andrew, "Fundamentals of Wavelets", Wiley inter science, Chapter 2, 1999
- [26] 박상희 편저, "생체신호처리 및 응용", 에드텍, 8장, 9장 1999년
- [27] Metin Akay, "Detection and Estimation Methods for Biomedical Signals : chapter 7, 8", Academic Press, 1996.
- [28] 이성환 편저 "패턴인식의 원리 : 제 1권 제 2권" 홍릉과학 출판사 1994년
- [29] R. O Duda and P. E Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis", John Wiley and Sons, 1973
- [30] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, "Pattern Recognition Principles", Addison-Wesley, 1974
- [31] 金大洙(김대수) 저 "Neural Networks Theory and Application : 신경망 이론과 응용 (I,II)" 하이테크 정보 1993년

ABSTRACT

A Study for Classification of Heart Disease by Phonocardiogram

Lee, Kwang Jae

Dept. of Biomedical Engineering

Graduate Program in Medical Engineering

The Graduate School

Yonsei University

It has been widely reported that heart valve disorder produce heart disease. Therefore, early diagnosis about heart valve situation is very important.

The purpose of this paper is to classify heart disorder using phonocardiogram. Phonocardiogram is one of non-invasive monitoring system. Miniaturization, automation, and simplicity of heart sound measurement system makes home care system easy to access. Heart sound originates from mechanical phenomena, hence, focusing to mechanical heart disorder, heart sound signal was used to segment one cardiac cycle instead of electrocardiogram data.

Noise canceling method was used. Power noise and high frequency noise were canceled in this paper: 60Hz notch filter was used for power noise, and wavelet decomposition and reconstruction method was used for high frequency noise by cutting off the noise band and reconstructing the source signal.

Feature extraction was carried out for classification of heart sound in each disease. The feature extraction method was wavelet decomposition. In substitute for using the decomposed coefficient directly, detail coefficient was conversed to Shannon energy level.

The feature was trained by neural network. Feed-forward back-propagation method was used. Using decided weight could be classified.

Total cardiac cycles were 665. Training data were 337, including 147 non-pathologic cardiac cycles and 190 pathologic cardiac cycles. Tested data were 328, including 137 non-pathologic cardiac cycles and 191 pathologic cardiac cycles. The specificity was 86%, the sensitivity was 94% and the accuracy of diagnosis was 91%.

Key words : Phonocardiogram, wavelet, neural network, heart sound, pattern classification, segmentation.