

심실세동 파형의 Hilbert-Huang
변환을 기반으로 한 제세동 성공여부
예측

연세대학교 대학원
의 공 학 과
장 용 구

심실세동 파형의 Hilbert-Huang
변환을 기반으로 한 제세동 성공여부
예측

지도 윤 영 로 교수

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2006년 12월 일

연세대학교 대학원

의 공 학 과

장 용 구

장용구의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

연세대학교 대학원

2006년 12월 일

감사의 글

새로운 사회생활을 앞두고 큰 기대감에 설레며 첫 발걸음을 떼려 합니다. 부족한 제가 학문과 삶의 진리와 자유를 배우도록 옆에서 지켜봐 주시고 용기를 주신 주위 모든 분들께 감사의 마음을 전해드리고자 합니다.

2년 동안 아무것도 모르는 부족한 저를 관심과 사랑으로 지도해 주시고 학문뿐만 아니라 삶의 의미를 깨닫게 해주신 윤영로 교수님께 진심으로 감사드립니다. 세밀한 지도와 격려로 논문이 완성될 수 있도록 도와주신 이경중 교수님과 황성오 교수님께 감사의 마음을 전해 드립니다.

대학원 생활 동안에 많은 가르침을 주신 윤형로 교수님, 이윤선 교수님, 김동윤 교수님, 김영호 교수님, 신태민 교수님, 김범민 교수님, 김한성 교수님, 김경환 교수님, 정병조 교수님, 김지현 교수님, 이용흠 교수님, 이상우 교수님, 임창환 교수님, 박성빈 교수님, 박인규 교수님과 대학원 생활에 많은 도움을 주신 안종수 선생님께 감사의 마음을 전해 드립니다.

졸업하신 생체신호처리 연구실 선배님들과 가장 큰 힘이 되어주신 장승진 선배님, 홍규석 선배님, 박세립, 이정훈, 심 훈, 정집민, 양용주, 이주환, 김효민, 송상하에게도 진심으로 감사를 드리며 소망하시는 학문에 큰 성취와 보람이 함께 하길 기원하겠습니다.

대학원 생활 중에 여러 가지 도움을 주신 의용 컴퓨터 시스템 연구실의 이균정 선배님, 김태균 선배님, 이동하 선배님과 동기인 김은근, 김진욱, 김용현, 정현학과 생체계측 연구실의 고재일 동기와 신경 시스템 및 신호 해석 연구실의 김진호 동기에게 감사를 드리며 미처 언급 못한 의공학과와 의 모든 대학원 선배님들께도 진심으로 감사드립니다.

오늘이 있기까지 언제나 격려해 주시고 아껴주신 친지 어른들과 사촌들에게 진심으로 감사드리며 그 누구보다 제 모든 힘의 원천이며 살아가는 원동력인 부모님께 감사드립니다. 사랑하는 아버지, 어머니 감사합니다.

앞으로도 더 열심히 노력할 것을 약속드리며 도와주신 모든 분들께 이 작은 노력의 결실을 바칩니다.

2006년 12월

장용구 올림

차례

그림 차례	ii
표 차례	iii
국문 요약	iv
제 1 장 서론	1
제 2 장 심실세동	4
2.1 심실세동	4
2.2 심실세동의 치료와 제세동	6
제 3 장 분석 방법	8
3.1 Hilbert-Huang 변환	8
3.1.1 Hilbert 변환	10
3.1.2 Instantaneous Frequency	12
3.1.3 Empirical Mode Decomposition(EMD)	14
3.2 Support Vector Machine(SVM)	20
3.2.1 선형 SVM-분리 가능 경우	20
3.2.2 선형 SVM-분리 불가능 경우	25
3.2.3 비선형 SVM	27
제 4 장 실험 방법	28
4.1 동물 실험	28
4.2 실험 데이터 취득	29
4.3 파라미터 추출	30
4.3.1 EMD-FFT	33
4.3.2 EMD-IF	35
4.3.3 EMD-WIF	37
제 5 장 실험 결과 및 고찰	39
제 6 장 결론	45
참고 문헌	47
ABSTRACT	52

그림 차례

그림 2.1 미세 심실세동파(a)와 조동 심실세동파(b)	5
그림 3.1 폐쇄된 상태의 위상	11
그림 3.2 개방된 상태의 위상	11
그림 3.3 시간 변화에 따른 sine 함수들의 파형과 순간 주파수	13
그림 3.4 IMF가 되기 위한 조건	14
그림 3.5 IMF 2에서의 EMD 과정 (8번째 수행)	18
(a) : 극대값과 극소값으로 포락선 구성 및 평균값 계산(m_{28})	
(b) : IMF 만족 조건 (만족할 때까지 반복 수행)	
(c) : 만족 조건 판별 후의 IMF ($h_{28}(t) = h_{27}(t) - m_{28}(t)$)	
(d) : 나머지 ($r_2(t) = X(t) - h_{28}(t)$)	
그림 3.6 심실세동 심전도 신호에서 IMF들로 분리된 결과	19
그림 3.7 두 개의 범주를 구분하는 하이퍼플레인	21
그림 4.1 혈액학적 도자의 삽입	28
그림 4.2 동물 실험 순서	29
그림 4.3 파라미터 추출 과정	31
그림 4.4 스펙트럼 분석 결과	31
그림 4.5 EMD로 분리된 11개의 IMF들	31
그림 4.6 각 IMF에서의 스펙트럼 분석 결과	32
그림 4.7 EMD-FFT 추출 과정	33
그림 4.8 EMD-FFT의 소생성공 집단에 대한 그래프	34
그림 4.9 EMD-FFT의 소생실패 집단에 대한 그래프	34
그림 4.10 EMD-IF 추출 과정	35
그림 4.11 EMD-IF의 소생성공 집단에 대한 그래프	36
그림 4.12 EMD-IF의 소생실패 집단에 대한 그래프	36
그림 4.13 EMD-WIF 추출 과정	37
그림 4.14 EMD-WIF의 소생성공 집단에 대한 그래프	38
그림 4.15 EMD-WIF의 소생실패 집단에 대한 그래프	38
그림 5.1 각 파라미터별 추출된 데이터의 분석 구간	39
그림 5.2 300~420초 구간에서의 전체 정확도 변화, 1000번 수행	44
그림 5.3 420~540초 구간에서의 전체 정확도 변화, 1000번 수행	44

표 차례

표 3.1 Fourier, Wavelet, Hilbert-Huang의 비교	9
표 5.1 300~420초 구간에서의 각 파라미터별 소생성과 소생실패 집단 통계 분석	40
표 5.2 420~540초 구간에서의 각 파라미터별 소생성과 소생실패 집단 통계 분석	40
표 5.3 구간별 임계치 C와 RBF 커널 파라미터 값 γ	41
표 5.4 EMD-FFT와 EMD-IF의 구간별 성능 평가	42
표 5.5 EMD-IF & EMD-FFT와 기존 연구 결과들과의 sensitivity와 specificity 비교	43

국문 요약

심실세동 파형의 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 한 제세동 성공여부 예측

본 연구에서는 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 심실세동 심전도 파형으로부터 세 종류의 파라미터(EMD-IF, EMD-WIF, EMD-FFT)를 추출하고 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM)을 이용하여 소생성공 및 실패 여부 예측에 관하여 연구하였다.

심실세동의 치료방법으로 전기적 제세동을 가하는 것이 유일한 방법으로 알려져 왔지만 제세동을 위해 전기 충격을 인가하기 위해서는 심전도의 분석과 심폐소생술을 상당 시간 중단하여야 한다. 심폐소생술의 중단은 심실세동 환자의 생존율을 급격히 감소시킬 수 있다. 심실세동 심전도 파형을 분석하여 성공여부를 예측할 수 있다면 불필요한 심폐소생술의 중단과 전기 충격을 피할 수 있을 것이다.

기존의 심실세동 신호에 관한 연구에서는 신호가 안정적(stationary)이라는 가정 하에 푸리에 변환(Fourier Transform) 방법을 이용하여 주파수 성분 변화의 특성을 분석하였다. 그러나 생체신호는 시간에 따라 특성이 변하는 불안정(non-stationary)한 특성을 지니고 있으므로 단순한 푸리에 변환 방법에 의한 주파수 분석만으로는 그 특성을 모두 파악할 수 없다는 단점이 있기 때문에 비선형적이고 비정상적인 데이터를 분석하기 위한 방법으로 Hilbert-Huang 변환을 사용하였다.

본 연구에서는 21~30kg인 개에게 심실세동을 유발시키는 실험으로부터 얻은 15개의 데이터를 사용하였으며 Hilbert-Huang 변환을 적용한 후 순간 주파수를 이용하여 EMD-IF와 EMD-WIF를 취득하였고, 경험모드분리법(Empirical Mode Decomposition; EMD)으로 분리한 각각의 내부모드함수(Intrinsic Mode Function; IMF)를 FFT(Fast Fourier Transform) 취한 후 주파수를 이용하여 EMD-FFT를

취득하였다. 추출된 세 종류의 파라미터들 중에서 t-Test를 통하여 300~420초 구간과 420~540초 구간에서의 소생성공과 소생실패 집단의 판별도가 높은 파라미터를 선택하였다. 판별도가 높은 두 개의 파라미터(EMD-IF, EMD-FFT)로부터 SVM을 이용하여 소생성공과 소생실패의 예측 성능을 평가하였다. 평균적으로 민감도와 특이도는 각각 87.35%와 76.88%로 민감도가 더 높게 나타났다.

본 연구의 결과로 심실세동 심전도 파형에서 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 추출된 파라미터를 이용한 소생성공 예측 판별은 심실세동 치료를 위한 방법으로 발전시키는데 유용할 것으로 사료된다.

핵심되는 말 : Hilbert-Huang 변환, Empirical Mode Decomposition(EMD),
Intrinsic Mode Function(IMF), Support Vector Machine(SVM),
심실세동, 제세동 성공

제 1 장 서론

심실세동은 “심실의 무질서하고 비동기적인 활동[1]”이거나 “불규칙하고 전체적으로 조화되지 않은 심장의 전기적 활동[2]”으로 정의된다. 심실세동의 유일한 치료방법은 전기적 제세동이며, 제세동까지 소요 시간이 1분씩 지연될수록 제세동 성공률이 7~10%씩 감소하며 10분 이내에 제세동되지 않으면 생존 가능성이 매우 낮아지게 된다[3]. 일반적으로 심실세동의 제세동 성공률은 27%에 불과하다. 즉, 제세동을 위하여 가해지는 전기 충격의 73%에서는 심실세동이 지속되거나, 무수축 또는 무맥성 전기 활동 상태를 유발하게 된다. 제세동은 인체에 매우 강한 전기 쇼크를 가하는 방법이므로 심근의 손상, 기절심근 현상, 무수축 등 다양한 문제를 초래할 수 있다. 또한 제세동을 하기 위하여 심전도를 분석하고 전기 충격을 가하려면 심폐소생술을 상당 시간 중단하여야 한다. 심폐소생술의 중단은 심실세동 환자의 생존율을 급격히 감소시킬 수 있다. 이와 같은 문제를 줄이기 위하여 제세동 성공률을 예측할 수 있는 방법에 관한 연구가 진행되고 있다.

제세동 성공을 가장 정확하게 예측할 수 있는 지표로 심폐소생술 시행 중에 측정되는 관상동맥 관류압(Coronary Perfusion Pressure)이 알려져 있다[4]. 그러나 관상동맥 관류압을 측정하려면 체내에 도자를 삽입해야 하므로 병원 밖에서나 응급 상황에서는 측정이 어렵다. 따라서 심정지 상태에서 비침습적이고 연속적으로 심장을 관찰할 수 있는 방법으로서 표면전극을 이용한 심전도를 측정하고 분석하여 심실세동 상태를 예측하는 방법이 있다[5]. 심실세동 심전도 파형 분석은 심장 정지 후 생존 가능성과 제세동 성공 가능성에 관한 정보를 제공하기 때문에 심실세동 심전도 파형을 분석하여 성공여부를 예측할 수 있다면 불필요한 심폐소생술의 중단과 전기충격을 피할 수 있을 것이다.

심실세동 심전도 파형의 측정 분석에는 일반적으로 파형의 크기 또는 주파수 변환을 이용한 방법이나 통계를 이용한 비선형적 측정방법으로 나누어진다[6]. 심실세동 구간에서 시간이 흐를수록 심전도의 크기는 감소된다[7]. 심실세동을 추정하기 위해 이 특징을 사용한 많은 시도들이 있었지만 파형 크기 분석은 일상 환

경에서 기록 상황, 운동 잡음, 측정 장비, 개인 습관, 전극 위치에 따라 측정된 심실세동의 크기가 변하기 때문에 심전도 크기의 변화성을 신뢰할 수 없다. 따라서 심실세동 크기를 일반적으로 사용하기에는 많은 제약 조건과 한계성을 갖는다. 또한 비선형적 측정은 필터링과 잡음에 매우 민감한 편이며, 계산 과정에서 수치적으로 강조되는 통계라는 제한 사항이 존재한다. 주파수를 이용한 방법에서는 심실세동이 발생했을 때에 심실세동 심전도 파형의 초기 주파수 성분이 없어지거나 파워 스펙트럼의 최대값에 해당되는 주파수의 범위가 낮아진다는 점을 밝혀냈으며 푸리에 변환(Fourier Transform) 방법을 이용하여 심실세동 신호에서의 주파수 성분 변화의 특성을 분석하였다[8]-[12].

일반적으로 분석 방법은 기존의 연구 현상에 영향을 끼칠 뿐만 아니라 분석에 사용된 함수는 기존 연구 현상의 특성을 잘못 해석할 수 있는 위험이 존재하기 때문에 적절한 분석 기술의 선택은 측정된 현상을 정확히 이해하기 위해 중요하다[13]. 기존의 데이터의 주파수 분석 방법은 주로 푸리에 변환을 기반으로 이루어졌다. 그러나 생체신호는 시간에 따라 특성이 변하는 불안정(non-stationary)한 특성을 지니고 있으므로 단순한 푸리에 변환 방법에 의한 주파수 분석만으로는 그 특성을 모두 파악할 수 없다. 푸리에 변환은 시간 영역에서 신호나 시스템의 특성을 주파수 영역으로 변환한다. 푸리에 변환의 기본 개념은 신호를 가중 sine 함수의 합으로 분해하여 신호의 주파수 성분을 나타내는 것으로 불안정한 특성을 가진 신호나 짧은 시간에 발생하는 급격한 변화 등을 감지할 수 없다는 단점이 있기 때문에 푸리에 변환은 비선형적이거나 비정상적인 데이터의 분석에는 적합하지 않다. 그런 이유로 비선형적이거나 비정상적인 데이터인 심실세동 심전도 파형의 시주파수 분석을 위한 방법으로 Hilbert-Huang 변환을 선택하게 되었다. Hilbert-Huang 변환은 경험 모드 분리법(Empirical Mode Decomposition; EMD)의 결과와 Hilbert 변환 방법으로 구성된다[14]. 즉 시계열 데이터를 내부 모드 함수(Intrinsic Mode Function; IMF)로 분리하여 시간-주파수-에너지 형태로 나타내어 분석하는 방법이다. IMF는 각 주기마다 영 교차(zero-crossing)하고 하나의 모드에 관해 다른 복잡한 파형을 포함하지 않은 주파수 성분을 가진 파형이다. 이때 시계열 데이터에서 IMF들을 분리해내는 경험적인 방법을 EMD라고 하며 일반적

으로는 EMD는 시계열 데이터를 Hilbert-Huang 변환에 적용하기 위한 전처리 과정에 사용된다. Hilbert 변환은 푸리에 변환과 다른 방식으로 국부 작용을 강조하고 신호를 고정된 주파수의 sine/cosine 파형으로 분해시키지 않는다. 따라서 비정상적인 처리 과정에 적합하다.

본 연구에서는 관상동맥 관류압을 표준 지표로 사용하지 않고 Hilbert-Huang 변환을 적용한 심실세동 심전도 파형 분석만으로 제세동 성공 여부를 예측하고자 하였다. 첫 번째 단계로 ‘취득한 심실세동 심전도 파형은 복잡한 주파수 성분들로 구성된 데이터’라는 가정으로 시작하여, 심실세동 심전도 파형으로부터 Hilbert-Huang 변환을 적용한 후에 순간 주파수(Instantaneous Frequency)를 이용하여 EMD-IF와 EMD-WIF를 추출하였고, EMD로 분리한 각각의 IMF에서 FFT(Fast Fourier Transform)를 적용한 후의 주파수를 이용하여 EMD-FFT를 추출하였다. 두 번째 단계로 추출된 세 종류 파라미터에서 소생성공과 소생실패 집단에서의 차이가 통계적으로 유의한지를 파악해야 하므로 추출된 파라미터와 함께 t-Test를 통해 300~420초 구간과 420~540초 구간별로 어떠한 파라미터가 소생성공과 소생실패에 대한 판별도가 높은지를 조사하였다. 마지막 단계로 가장 높은 판별도를 가지는 파라미터 두 종류(EMD-IF, EMD-FFT)를 선택한 후 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM)의 훈련 및 검증을 위한 변수로 사용하여 소생성공과 소생실패를 예측하고 평가하였다.

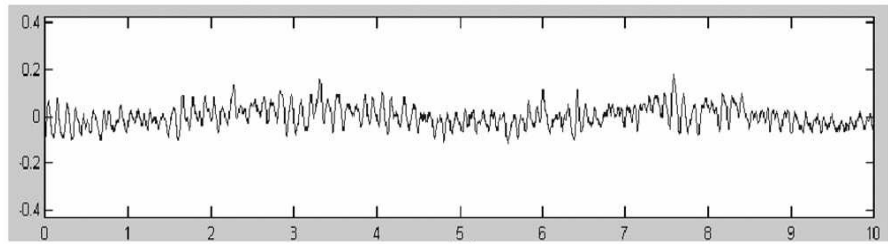
제 2 장 심실세동

2.1 심실세동

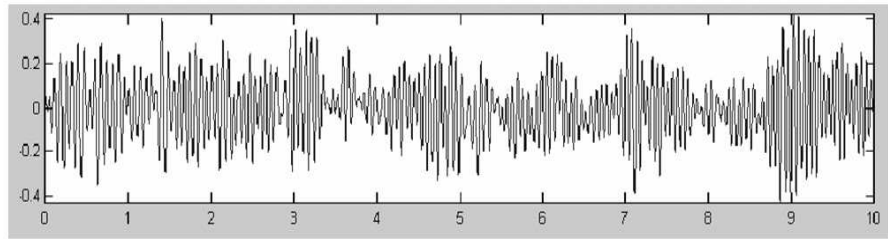
심실세동은 1849년 Ludwig과 Hoffa에 의해 처음 기술되었다. 심실세동은 심근의 산소 소모량은 급격히 증가하지만 심장의 무질서한 전기적 활동으로 인해 심박출량이 없으므로, 심장 정지 상태가 초래되어 조직으로의 혈류가 중단된다. 심근 비대, 심근 허혈, 심부전, 방실 결절의 질환, 재분극의 이상 등 심장 자체에 의한 원인뿐만 아니라 교감신경 항진, 미주신경 자극, 저칼륨혈증 또는 저마그네슘혈증 등의 대사 이상, 전기 감전 등과 같은 외적인 요인에 의해서 발생한다.

심실세동은 4단계로 진행하는데 첫 번째는 파상(波狀) 단계로 심실세동 발생 후 1~2초간 유지되는 큰 파형의 심실세동파를 보인다. 두 번째는 경련발생 단계로 10~30초간 지속되며, 첫 단계의 큰 파형이 작은 파형으로 분할되어 나타난다. 세 번째는 진전성(震顛性)을 보이는 단계로 1분 정도 지속되며 심근에 많은 re-entry가 생겨서 발생한다. 네 번째는 말기(terminal stage)로 산소 공급의 중단으로 파형이 점차 쇠약해진다.[15]

심실세동 파형의 특징은 정상 심전도 파형에서 관찰되는 QRS 콤플렉스와 P파, ST분절 그리고 T파가 없고, 전기적 파장의 크기와 모양이 다양하다. 크기에 따라 그림 2.1과 같이 진폭이 0.1mV이하의 작은 진폭일 경우는 미세(微細) 심실세동(fine ventricular fibrillation)으로, 0.1mV이상의 경우는 조동(粗動) 심실세동(coarse ventricular fibrillation)으로 구분한다. 조동 심실세동은 세동파의 진폭의 크기, 모양, 리듬이 다양하며 심근 내의 혼란스러운 상태를 나타낸다. 미세 심실세동은 조동 심실세동에 비해 파동의 크기가 작고 느리다. 조동 심실세동은 제세동에 의해 성공적으로 치료될 수 있는 가능성이 높지만, 미세 심실세동은 순환계의 허탈과 심근의 허혈이 동반되어 성공적인 제세동을 기대하기 어렵다.



(a)



(b)

그림 2.1 미세 심실세동파(a)와 조동 심실세동파(b)
(X축 : 시간, Y축 : 크기)

2.2 심실세동의 치료와 제세동

심실세동 발생시 심장리듬을 정상 동조율로 전환하려면 전기적 제세동을 가하는 것이 유일한 치료방법으로 알려져 왔다. 병원에 도착하기 전에 급성심장사 하는 사람들 중 30~40%는 초기에 심실세동이 나타나며 성공적인 소생 가능성은 전기적 제세동의 성공과 밀접한 연관이 있다. 제세동은 심실세동 발생시 시행해야 하는 첫 번째 방법으로 권장되고 있으나 심실세동 시간이 짧은 경우에는 즉각적인 제세동이 매우 효과적이거나 5분 이상 동안 심실세동이 유지된 경우에는 제세동이 되더라도 순환이 회복되기보다는 무수축이나 무맥박성 전기활동을 초래할 수도 있다.

기존 연구에서는 성공적인 제세동 확률은 심실세동의 지속 기간에 반비례하며 최초 3분 동안에 즉각적인 전기 쇼크가 초기 요법으로써 가장 효과적이라는 연구 결과가 발표되었다[16]. 미국심장협회(American Heart Association)에서는 심정지 후 초기 리듬으로 심실세동이 나타나면 세 번의 연속적인 전기 쇼크가 초기 요법으로 진행되어야 한다고 했다[17]. 그러나 제세동 전 90초 동안 CPR의 연구에서 나타난 모든 경우에서 효과적인 요법이 되지 않았다[18]. 이 연구에서는 응답 시간이 4분이 경과했을 때 제세동 전에 CPR이 주어진 환자들의 소생 성공이 17%에서 27%로 증가하였다. 또한, Wik L 등에 의해 첫 번째 조정으로 제세동을 받은 사람들의 소생 성공이 4%인 것을 비교하면서 구급차 응답 시간이 5분을 넘었을 때, 병원으로 내려져서 제세동 전 3분 이내에 CPR을 받은 환자의 소생 성공이 22%라고 하였다[19].

제세동 전에 투여하는 여러 약물의 효과를 보고자 하는 연구에서 Manegazzi는 8분 동안의 심실세동 기간에 흉부압박이나 인공호흡을 하지 않고 에피네프린(epinephrine), 리도케인(lidocaine), 브레틸륨(bretylium), 프로프라놀롤(propranolol)과 같은 여러 가지 약물들을 조합해서 투여하여 약물투여에 대한 생존율을 연구하였다. 이 실험에서 에피네프린과 리도케인을 동시에 투여한 후 제세동을 실시한 그룹은 약물투여 없이 바로 제세동을 실시한 그룹에 비해서 높은 생존율의 향상

(70%, 20%)을 보였고 1시간 이후의 생존율에서도 44%와 0%의 차이를 보였다 [20]. Robert의 연구에서는 긴 시간 심실세동 후의 치료 방법에 따른 제세동 횟수 비교와 주파수 변화에 대한 연구를 하였다. 10분 동안의 심실세동 시간이 지난 후 즉각적인 제세동, 심폐소생술과 약물 투여, 심폐소생술이라는 세 가지 방법으로 실험한 결과, 제세동만 하는 경우에 생존하는 경우가 0%였으나 심폐소생술만 시행한 경우는 50%, 심폐소생술과 약물 투여를 병행한 결과에서는 60%의 생존율 향상이 나타남을 보였다. 결과적으로 심폐소생술이나 약물 투여를 하지 않는 경우에 2배정도의 제세동이 필요하며 심폐소생술과 약물 투여를 제세동만 시행하는 경우에 비해서 주파수 성분의 크기가 증가함을 보였다[21].

제 3 장 분석 방법

3.1 Hilbert-Huang 변환

Hilbert-Huang 변환은 Huang et al에 의해 발표된 것[14]으로 EMD와 순간 주파수와 연관이 있는 Hilbert 변환으로 구성되어 있으며, 비정상적인 처리 과정에서 자연적으로 발생하는 신호들로부터 비선형적으로 왜곡된 파형을 표현하고자 하는 동기에 의해 연구가 시작되었다. Hilbert-Huang 변환은 ‘신호는 서로 다른 내부 주파수들로 구성된 데이터’라는 간단한 가정에서 출발하며[14][22], 수십 년 동안 측정된 극지방 빙하의 상태 분석[23]과 바다에서의 파도 변화 분석[22]에 처음 적용되었다. 생물학적인 분야에서는 혈압의 변화 분석[24]에 적용되었으며, 항공학, 물리학, 기타 여러 분야에서 성공적으로 적용되고 있으며 NASA(National Aeronautics and Space Administration)에 의해 Hilbert-Huang 변환 분석 도구 사용이 가능해졌다[25]. 참고로 푸리에와 wavelet, Hilbert-Huang의 비교 정리는 표 3.1과 같다.

Hilbert-Huang 변환을 적용하는데 있어 Hilbert 변환을 기반으로 한 순간 주파수는 오직 단일 성분을 가지는 신호에 대해서만 유효하다. 따라서 실제로 측정되는 신호는 다중 성분을 가지고 있기 때문에 이 신호를 단일 성분을 가지는 신호의 집합체로 분리시켜내야 순간 주파수가 이용가능하다. 여기서 EMD로 원래 신호로부터 단일 성분을 가지는 신호로 분리시킨 후 분리된 각각의 신호로부터 순간 주파수를 추출하여 분석을 하게 된다.

표 3.1 Fourier, Wavelet, Hilbert-Huang의 비교

	Fourier	Wavelet	Hilbert-Huang
분석 형태	에너지-주파수	에너지-시간-주파수	에너지-시간-주파수
비선형 (nonlinear)	×	×	○
비정상 (non-stationary)	×	○	○
특징 추출	×	이산 신호 : × 연속 신호 : ○	○

3.1.1 Hilbert 변환

자연계에서 관찰되는 실수 신호로부터 해석 신호를 구성하기 위하여 허수 신호를 구하여야 하는데 이를 위해 Hilbert 변환을 이용하게 된다. 즉, Hilbert 변환은 대상 신호를 푸리에 변환을 한 뒤 실수와 허수 부분, 또는 진폭과 위상 관계를 연결시켜주는 관계식이다.

실수 신호 $X(t)$ 의 Hilbert 변환 쌍 $\bar{X}(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{X}(t) = H[X(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(u)}{\pi(t-u)} du \quad (3-1)$$

$X(t)$ 와 $\bar{X}(t)$ 에 의해 구성된 복소함수는 다음과 같은 해석 신호 $Z(t)$ 가 되며 파형과 순간 주파수를 구하는데 편리하다.

$$Z(t) = X(t) + j\bar{X}(t) \quad (3-2)$$

이 Hilbert 변환은 시간에 따라 변화하는 신호의 해석에 주로 사용되며 임의의 신호의 최대값을 연결하여 구성되는 신호인 포락(envelope) 신호를 구하는데 이용된다.

$$Z(t) = A(t)e^{j\theta(t)} \quad (3-3)$$

$$\begin{aligned} A(t) &= \sqrt{X^2(t) + \bar{X}^2(t)}, \\ \theta(t) &= \tan^{-1} \frac{\bar{X}(t)}{X(t)} \end{aligned} \quad (3-4)$$

이처럼 $Z(t)$ 는 식(3-4)의 포락 $A(t)$ 와 위상 $\theta(t)$ 로 구성된다. 여기서 $\theta(t)$ 는 해석 신호의 실수부 $X(t)$ 와 허수부 $\bar{X}(t)$ 가 이루는 위상을 의미한다. 위상 $\theta(t)$ 는

정의 구간에 따라 $\theta(t) \in [-\pi, \pi]$ 인 폐쇄된 상태이거나 $\theta(t) \in [-\infty, \infty]$ 인 개방된 상태로 나누어지게 된다. 폐쇄된 상태와 개방된 상태의 예제는 그림 3.1과 3.2에 나타내었다. 그림 3.2과 같이 개방된 상태의 위상은 시간에 따라 부드럽게 증가하지만 폐쇄된 상태의 위상은 $[-\pi, \pi]$ 범위에서 그림 3.1과 같이 넓게 펼쳐지게 된다.

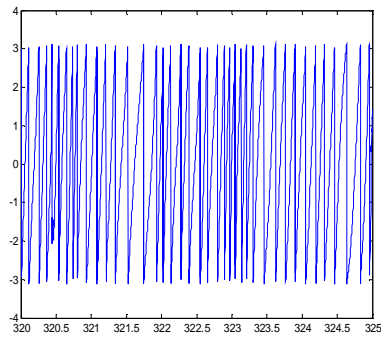


그림 3.1 폐쇄된 상태의 위상

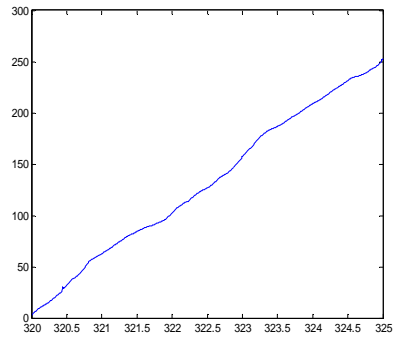


그림 3.2 개방된 상태의 위상

Hilbert 변환의 기본적인 정의로부터 쉽게 증명될 수 있는, Hilbert 변환의 중요한 특성은 다음과 같다.

① 선형 특성

$$H[aX(t) + bY(t)] = a\bar{X}(t) + b\bar{Y}(t)$$

② 에너지 특성

$$\int_{-\infty}^{\infty} X^2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \bar{X}^2(t) dt$$

③ 변조 특성

$$H[X(t)\cos 2\pi f_0 t] = X(t)\sin 2\pi f_0 t$$

($X(t)$ 는 f_0 보다 높은 주파수를 가지는 성분이 없는 함수일 때 성립된다.)

이러한 Hilbert 변환은 신호처리 기법에 있어 베어링 등의 파형을 구하거나 신호의 순간 주파수 값을 구하여 성능 특성 등을 진단하는데 많이 활용되고 있다.

3.1.2 Instantaneous Frequency

순간 주파수는 신호의 매 순간에서의 주된 주파수 성분을 나타내며, 시간에 따라 변하는 주파수 성분을 가진 신호의 해석에 유용하게 쓰일 수 있다. Hilbert 변환이나 Haar wavelet, generalized pencil of function(GPOF)으로 순간 주파수를 추정할 수 있다[26]. 본 연구에서는 Hilbert 변환을 적용하였으며 순간 주파수는 Hilbert 변환을 통하여 구한 해석 신호의 순간 위상의 시간에 대한 미분치로 구하였다. 순간 주파수 $f(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$w(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad f(t) = \frac{w(t)}{2\pi} \quad (3-5)$$

해석 함수에서 순간 주파수를 구하는 식(3-5)의 정의를 맹목적으로 적용하는 것은 Cohen에 의해 작성된 5가지 모순 중의 하나인 음의 주파수를 얻게 된다[27]. 비록 해석 신호의 스펙트럼이 음의 주파수에서 0일지라도 순간 주파수는 음수가 될 수 있다. 그림 3.2와 같이 개방된 상태의 위상 $\theta(t)$ 는 항상 증가하지 않는다. 따라서 순간 주파수 $w(t)$ 는 물리적으로 의미가 없는 음의 값을 가지게 된다. 이러한 음의 주파수 발생을 해결할 수 있는 방법으로 Hilbert-Huang 변환 과정에서 IMF가 되기 위한 두 가지 조건이 항상 양의 주파수를 만들어 주기 때문에 Hilbert-Huang 변환 방법이 사용된다.

식(3-5)와 같은 순간 주파수의 정의에 의해 매우 국부적인 주파수의 자세한 변화(내부 주파수 변화)를 파악할 수 있다. 이러한 공식만큼 간단하게 모든 실행이 명백하게 이루어지지는 않는다. 의미가 있는 크기와 위상을 얻기 위해서는 함수가 어떠한 조건을 만족시켜야 한다. 이해를 돕기 위해 그림 3.3에서 세 종류의 sine 함수를 나타내었다.

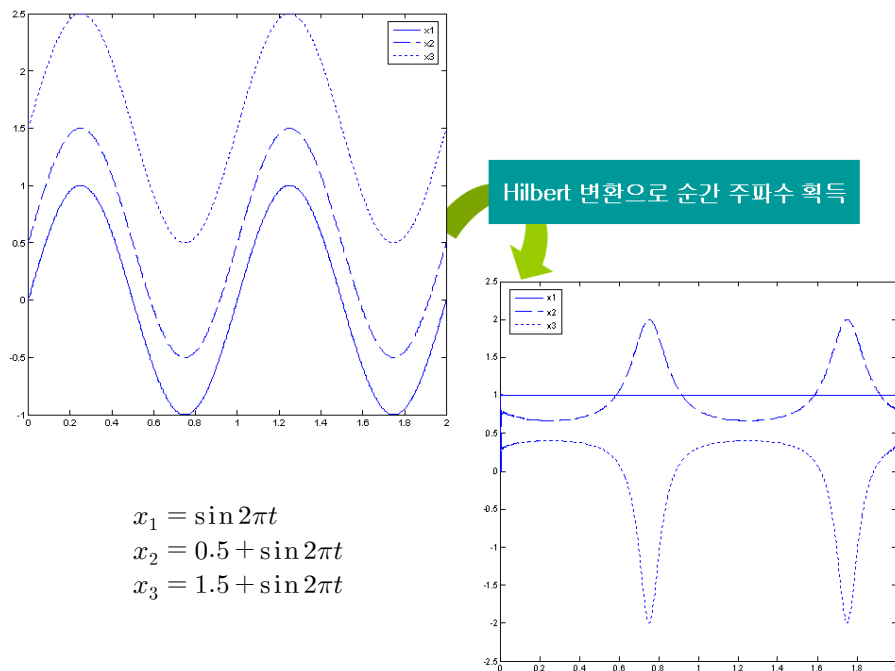


그림 3.3 시간 변화에 따른 sine 함수들의 파형과 순간 주파수

모든 함수는 1Hz의 일정한 주파수를 가지는 단일 성분이다. 그러나 Hilbert 변환으로부터 얻은 $x_2(t)$ 와 $x_3(t)$ 의 순간 주파수는 비대칭적인 신호로 그림 3.3과 같이 예상치 못한 결과를 보여준다. 위의 사실로 식(3-5)에 의해 의미가 있는 순간 주파수를 얻기 위해서는 평균값이 0에 따르고 대칭적인 함수이어야 함을 보여준다. 따라서 Hilbert 변환을 하기 전에는 데이터의 전처리 과정이 필요하다.

전처리를 위한 주파수 영역 필터들이 선형적이고 정상적이라는 가정으로 이루어진 푸리에 변환을 기반으로 하고 있기 때문에 대역 통과 필터의 사용은 선형적이거나 정상적인 데이터에 한해서만 정확한 결과를 얻었다. 그러나 Huang et al에 의해서 비선형적이거나 비정상적인 데이터의 대역 통과 필터 처리가 수학적으로 필요하지만 물리적으로 의미가 없는 허구의 조화가 생성되는 문제점을 제시하였으며 해결 방법으로 EMD를 제시하였다.

3.1.3 Empirical Mode Decomposition(EMD)

EMD는 순간 주파수를 정의하기 위해 정규 함수 $X(t)$ 의 제한을 극복하고자 Huang et al에 의해 고안되었다. 가정에 의하여 어떤 주어진 시간에 신호는 일반적으로 비단일(non-singled)적인 주파수 성분으로 구성된다. 이것은 간단하게 Hilbert 변환이 일반적인 신호에서의 순간 주파수의 모든 내용을 제공할 수 없는 이유가 된다. 따라서 다중 성분으로 구성된 신호를 단일 성분으로 구성된 IMF로 정의된 집합으로 분리하는 것이다. 식(3-5)에 의해 의미가 있는 순간 주파수가 되기 위해서는 그림 3.4처럼 다음의 두 가지 조건을 만족시켜야 한다[14].

- 데이터의 극값(extrema)의 수와 영 교차의 수는 같거나 1만큼 차이가 나야 한다.
- 모든 포인트에서 상, 하단 포락선(envelope)의 평균값은 0이다.

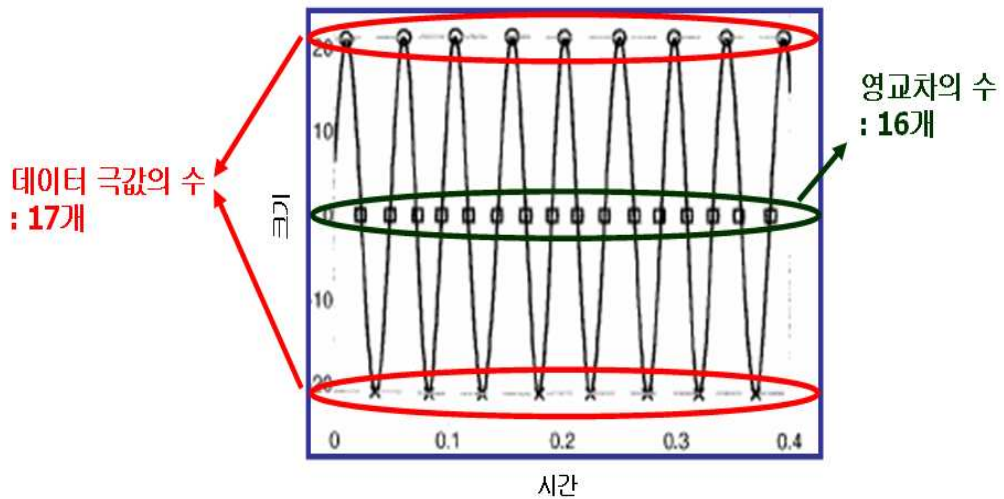


그림 3.4 IMF가 되기 위한 조건

첫 번째 조건은 물리적으로 국부적인 영역에서 상, 하 극값의 수가 대칭이 되도록 만드는 데 필요한 조건이다. 두 번째 조건은 이상적으로 데이터의 국부적 평균을 0으로 만들기 위한 것인데, 비정상적인 신호의 경우에는 데이터의 국부적 평균을 0으로 만드는 것이 불가능하다. 그러므로 이와 같은 국부적인 대칭 조건 대신에 시계열 데이터의 극대값과 극소값을 구하여 상, 하단 포락선을 만들고, 국부적으로 두 포락선의 평균을 0으로 만드는 방법을 사용한다. 이 방법을 사용하면 잡음이 심한 데이터와 같이 나쁜 조건에서 측정된 순간적인 주파수도, 잡음이 적은 좋은 조건을 통해 측정하여 분석한 시스템의 물리학적 결과와 일치함을 보인다[28][29]. 그러므로 IMF는 각 주기에서 영 교차하고, 국부적으로 다른 복잡한 파형을 포함하지 않은 주파수 성분을 가진 파형을 의미한다. IMF를 구하는 순서는 다음과 같다.

- ① 주어진 데이터 $X(t)$ 의 모든 국부적 극대값들로 이루어진 상단 포락선을 cubic spline을 사용하여 구한다.
- ② ①과 같이 모든 국부적 극소값들로 하단 포락선을 구한다. 이때, 모든 데이터들은 상, 하단 포락선 사이에 존재하여야 한다.
- ③ 상, 하단 포락선의 순간 평균인 $m_1(t)$ 을 구하고 원래 신호 $X(t)$ 와 평균값 $m_1(t)$ 의 차이를 구한다.

$$h_1(t) = X(t) - m_1(t) \quad (3-6)$$

$h_1(t)$ 가 IMF의 두 조건을 모두 만족하지 않으면 ①, ②, ③의 과정을 한번 더 수행하여 $h_{11}(t)$ 을 얻는다.

$$h_{11}(t) = h_1(t) - m_{11}(t) \quad (3-7)$$

이런 방식으로 IMF의 두 조건을 모두 만족할 때까지 그림 3.5와 같은 방식으로 반복한다. 그림 3.5는 두 번째 IMF에서의 EMD에서 8번째 수행 과정을 나타낸 것이다. 그림 3.5의 (a)처럼 극대값과 극소값으로 포락선을 구성한 후에 평균값을 계산하여 식(3-6)에 적용한다. IMF 조건을 만족할 때까지 반복 수행을 하는 과정에서 그림 3.5의 (b)처럼 반복을 멈추는 조건으로 $h_{27}(t)$ 와 $h_{28}(t)$ 의 표준 편차 값을 사용하였다[14]. 만족 조건 판별 후의 IMF($h_{28}(t)$)와 나머지($r_2(t)$)는 그림 3.5의 (c),(d)와 같이 구하여진다.

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) \quad (3-8)$$

- ④ $h_{1k}(t)$ 가 IMF의 두 조건을 모두 만족하면 $h_{1k}(t)$ 는 첫 번째 IMF $c_1(t)$ 이 된다. 첫 번째 IMF $c_1(t)$ 은 가장 높은 주파수 성분을 포함하고 있어야 한다.

$$c_1(t) = h_{1k}(t) \quad (3-9)$$

$X(t)$ 에서 $c_1(t)$ 성분을 뺀 나머지(residual)를 $r_1(t)$ 이라 정의한다.

$$r_1(t) = X(t) - c_1(t) \quad (3-10)$$

- ⑤ 이 나머지 값을 $X(t)$ 로 하고 ②, ③, ④의 과정을 반복하여 다음 번째의 IMF를 구한다.

$$\begin{aligned} r_2(t) &= r_1(t) - c_2(t) \\ r_3(t) &= r_2(t) - c_3(t) \\ &\vdots \\ &\vdots \\ r_n(t) &= r_{n-1}(t) - c_n(t) \end{aligned}$$

$r_n(t)$ 가 더 이상 IMF조건을 만족할 수 없거나, 주파수 성분이 거의 없는 경우 반복 과정을 멈춘다. 식(3-11)과 같이 n 번 시행 후에는 IMF성분들과 나머지의 합으로 나타낼 수 있다.

$$X(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (3-11)$$

위의 IMF를 구하는 순서에 따라 그림 3.6과 같이 실제 심실세동 심전도 신호로부터 식(3-11)과 같이 11개의 IMF들과 1개의 나머지로 분리한 결과를 얻었다. 11개의 IMF들과 1개의 나머지 값을 합하게 되면 원래 데이터로의 복원이 가능하였다.

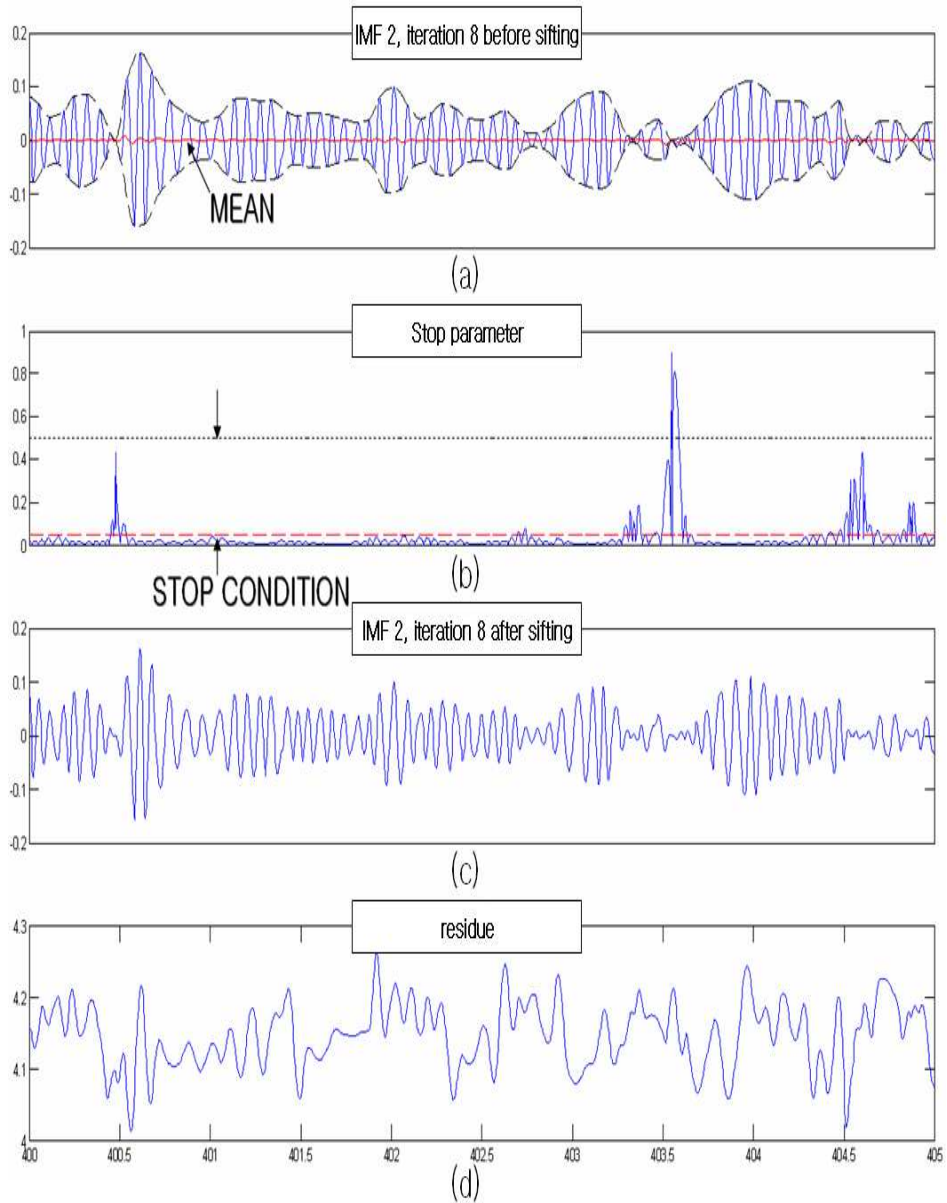


그림 3.5 IMF 2에서의 EMD 과정 (8번째 수행)

- (a) : 극대값과 극소값으로 포락선 구성 및 평균값 계산(m_{28})
- (b) : IMF 만족 조건 (만족할 때까지 반복 수행)
- (c) : 만족 조건 판별 후의 IMF ($h_{28}(t) = h_{27}(t) - m_{28}(t)$)
- (d) : 나머지 ($r_2(t) = X(t) - h_{28}(t)$)

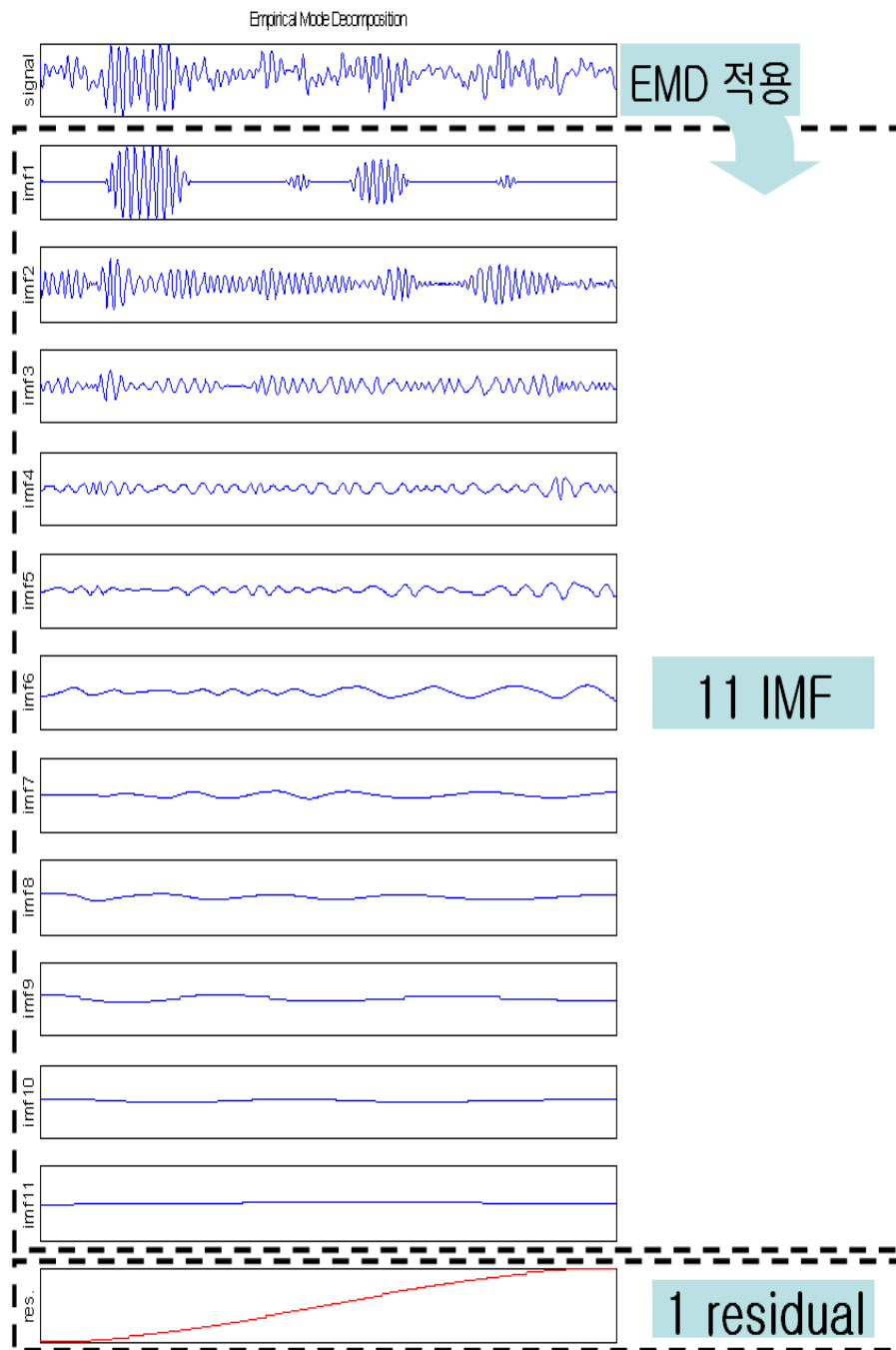


그림 3.6 심실세동 심전도 신호에서 IMF들로 분리된 결과

3.2 Support Vector Machine(SVM)

SVM은 두 개의 범주를 갖는 객체들을 분류하는 방법으로 분류와 회귀 분석에 응용할 수 있는 지도 학습의 한 부분에 속한다. 1979년 Vapnik에 의하여 연구 논문이 발표되었으나 최근에 와서야 인정을 받아 각광을 받게 되었다[30][31].

기본적인 분류를 위한 SVM은 입력 공간에 maximum-margin 하이퍼플레인(hyperplane)을 만든다. 1 또는 -1 값이 주어진 training 샘플이 주어지고, 가장 가까이 있는 example(margin)에서 하이퍼플레인까지의 거리가 최대가 되도록 training 샘플들을 1과 -1로 나누게 된다. maximum-margin 분류기는 잘 조절될 경우 무한차원일지라도 나쁜 결과를 낳지 않는다. example들을 1과 -1로 구분할 수 있는 하이퍼플레인이 존재하지 않을 경우, 가장 가까이 있는 example까지의 거리를 최대로 하면서, example들을 구분해 주는 하이퍼플레인을 선택함으로써 패턴 분류의 최적 분리 경계면을 제공하게 된다.

SVM이 주목 받는 이유는 명백한 이론 근거에 기반하므로 결과 해석이 용이하고 실제 응용에 있어서 인공신경망 수준의 높은 성과를 내고 적은 학습 자료만으로도 신속하게 분별 학습을 수행할 수 있기 때문이다.

3.2.1 선형 SVM-분리 가능 경우

두 개의 범주로 구성된 N개의 객체가 p차원 공간에 위치하는데 하나의 하이퍼플레인으로 구분되는 경우를 고려해보면, 이 경우에는 적절한 하이퍼플레인을 찾으면 오분류를 피할 수 있다. 이 때 두 범주를 구분하는 하이퍼플레인은 그림 3.7에서 알 수 있듯이 무수히 많을 수 있는데 어떤 것이 가장 적절한 것인지를 결정하고자 한다. 이러한 개념은 하나의 하이퍼플레인으로 구분할 수 없는 경우를 다루기 위해서 유용하다.

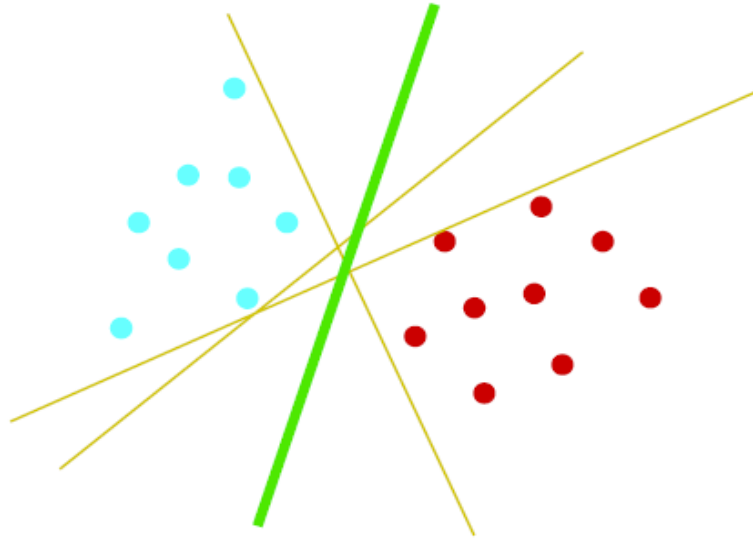


그림 3.7 두 개의 범주를 구분하는 하이퍼플레인

식(3.12)와 같은 하이퍼플레인을 고려하자.

$$H: y = w'x + b = 0 \quad (3.12)$$

여기서 w 는 단위 길이를 갖는 하이퍼플레인과 직교하는 벡터이다. 이 때 원점에서 이 하이퍼플레인과의 수직거리는 $\frac{|b|}{\|w\|}$ 가 된다. 또한 식(3.12)와 평행인 다음의 두 하이퍼플레인을 고려해보자.

$$H_1: y = w'x + b = 1 \quad (3.13a)$$

$$H_2: y = w'x + b = -1 \quad (3.13b)$$

단, H_1 과 H_2 사이에는 객체가 없어야 한다. 이 때 식(3.13a)의 하이퍼플레인은 범주 1의 객체 중 식(3.12)의 분리 하이퍼플레인에서 가장 가까운 객체를 지나며,

식(3.13b)의 하이퍼플레인인 분리 하이퍼플레인에서 범주 -1의 가장 가까운 객체를 지나게 된다. 따라서 H_1 과 H_2 간의 거리는 $\frac{2}{\|w\|}$ 이다. 선형 SVM은 이 거리를 최대로 하는 분리 하이퍼플레인을 찾는 문제로 귀착된다. 즉 다음과 같은 최적화 문제가 된다.

$$Max \frac{2}{w'w} \quad (3.14a)$$

필요조건 :

$$w'x_i + b \geq 1 \quad \text{for } y_i = 1 \quad (3.14b)$$

$$w'x_i + b \leq -1 \quad \text{for } y_i = -1 \quad (3.14c)$$

식(3.14b)와 식(3.14c)는 다음과 같이 된다.

$$y_i(w'x_i + b) \geq 1$$

따라서 위의 최적화 문제는 다음과 같이 표현된다.

$$Min \frac{w'w}{2} \quad (3.15a)$$

필요조건 :

$$y_i(w'x_i + b) \geq 1 \quad (3.15b)$$

비음(non-negativity) 제약 조건 하에 라그랑지 계수를 도입하여 라그랑지 함수를 유도하면 다음과 같은 최적화 문제가 된다.

$$Min L_p = \frac{1}{2}w'w - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i(w'x_i + b) - 1] \quad (3.16)$$

$$a_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N$$

이를 원문제(primal problem)이라 하면 원문제에 Karush-Kuhn-Tucker(KKT) 조건을 적용시키면 다음의 결과를 얻는다.

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (3.17a)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.17b)$$

$$\alpha_i [y_i (w' x_i + b) - 1] = 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.17c)$$

$$y_i (w' x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.17d)$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.17e)$$

식(3.16)에서 보듯이 원문제의 목적함수는 convex이고 제약식 역시 convex이므로 식(3.17)의 KKT조건은 원문제 해에 대한 필요충분조건을 제공한다. 식(3.17a)로부터 다음 관계를 얻는다.

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (3.18)$$

따라서 α_i 가 결정되면 분리 하이퍼플레인의 계수 w 을 산출할 수 있다. 그리고 $\alpha_i \geq 0$ 인 임의의 객체 i 에 식(3.17e)를 적용하면 다음과 같이 b 를 구할 수 있다.

$$b = \frac{1 - y_i w' x_i}{y_i} \quad (3.19)$$

물론 여러 객체에 대하여 식(3.19)에 의하여 산출한 후 평균값을 취하여 최종적으로 b 를 구하는 것이 수치적으로 안전하다. 이와 같은 분리 하이퍼플레인을 도출하는 것을 SVM을 학습시킨다고 한다.

한편 원문제에 대한 Wolfe 쌍대문제(dual problem)는 다음과 같다.

$$Max L_P = \frac{1}{2}w'w - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i(w'x_i + b) - 1] \quad (3.20a)$$

필요조건 :

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (3.20b)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.20c)$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.20d)$$

식(3.20c)와 식(3.20d)를 식(3.20a)의 목적식에 대입하면 위의 쌍대문제는 다음과 같다.

$$Max L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x'_i x_j \quad (3.21a)$$

필요조건 :

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.21b)$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.21c)$$

위의 문제는 이차계획 문제이며 이를 위해 많은 소프트웨어를 사용할 수 있다. 결국 위의 문제로부터 α_i 을 결정한 후 식(3.18)과 식(3.19)로부터 하이퍼플레인의 계수들을 결정할 수 있다.

최적해에서 $\alpha_i \geq 0$ 인 객체를 서포트 벡터라 하는데, 이는 하이퍼플레인 H_1 또는 H_2 상에 놓이게 된다. 그리고 H_1 및 H_2 상에 놓이지 않는 객체에서는 $\alpha_i = 0$ 이 된다. 따라서 서포트 벡터를 찾을 수 있다면 이들만을 대상으로 식(3.21)의 문제를 풀어 분리 하이퍼플레인을 도출할 수 있다.

SVM을 학습시킨 후 새로운 객체 x 에 대한 분류 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y = w'x + b > 0 \text{이면, 범주 } 1 \text{로 분류} \\ y = w'x + b < 0 \text{이면, 범주 } -1 \text{로 분류} \end{aligned} \quad (3.22)$$

3.2.2 선형 SVM-분리 불가능 경우

학습표본이 선형 하이퍼플레인에 의해 두 개의 범주로 분리되지 않은 경우 식 (3.15) 또는 식(3.21)의 이차계획 문제의 가능해가 존재하지 않는다. 이때에는 오분류를 허용하는 것이 불가피하지만 이를 위한 최적화 문제는 식(3.15)에 여유변수가 추가되어 다음과 같다.

$$\text{Min } \frac{w'w}{2} + C \sum_{i=1}^N \zeta_i \quad (3.23a)$$

필요조건 :

$$y_i(w'x_i + b) \geq 1 - \zeta_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.23b)$$

$$\zeta_i \geq 0 \quad \forall i \quad (3.23c)$$

즉, 두 개의 평행한 하이퍼플레인의 margin에 객체가 놓이는 것을 허용하되 이에 대하여 패널티를 주는 것이며 C 값이 패널티 단가에 해당한다. 이 때 Wolfe 쌍대문제는 다음과 같다.

$$\text{Max } L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x'_i x_j \quad (3.24a)$$

필요조건 :

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.24b)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.24c)$$

위의 문제를 식(3.21)의 분리 가능한 경우와 비교할 때 식(3.24b)에서 보듯이 α_i 의 상한값이 C 라는 차이가 있을 뿐이다. 위의 문제에 대한 최적해에서 각 객체는 다음과 같이 위치하게 된다.

$\alpha_i = C$ 일 때, x_i 는 margin에 위치

$0 < \alpha_i < C$ 일 때, x_i 는 H_1 또는 H_2 에 위치

$\alpha_i = 0$ 일 때, x_i 는 그 밖에 위치

하이퍼플레인의 계수 w 는 분리 가능한 경우와 동일하게 식(3.18)에 의하여 구하거나 서포트 벡터만을 고려하여 다음과 같이 산출할 수 있다.

$$w = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i x_i \quad (3.25)$$

여기서 N_s 는 서포트 벡터의 개수를 나타낸다. 한편 상수 b 를 구하기 위해서는 식(3.23)의 원문제에 KKT조건을 적용시킨 제약식의 검토가 필요하다. 이에 따르면 $0 < \alpha_i < C$ 일 때 $\zeta_i = 0$ 이 되므로 이 조건을 만족시키는 임의의 객체에 대하여 b 를 식(3.19)에 의하여 구할 수 있다. 물론 여기서도 계산상의 안정성을 위해 이 조건을 만족시키는 모든 객체에 대하여 b 값을 구한 후 이들의 평균을 사용한다. C 값에 따라 하이퍼플레인이 다르므로 분류 기준 또한 변하기 마련이나 크게 민감하지 않다. 적절한 C 값을 찾기 위해서는 cross-validation을 활용할 수 있다. SVM의 학습 후 새로운 객체에 대한 분류기준은 식(3.22)과 동일하다.

3.2.3 비선형 SVM

식(3.12)를 보다 일반화한 다음과 같은 하이퍼플레인을 고려하자.

$$f(x) = \Phi(x)^T w + b \quad (3.26)$$

여기서, $\Phi(\cdot)$ 는 x 의 기저함수(basic function)로서 p 차원의 x 에서 m 차원에서의 mapping이다. 이 때 식(3.24)는 다음과 같이 변하게 된다.

$$Max L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i)' \Phi(x_j) \quad (3.27a)$$

필요조건 :

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.27b)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.27c)$$

여기서 변환함수 $\Phi(\cdot)$ 는 x 에 대한 새로운 특징을 추출하는 것이라 할 수 있는데, 실제로는 구체적인 형태를 알 필요 없이 다음과 같이 정의하는 커널 함수를 활용한다.

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)' \Phi(x_j) \quad (3.28)$$

위의 커널 함수로 다음과 같은 형태가 널리 사용된다.

Gaussian radial basis function kernel

$$: K(x_i, x_j) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.29)$$

r차 다항 kernel

$$: K(x_i, x_j) = (x_i' x_j + 1)^r \quad (3.30)$$

sigmoidal kernel

$$: K(x_i, x_j) = \tanh(kx_i' x_j - \delta) \quad (3.31)$$

제 4 장 실험 방법

4.1 동물 실험

본 연구에서는 체중 21~30kg 사이의 개를 실험동물로 사용하였다. 케타민(ketamine sulfate)을 근육 주사하여 마취를 유도하였으며, 펜토탈(pentothal sodium)을 정맥 주사하여 마취를 유지하였다. 마취 후 기관 내 삽관을 시행하고, 인공호흡기(Companion 2800 portable ventilator, Puritan-Bennett corporation, USA)를 이용하여 분당 20회의 속도로 인공호흡을 하였으며 양측 경부, 흉곽, 양측 앞발 및 뒷발을 면도한 후 표면 전극을 부착하여 심전도를 측정하였다. 심실세동을 유발하기 위하여 balloon tipped pacing electrode(5Fr, bipolar lead, Arrow international Inc., USA)를 우심실에 삽입하였다. 그림 4.1과 같이 전극 부착 및 도자의 삽입이 완료되면 약 10분간 실험동물을 안정시킨 후에 심실세동을 유발하기 직전의 기준 심전도 데이터를 측정하였다.

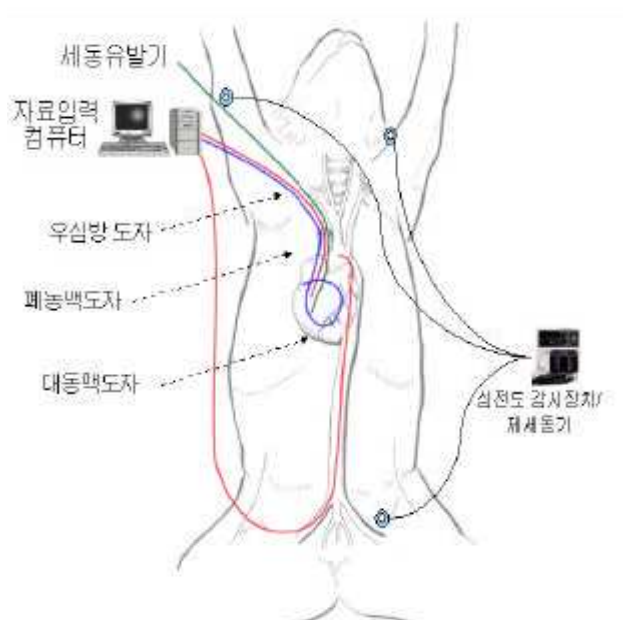


그림 4.1 혈액학적 도자의 삽입

4.2 실험 데이터 취득

본 연구에서의 동물 실험 순서는 그림 4.2와 같이 진행되었다. 심실세동은 연세대학교 원주의과대학 응급의학교실에서 제작한 세동유발 장치를 사용하여 우심실에 삽입되어 있는 심박조율 도자를 이용하여 10~20초간 60Hz의 교류(60V, 30mA)를 인가하여 심실세동을 유발하였으며 심전도에서의 심실세동 파형의 출현과 대동맥압의 파형 소실로 심실세동을 확인하였다. 표준 심폐소생술은 자동심폐소생술기(automatic mechanical resuscitator, Thumper, Michigan Instruments, USA)를 사용하여, 미국심장학회 기준에 따라 시행하였다. 흉부압박의 깊이는 흉곽의 전후 직경이 30% 압박되도록 하였고, 흉부압박과 이완의 비율은 50:50을 유지하였다. 심실세동을 유발한 후 4분 동안은 호흡기의 작동을 중지시키고 아무런 조작을 시행하지 않았다. 심실세동이 유발된 후 4분이 경과하면 1mg의 에피네프린을 우심방으로 주사한 후 심폐소생술을 시작하였다. 표준 심폐소생술을 3분간 시행한 후 1mg의 에피네프린을 우심방으로 한 번 더 주사하고, 다시 3분간 심폐소생술을 시행한 후 제세동을 시행하였다.

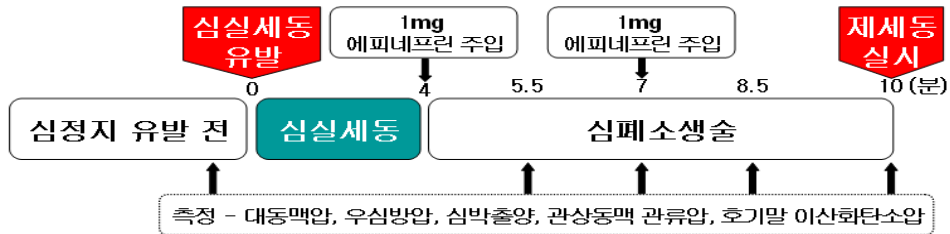


그림 4.2 동물 실험 순서

심전도는 computerized data acquisition system(MacLab / 4S data acquisition system, ADInstruments, USA)으로 기록하였다. 실험은 총 15회를 실시하였으며, 9마리가 소생에 성공하였으며 6마리는 소생에 실패하였다. 샘플링은 400샘플링/초로 하였으며 측정결과는 컴퓨터에 저장하였다. 측정된 심실세동 파형을 분석에 이용할 수 있도록 재수집하였다. 5초부터 시작해서 5초씩 107개 구간(5초~540초)에서 추출하여 2000개의 데이터(400샘플링/초 × 5초)를 분석하였다.

4.3 파라미터 추출

본 연구에서 심실세동 심전도 파형 분석을 위한 파라미터는 그림 4.3과 같이 세 종류를 추출하였다. EMD로 분리한 각 IMF에서의 Hilbert 변환(Hilbert-Huang 변환) 후 순간 주파수를 취득하는 방식으로 2개의 파라미터를 추출하였고, EMD로 분리한 각 IMF에서 FFT를 적용한 후의 주파수를 취득하는 방식으로 1개의 파라미터를 추출하였다.

EMD의 성능을 검증하기 위해 50Hz와 120Hz로 구성되고 랜덤 잡음이 포함된 신호(샘플링:1000Hz)를 사용한 테스트를 실시하였다. 그림 4.4는 원신호에 FFT를 거친 후 스펙트럼 분석으로 주파수 분포를 나타낸 것이며 그림 4.5는 원신호가 EMD로 11개의 IMF와 나머지 신호로 분리되어진 것을 나타내었다. 그림 4.6은 각 IMF에서의 FFT를 거쳐서 주된 하나의 주파수 성분으로만 구성된 상태를 보여주고 있다. 그림 4.6에서 주된 주파수 성분은 119.14Hz와 50.78Hz, 326.17Hz로 원래 신호의 주파수 성분과 유사하게 분석되므로 'EMD는 정상적으로 원신호를 IMF로 분리시키고 각각의 IMF들은 단일 성분의 주파수를 지니고 있다.'라는 사실을 증명해 준다.

Hilbert-Huang 변환의 일부인 EMD를 사용함으로써, 데이터를 주파수 영역으로 변환시켜 대상 주파수를 선정하고 대역 통과 필터를 거쳐 분석하던 기존의 방법과는 달리, 시간의 영역에서의 데이터를 고주파 성분으로부터 차례로 분리해 내어 신호 속에 내재된 성분을 알아낼 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 심실세동 심전도 신호에 복잡한 필터링 과정을 실행하지 않고 EMD를 실시한 후 각 IMF들의 스펙트럼 분석을 실시하여 3~16Hz의 범위에 해당하는 IMF들만 추출하는 것으로 심실세동 심전도 신호의 필터링 단계를 결정하였다. 심실세동 심전도 파형은 대부분의 주파수 성분이 20Hz 이하에서 존재하기 때문에 3~16Hz 사이의 성분들만을 획득하였다[32].

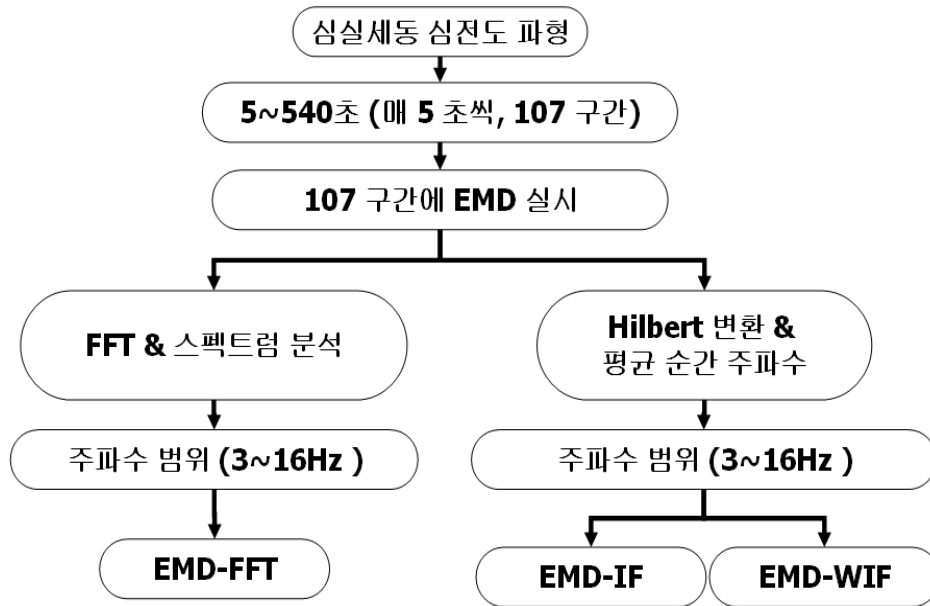


그림 4.3 파라미터 추출 과정

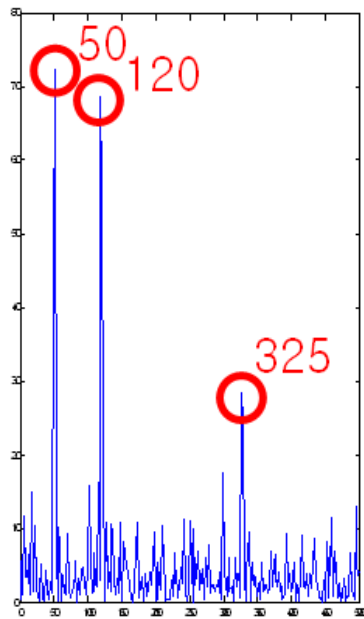


그림 4.4 스펙트럼 분석 결과

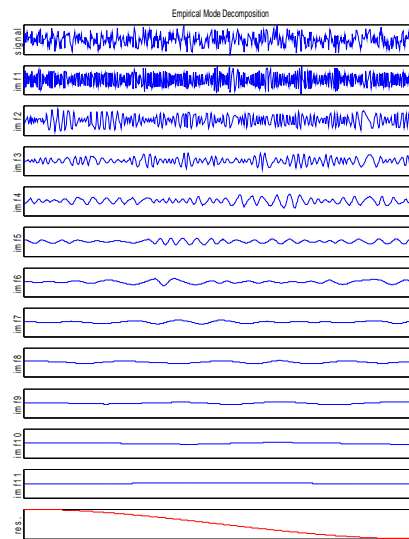


그림 4.5 EMD로 분리된 11개의 IMF들

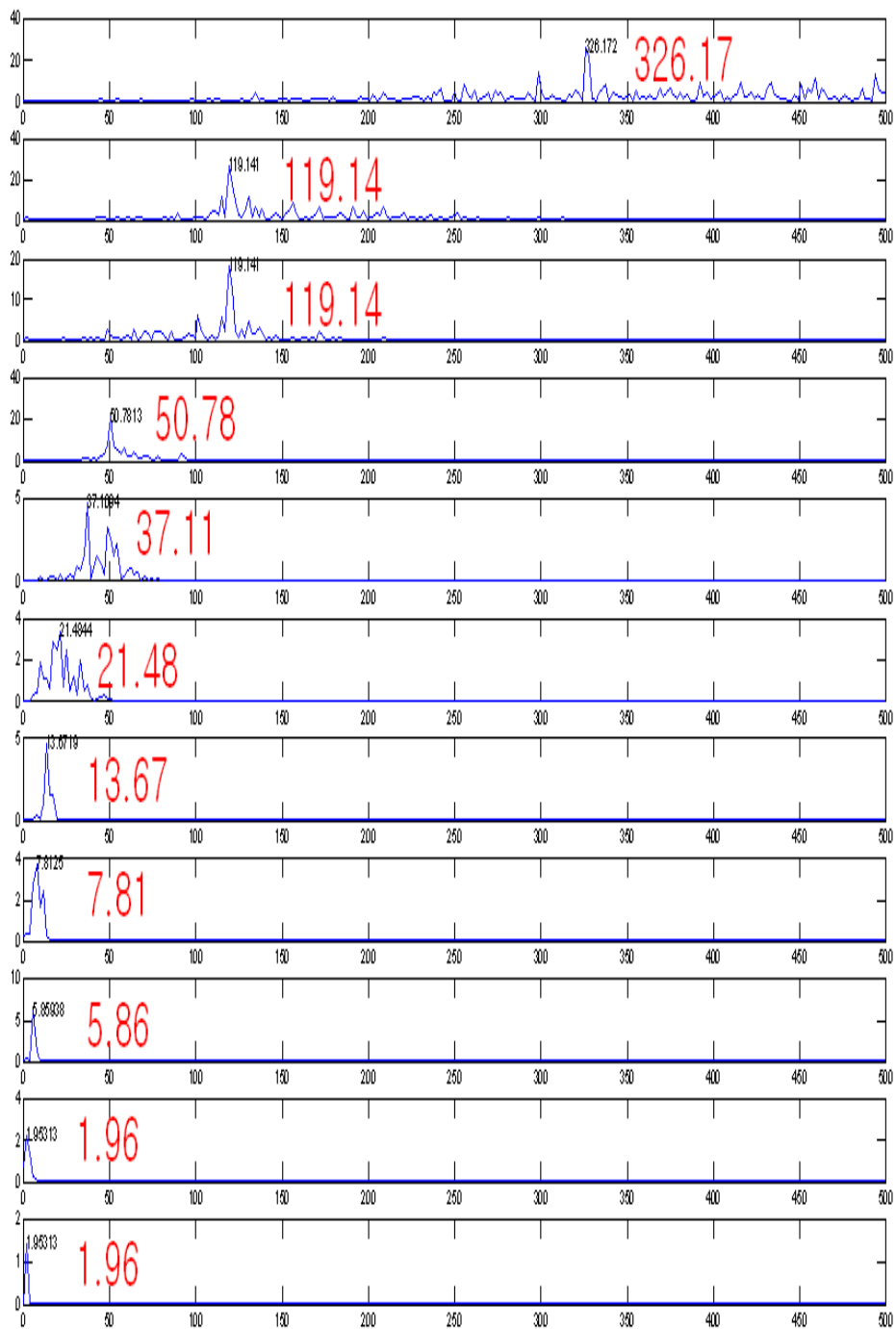


그림 4.6 각 IMF에서의 스펙트럼 분석 결과

4.3.1 EMD-FFT

그림 4.7과 같이 해당 구간에 EMD를 실시하고 생성된 각각의 IMF에서 FFT와 스펙트럼 분석을 통해 얻어진 3~16Hz의 주파수 성분 중에서 가장 큰 값(power)을 가지는 주파수가 해당 구간의 주성분 주파수로 정의하여 EMD-FFT라는 파라미터를 추출하였다. EMD-FFT를 이용한 소생성공 집단과 소생실패 집단의 분포 결과는 그림 4.8, 4.9와 같다.

EMD를 실시하는 과정에서 좁은 주파수 대역을 가지는 각각의 성분으로 분리시키기 때문에 각각의 IMF들은 FFT를 쉽게 적용할 수 있다. 단, 여기에는 IMF 성분들이 혼합 모드를 포함하고 있을 때 주파수의 확인이 불가능해질 수 있기 때문에 IMF 성분들은 혼합 모드가 아닌 단일 모드를 포함하고 있다는 한 가지 제한 사항이 존재해야 한다.

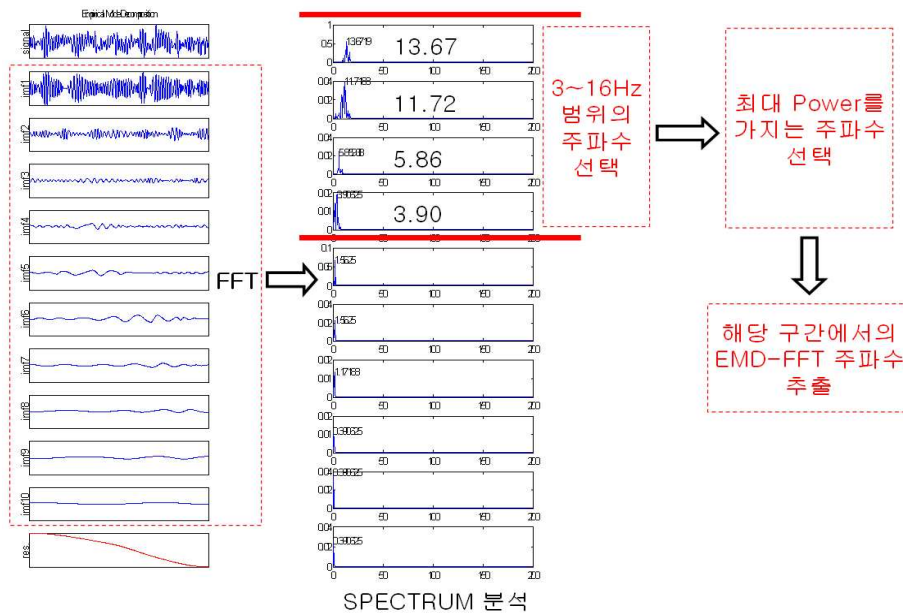
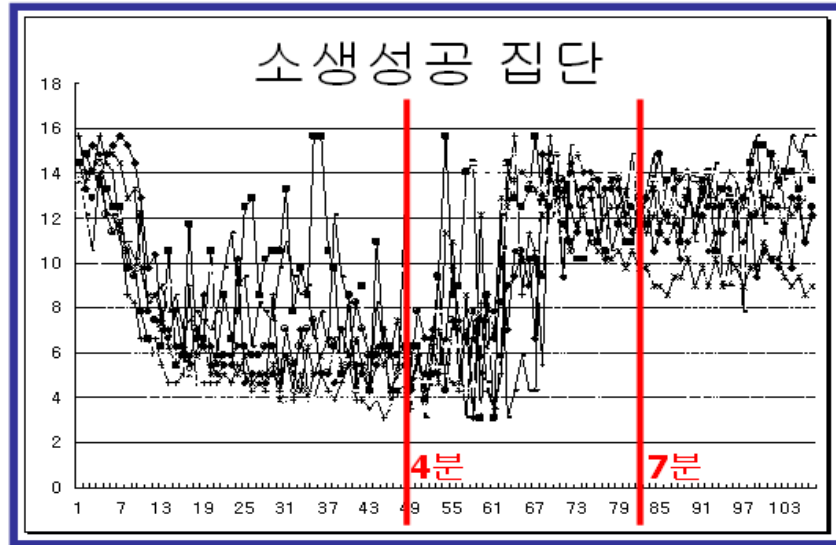


그림 4.7 EMD-FFT 추출 과정

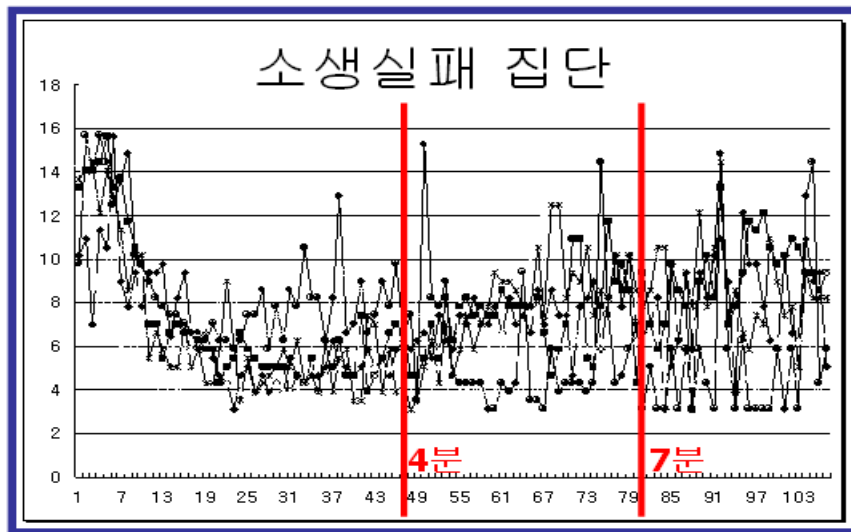
주파수 (Hz)



시간 (5 sec)

그림 4.8 EMD-FFT의 소생성공 집단에 대한 그래프

주파수 (Hz)



시간 (5 sec)

그림 4.9 EMD-FFT의 소생실패 집단에 대한 그래프

4.3.2 EMD-IF

그림 4.10과 같이 각 구간에서 EMD를 취하고 생성된 각각의 IMF에서 Hilbert 변환을 적용하고 난 후 각 IMF에서의 평균 순간 주파수를 구한다. 3~16Hz의 주파수 성분만을 가지는 IMF들을 선택해서 식(3.4)의 $A(t)$ 의 최대값을 가지는 평균 순간 주파수로 정의하여 식(4.1)과 같이 EMD-IF를 추출하였다. 의미상으로 EMD-IF는 Hilbert-Huang 변환에 따른 결과물이라 할 수 있다. EMD-IF를 이용한 소생성공 집단과 소생실패 집단의 분포 결과는 그림 4.11, 4.12와 같다.

$$IF_j(t) = \frac{d\theta_j(t)}{d(t)} \quad (4.1)$$

$$3\text{Hz} < \overline{IF}_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N IF(k) < 16\text{Hz}$$

$$Max (A(t) = \sqrt{X^2(t) + X^2(t)})$$

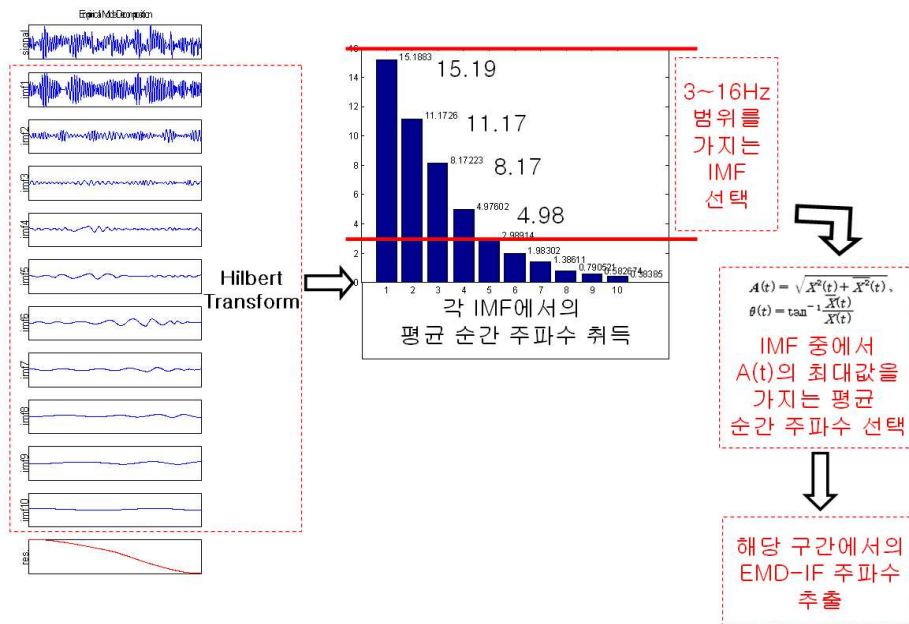
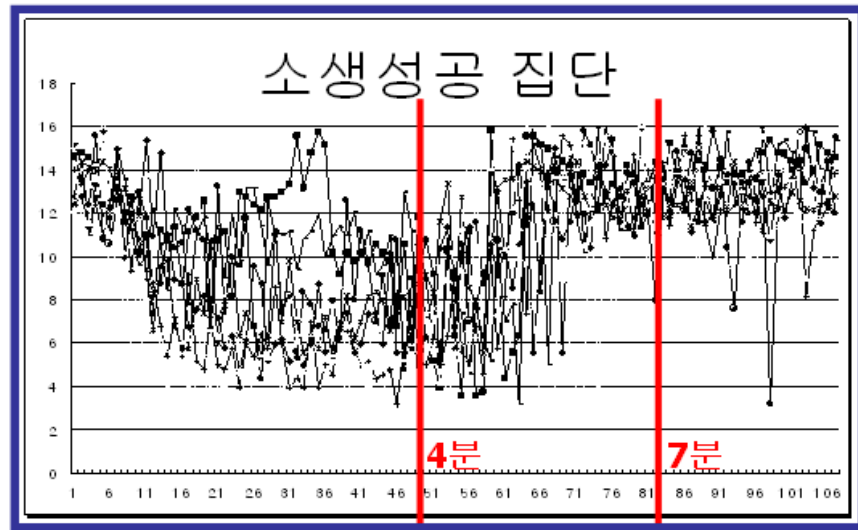


그림 4.10 EMD-IF 추출 과정

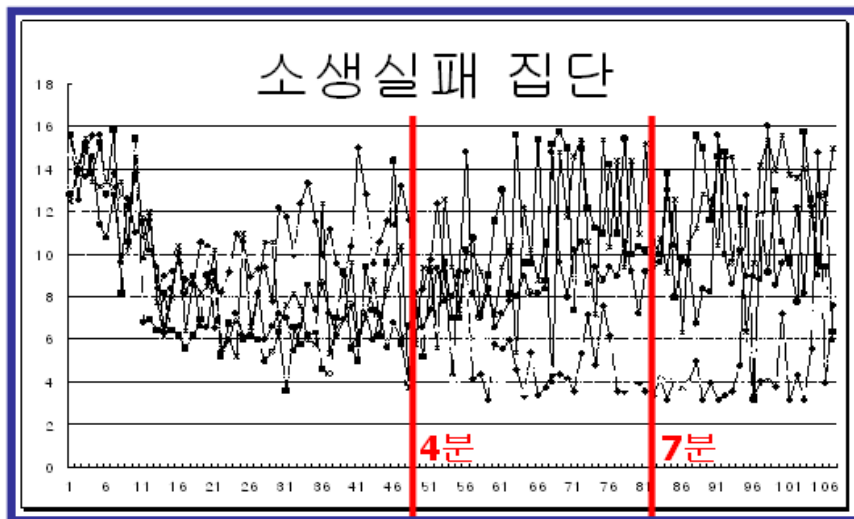
주파수 (Hz)



시간 (5 sec)

그림 4.11 EMD-IF의 소생성공 집단에 대한 그래프

주파수 (Hz)



시간 (5 sec)

그림 4.12 EMD-IF의 소생실패 집단에 대한 그래프

4.3.3 EMD-WIF

그림 4.13과 같이 EMD-IF와 동일하게 평균 순간 주파수를 구하고 난 후 3~16Hz의 주파수 성분을 가지는 모든 IMF에 존재하는 모든 평균 순간 주파수 값과 식(3.4)의 $A(t)$ 값을 식(4.2)에 대입하여 시간에 따른 가중치 주파수를 계산한 후 이것의 평균값으로 정의하여 EMD-WIF라는 파라미터를 추출하였다. EMD-WIF를 이용한 소생성공 집단과 소생실패 집단의 분포 결과는 그림 4.14, 4.15와 같다.

$$IF_j(t) = \frac{d\theta_j(t)}{d(t)} \quad (4.2)$$

$$WIF(t) = \frac{\sum_{j=1}^n A_j(t) IF_j(t)}{\sum_{j=1}^n A_j(t)}$$

$$\overline{WIF} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N WIF(k)$$

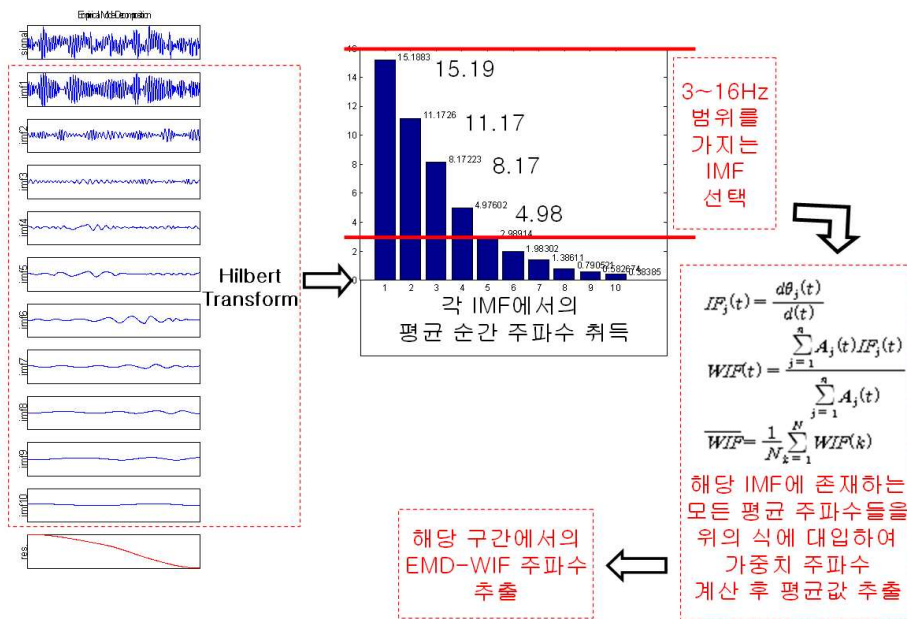


그림 4.13 EMD-WIF 추출 과정

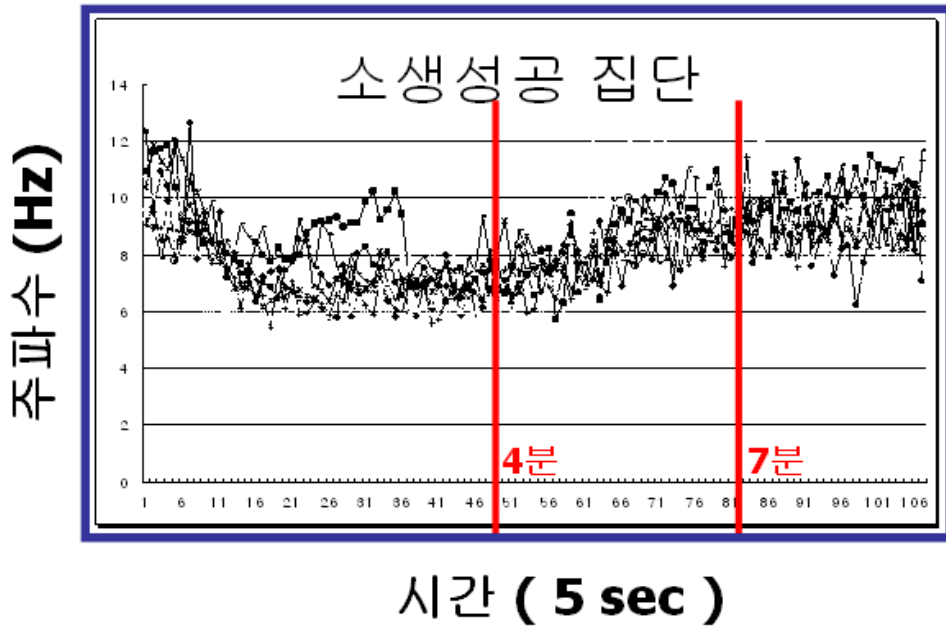


그림 4.14 EMD-WIF의 소생성공 집단에 대한 그래프

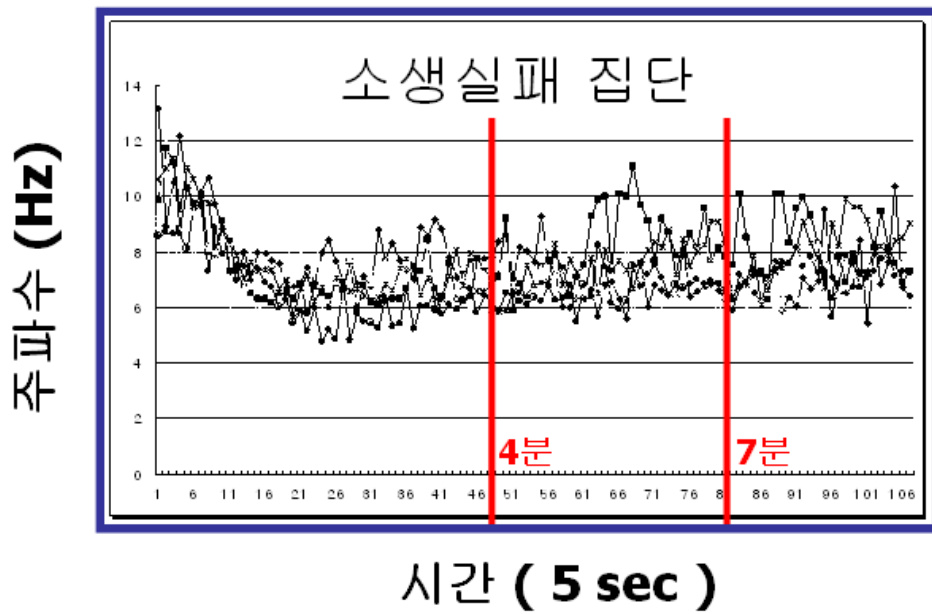


그림 4.15 EMD-WIF의 소생실패 집단에 대한 그래프

제 5 장 실험 결과 및 고찰

심실세동 심전도 파형에 EMD를 실행하여 단일 성분을 가지는 IMF로 분리시킨 후 얻은 세 종류의 추출 파라미터(EMD-FFT, EMD-IF, EMD-WIF)로부터 제세동 성공 요인 역할을 검증하고자 하였다. 각 파라미터별 전체 변화량 그래프인 그림 5.1에서 제세동 전 3분에 제세동이 시행되어야 소생성공이 될 확률이 높기 때문에 제세동 전 3분인 420초를 기준으로 ± 120 초 사이에 추출된 세 종류의 파라미터를 이용하여 소생성공 예측 가능성을 분석하였다[19].

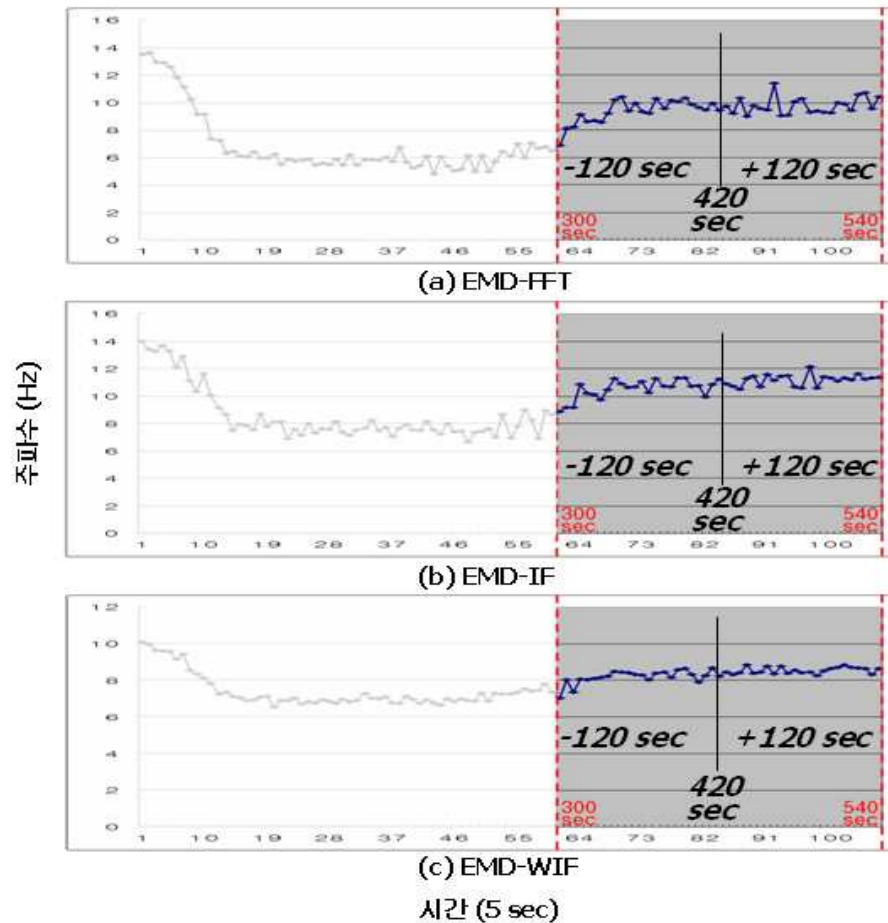


그림 5.1 각 파라미터별 추출된 데이터의 분석 구간

그림 4.8, 4.9, 4.11, 4.12, 4.14, 4.15와 같이 심실세동이 유발된 후 240초 동안에는 모든 파라미터에서의 주파수 변화가 소생성공과 소생실패 집단의 구분 없이 동일한 분포를 보였으나 제세동 전 3분인 420초를 기준으로 소생성공과 소생실패 집단 간의 차이가 발생하였다. 심실세동 심전도 파형의 진행 상태가 420초를 기준으로 다른 양상으로 진행되었기 때문에 420초를 기준으로 어떤 파라미터가 소생성공과 소생실패를 어느 정도 구분하는데 사용되었는지를 통계적 분석으로 파악할 수 있다. 본 연구에서는 두 분포 집단이 서로 구분되는 정도를 판별할 수 있는 t-Test를 사용하여 검증하였다. 따라서 표 5.1과 표 5.2와 같이 추출된 파라미터와 함께 t-Test를 통하여 300~420초 구간과 420~540초 구간에서 어떠한 파라미터의 사용이 소생성공과 소생실패에 대한 판별도가 높은지를 조사하였다.

표 5.1 300~420초 구간에서의 각 파라미터별 소생성공과 소생실패 집단 통계 분석

		평균	표준편차	유의확률	판별 순위
EMD-FFT	소생성공	10.9629	3.3844	0.009	2
	소생실패	6.6379	2.5258		
EMD-IF	소생성공	12.0832	2.9614	0.0001	1
	소생실패	7.8542	3.5989		
EMD-WIF	소생성공	8.7265	1.2575	0.0264	3
	소생실패	7.2932	1.0434		

표 5.2 420~540초 구간에서의 각 파라미터별 소생성공과 소생실패 집단 통계 분석

		평균	표준편차	유의확률	판별순위
EMD-FFT	소생성공	11.6790	2.4501	0.0001	2
	소생실패	6.8604	3.0140		
EMD-IF	소생성공	13.0579	1.8094	6.13e-29	1
	소생실패	8.3361	3.9095		
EMD-WIF	소생성공	9.2827	1.1002	0.077	3
	소생실패	7.4041	1.0395		

모든 파라미터에서 유의확률이 유의 수준인 0.05보다 작기 때문에 파라미터의 의해 두 집단이 서로 나누어져 구분되어 있음을 알 수 있었다. 특히 t-Test의 유의확률이 작은 순서대로 정렬하여 해당 구간에서의 집단 구분 판별도가 높은 두 개의 파라미터를 선택하였다. 300~420초와 420~540초에서 EMD-IF와 EMD-FFT가 집단 구분 판별도가 높은 결과를 나타내었다.

판별도가 높은 순서대로 선택한 두 개의 파라미터들은 SVM의 훈련 및 검증을 위한 변수로 사용하였다. 수집된 15개의 실험 데이터 중에서 300~420초, 420~540초 구간 데이터(각각 360개)와 실험 후 판정된 소생성공과 소생실패 여부 데이터를 사용하였다. SVM의 훈련을 위해 우선적으로 필요한 파라미터인 임계치 C와 RBF 커널 파라미터 값 γ 를 결정해야 하기 때문에 360개의 구간 데이터 중에서 100개의 훈련 데이터를 무작위로 선택해서 훈련을 실시한 후에 훈련에 사용되지 않은 나머지 260개의 테스트 데이터를 사용하여 LIBSVM과 GNUPLLOT으로 표 5.3과 같이 최적의 값을 선택하였다[33].

표 5.3 구간별 임계치 C와 RBF 커널 파라미터 값 γ

구간(sec)	C	γ
300~420	0.5	8.0
420~540	512	2.0

C와 γ 가 결정된 후에 300~420초 구간과 420~540초 구간에서의 SVM 훈련을 위해 선택된 파라미터(EMD-IF, EMD-FFT)를 사용하였으며 훈련 횟수는 1000회로 하였다. 해당 구간의 360개 데이터 중에서 절반을 훈련 데이터에 사용하였으며 훈련 데이터에 사용하지 않은 나머지를 테스트 데이터로 사용하였다. 이러한 과정으로 예측 결과들을 이용하여 300~420초 구간과 420~540초 구간에서의 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity)와 전체 정확도(overall accuracy)를 구하여 예측 정도를 평가하였으며 결과는 표 5.4와 같다.

표 5.4 EMD-FFT와 EMD-IF의 구간별 성능 평가

(훈련 횟수 : 1000회)

구간(sec)	민감도	특이도	전체 정확도
300~420	83.33±3.71 %	83.65±5.31 %	83.39±1.98 %
420~540	91.36±4.39 %	70.10±5.55 %	82.88±2.41 %
평균	87.35±4.05 %	76.88±5.43 %	83.14±2.20 %

예측 성능에 대한 평가로 사용된 민감도와 특이도의 계산 방법은 식(5.1), (5.2)와 같다. 전체 정확도는 민감도와 특이도의 평균값으로 나타내었다.

$$\begin{aligned} \text{민감도}(sensitivity) &= \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% & (5.1) \\ &= \frac{\text{정확히 소생 성공을 예측한 횟수}}{\text{소생 성공을 예측한 총 횟수}} \times 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{특이도}(specificity) &= \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% & (5.2) \\ &= \frac{\text{정확히 소생 실패를 예측한 횟수}}{\text{소생 실패를 예측한 총 횟수}} \times 100\% \end{aligned}$$

민감도의 경우에는 420~540초 구간에서의 검출이 91.36%로 가장 높았고, 특이도의 경우에는 300~420초 구간에서의 검출이 83.65%로 가장 높게 나타났다. 평균적으로 민감도와 특이도가 각각 87.35%와 76.88%로 민감도가 더 높게 나타났다. 이는 소생성공에 대한 예측 성능이 소생실패에 대한 예측 성능보다 높음을 의미한다. 평균적으로 전체 정확도는 83.14%로 나타났으며 1000번 수행에 따른 전체 정확도의 변화 추세는 그림 5.2와 그림 5.3처럼 나타났다. 초기에는 큰 변화가 생기지만 수행 횟수가 많아질수록 변화량이 적어지며 어떤 지점으로 수렴하게 되어 일반화된 성능 평가 결과를 얻을 수 있었다. 본 연구뿐만 아니라 심실세동 파형을 분석하기 위한 여러 가지 시도들이 있었다. 심폐소생술 동안에 첫 번째 전기 충격 전의 심실세동 데이터 분석을 기반으로 한 최대값의 크기로 Callaham et al[34]은

89%의 민감도와 33%의 특이도의 결과를 얻었다. 또한 centroid frequency와 peak power frequency의 조합으로 Eftestøl et al[35]은 92%의 민감도와 42%의 특이도의 결과를 얻었으며, Brown과 Dzwonczyk[36]는 100%의 민감도와 47.1%의 특이도의 결과를 얻었다. 이 결과들을 종합해 보면 표 5.5와 같다. 민감도에서는 기존의 연구 결과들보다 낮은 결과를 나타내었지만 특이도에서는 비교적 높은 결과를 나타내어 전체적으로는 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 한 분석 방법이 기존의 주파수 변환을 이용한 연구 결과들보다 우수한 성능을 보였다.

표 5.5 EMD-IF & EMD-FFT와 기존 연구 결과들과의 sensitivity와 specificity 비교

	Sensitivity	Specificity
Callaham(1993)[34]	89 %	33 %
Eftestøl(2000)[35]	92 %	42 %
Brown & Dzwonczyk(1996)[36]	100 %	47.1 %
EMD-IF & EMD-FFT	87.35 %	76.88 %

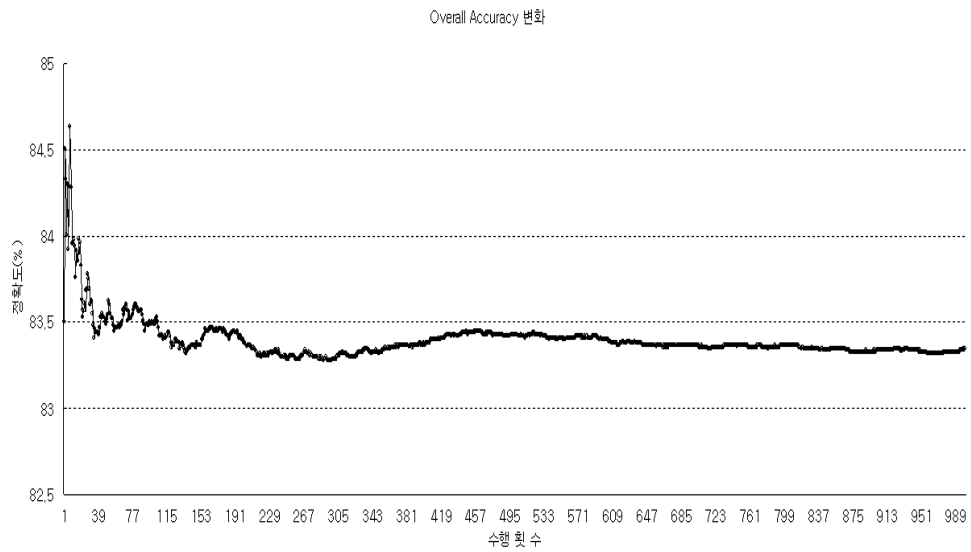


그림 5.2 300~420초 구간에서의 전체 정확도 변화, 1000번 수행

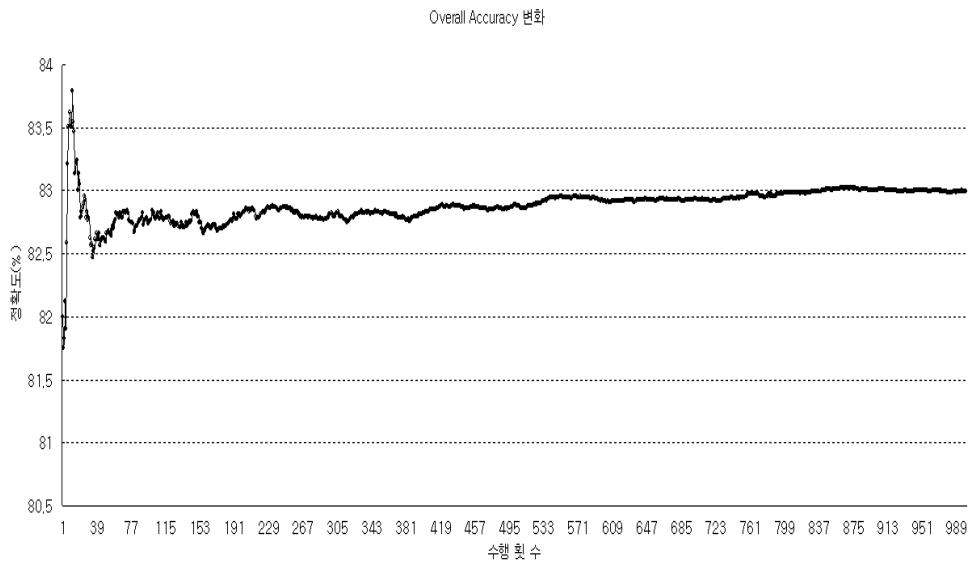


그림 5.3 420~540초 구간에서의 전체 정확도 변화, 1000번 수행

제 6 장 결론

본 연구에서는 21~30kg인 개에게 심실세동을 유발시키는 실험으로부터 얻은 15개의 데이터를 사용하여 비선형적이고 비정상적인 데이터인 심실세동 심전도 파형의 분석을 위한 방법으로 Hilbert-Huang 변환을 적용하여 파라미터를 추출하고 SVM을 이용하여 소생성공과 소생실패를 예측하고 평가하였다.

Hilbert-Huang 변환을 적용한 후 순간 주파수를 이용하여 EMD-IF와 EMD-WIF를 취득하였고, EMD로 분리한 각각의 IMF에서 FFT를 적용한 후의 주파수를 이용하여 EMD-FFT를 취득하였다. 이런 방식으로 추출된 세 종류의 파라미터들을 t-Test를 통하여 300~420초 구간과 420~540초 구간에서의 소생성공과 소생실패 집단의 판별도가 높은 파라미터를 선택하였다. t-Test를 통하여 모든 구간(300~420초 구간과 420~540초 구간)에서의 판별 순위를 다음과 같이 얻었다.

$$\text{EMD-IF} > \text{EMD-FFT} > \text{EMD-WIF}$$

이와 같은 결과로 순위가 높은 파라미터 두 개(EMD-IF, EMD-FFT)를 선택하여 SVM의 훈련 및 검증을 위한 변수로 사용하였다.

300~420초 구간에서의 소생 예측 성능은 민감도와 특이도가 각각 83.33%와 83.65%로 420~540초 구간에서의 소생 예측 성능보다 높게 나타났다. 민감도의 경우에는 420~540초 구간에서의 검출이 91.36%로 가장 높았고, 특이도의 경우에는 300~420초 구간에서의 검출이 83.65%로 가장 높게 나타났다. 평균적으로 민감도와 특이도는 각각 87.35%와 76.88%로 민감도가 더 높았다. 이 결과로 소생성공에 대한 예측 성능이 소생실패에 대한 예측 성능보다 높음을 알 수 있었다.

본 연구에서 병원이 아닌 일상생활에서 쉽게 취득할 수 있는 심실세동 심전도 파형을 분석하는데 있어 중요한 영향 요소인 관상동맥 관류압을 표준 지표로 사용하지 않고 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 추출된 파라미터들을 사용하여 소생

성공과 소생실패를 예측함으로써 실제 임상에 적용 가능성을 높일 수 있을 것이며, 동물 실험을 통해 수집된 심실세동 데이터는 인위적으로 심실세동을 유발한 것이므로 임상에 적용하기 위해서는 많은 수의 실제 임상 데이터를 적용할 필요가 있을 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] G. K. Moe, J. A. Abildskov, and J. Han, "Factors responsible for the initiation and maintenance of ventricular fibrillation in Sudden Cardiac Death", B. S. Surawicz and E. D. Pellegrino, Eds. New York: Grune & Stratton, p.56, 1964
- [2] B. Surawicz, H. Uhley, R. Borun, M. Laks, L. Crevasse, K. Rosen, W. Nelson, W. Mandel, P. Lawrence, L. Jackson, N. Flowers, J. Clifton, J. Greenfield, Jr., and E. O. De Medina, "The quest for optimal electrocardiography, Task Force 1: Standardization of terminology and interpretation", Amer. J. Cardiol., Vol. 41, pp.130-145, 1978
- [3] Larsen MP, Eisenberg MS, Cummins RO and Hallstrom AP., "Predicting survival from out-of-hospital cardiac arrest: a graphic model", Ann Emerg Med., Vol. 22, pp.1652-1658, 1993
- [4] Strohmeier H. U. and Volker W., "Electrocardiographic prediction of cardiopulmonary resuscitation success", Current Opinion in Critical Care, Vol. 6, No. 3, pp.192-195, 2000
- [5] Amann A., Rheinberger K. and Achleitner U., "Algorithms to analyze ventricular fibrillation signals", Curr Opin Crit Care, Jun, Vol. 7, No. 3, pp.152-156, 2001
- [6] Clifton W. Callaway and James J. Menegazzi, "Waveform analysis of ventricular fibrillation to predict defibrillation", Curr Opin Crit Care. Jun, Vol. 11, No. 3, pp.192-199, 2005
- [7] W. D. Weaver, L. A. Cobb, D. Dennis, R. Roberta, H. P. Alfred, and C. K. Copass, "Amplitude of ventricular fibrillation waveform and outcome after cardiac arrest", Ann. Intern. Med., Vol. 102, pp.53-55, 1985
- [8] L. Morkrid, O. J. Ohm, and H. Engedal, "Time domain and spectral

analysis of electrograms in man during ventricular activity and ventricular activation”, IEEE Trans. Biomed. Eng. Vol. BME-31, pp.350-355, 1984

[9] J. N. Herbschleb, I. van derTweel, and F. L. Meijler, “The apparent repetition frequency of ventricular fibrillation”, Proc. IEEE Comput. Cardiol., pp.249-252, 1982

[10] E. J. F. Carlisle, J. D. Allen, A. Bailey, W. G. Kernohan, J. Anderson, and A. A. J. Adgey, “Fourier analysis of ventricular fibrillation and synchronization of DC countershocks in defibrillation”, J. Electrocardiol., Vol. 21, pp.337-343, 1988

[11] G. Martin, J. Cosin, M. Such, A. Hernandez, and P. Llamas, “Relation between power spectrum time course during ventricular fibrillation and electromechanical dissociation, effects of coronary perfusion and nifedipine”, European Heart J., Vol. 7, pp.560-569, 1986

[12] R. Dzwonczyk, C. G. Brown, and H. A. Werma, “The median frequency of the ECG during ventricular fibrillation: Its use in an algorithm for estimating the duration of cardiac arrest”, IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 37, pp.640-645, 1990

[13] Farge, M., “Wavelet transform and their applications to turbulence”, Annu. Rev. Fluid Mech. Vol. 24, pp.395-457, 1992

[14] N. E. Huang et al, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non stationary time series analysis”, Proc. Royal Soc. London A, Vol. 454, pp.903-995, 1998

[15] Wiggner CJ, “The mechanism and nature of ventricular fibrillation”, Am Heart J, Vol. 20, pp.399-412, 1984

[16] Yakaitis RW, Ewy GA, Otto CW, Taren DL and Moom TE. “Influence of time and therapy on ventricular defibrillation in dogs”, Crit Care Med, Vol. 8, No. 3, pp.157-163, 1980

[17] America Heart Association in Collaboration with the International

Liaison Committee on Resuscitation, "Guidelines 2000 for cardiopulmonary resuscitation and emergency cardiovascular care: an international consensus on science", *Circulation*, Vol. 102, No. 8, pp.I-136-157, 2000

[18] Cobb LA, Fahrenbruch C, Walsh T, Copass M, Olsufka M, Breskin M and Hallstrom A, "Influence of cardiopulmonary resuscitation prior to defibrillation in patients with out-of-hospital ventricular fibrillation", *JAMA*, Vol. 281, No. 13, pp.1181-1188, 1999

[19] Wik L, Hansen TB, Fylling F, Steen T, Vaagnes P, Auested BH and Steen PA, "Delaying defibrillation to give basic cardiopulmonary resuscitation to patients with out-of-hospital ventricular fibrillation", *JAMA*, Vol. 289, No. 11, pp.1389-1395, 2003

[20] Menagazzi, J. J., Davis, E. A. and Yealy, D. M., "An Experimental Algorithm versus Standard Advanced Cardiac Life Support in a Swine Model of Out-of-Hospital Cardiac Arrest", *Annals of Emergency Medicine*, Vol. 22, pp.235-239, 1993

[21] Berg, R. A., Hilwig, R. W., Kern, K. B. and Ewy, G. A., "Pre-countershock cardiopulmonary resuscitation improves ventricular fibrillation median frequency and myocardial readiness for successful defibrillation from prolonged ventricular fibrillation: a randomized, controlled swine study", *Annals of Emergency Medicine*, Vol. 40, No. 6, pp.563-571, 2002

[22] Huang N. E. Z. Shen and S. R. Long, "A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum", *Annual Review of Fluid Mechanics*, Vol. 31, pp.417-457, 1999

[23] Per Gloersen, "Comparison of inter-annual intrinsic mode in Hemispheric sea ice covers and other geophysical parameters", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No. 5, pp.1032-1074, 2003

[24] Wei Huang, Z. Shen, N. E. Huang and Cheng Fung., "Engineering

analysis of biological variables: an example of blood pressure over 1 day”, Proceeding of the National Academy of Science of the United States of America, Vol. 95, No. 9, pp.4816-4821, 1998

[25] Computer Implemented Empirical Mode Decomposition Method, Apparatus, and Article of Manufacture, NASA Inventions and Contributions Board: Space Act Award Case Reevaluation Form. NASA Case Number: GSC-13817, January 7, 2002, <<http://icb.nasa.gov/IOY2001/gsc13817-1329.doc>>

[26] Jaideva C. Goswami and Albert E. Hoefel, “Algorithm for estimating instantaneous frequency”, Elsevier Signal Processing, Vol. 84, pp.1423-1427, 2004

[27] Cohen, L., “Time-frequency analysis”, Prentice Hall Signal Processing Series, Alan V. Oppenheim, series editor, p.299, 1995

[28] Jann N. Yang, “System identification of linear structures based on Hilbert-huang spectral Analysis. Part 1: Normal Modes”, Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Vol. 32, pp.1443-1467, 2003

[29] Jann N. Yang, “System identification of linear structures based on Hilbert-huang spectral analysis. Part 2: complex Modes”, Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Vol. 32, pp.1533-1554, 2003

[30] Burges, C. J. C., “A tutorial on support vector machine for pattern recognition”, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, pp.121-167, 1998

[31] Vapnik, V., “The nature of statistical learning theory”, Springer-Verlag, New York, 1995

[32] Cevenini G., Massai M. R., Barbini P., “A stepwise regression approach applied to evaluation of nonlinear patterns in breathing mechanics”, Engineering in Medicine and Biology Society, Bridging Disciplines for Biomedicine., 18th Annual International Conference of the IEEE, Vol. 5, pp.2314-2315, 1997

[33] Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin, “LIBSVM : a library for support vector machines”, Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>,

2001

[34] Callaham M, Braun O, Valentine W, et al, "Prehospital cardiac arrest treated by urban first-responders: profile of patient response and prediction of outcome by ventricular fibrillation waveform", *Ann Emerg Med*, Vol. 22, pp.1664-1677, 1993

[35] Eftestøl T, Sunde K, Aase SO, et al, "Predicting outcome of defibrillation by spectral characterization and nonparametric classification of ventricular fibrillation in patients with out-of-hospital cardiac arrest", *Circulation*, Vol. 102, pp.1523 - 1529, 2000

[36] Brown CG, Dzwonczyk R, "Signal analysis of the human electrocardiogram during ventricular fibrillation: frequency and amplitude parameters as predictors of successful countershock", *Ann Emerg Med*, Vol. 27, pp.184-188, 1996

ABSTRACT

Prediction the defibrillation success based on Hilbert-Huang transform of ventricular fibrillation waveform

Jang, Yong Goo

Dept. of Biomedical Engineering

The Graduate School

Yonsei University

This paper studied for Return Of Spontaneous Circulation(ROSC) and non-ROSC prediction performance by Support Vector Machine and three parameters extracted from ventricular fibrillation ECG waveform using Hilbert-Huang transform instead of existing Fourier transform in study of frequency analysis method.

The electrical defibrillation is a sole ventricular fibrillation therapy. But, analyzing ECG and executing countershocks for defibrillation have to stop Cardiopulmonary Resuscitation(CPR) for long hours. The interruption in CPR could be suddenly decreased the survival rate for ventricular fibrillation patient. If ventricular fibrillation ECG waveform-based analysis could predict the likelihood of defibrillation success, it could reduce unnecessary interruption in CPR and the delivery of failed rescue shocks. The existing study of ventricular fibrillation waveform signal generally analyzed characteristics of frequency components variation using Fourier transform method.

A problem of this approach is an assumption that signal to use for

frequency analysis is stable. This frequency analysis could not know all characteristics, because the biosignal is time-variable and unstable. Therefore, this paper used Hilbert-Huang transform for nonlinear and non-stationary data analysis.

In this paper, 15 data sets from animal experiment were tested. Two parameters(EMD-IF, EMD-WIF) were extracted using Hilbert-Huang transform and Instantaneous Frequency. After decomposed data into each Intrinsic Mode Functions(IMFs) by Empirical Mode Decomposition method, one parameter(EMD-FFT) is extracted using fast Fourier transform from each IMFs. Using t-Test method, it was selected two parameters among three extracted parameters that possess high performance of discriminating ROSC and non-ROSC in 300~420 s and 420~540 s. The ROSC and non-ROSC prediction performance was evaluated by Support Vector Machine method and selected high performance parameters(EMD-IF, EMD-FFT). On the average results of sensitivity and specificity were 87.35% and 76.88% respectively.

As a result of this study, the discrimination of ROSC and non-ROSC using extracted parameters from ventricular fibrillation ECG waveform based Hilbert-Huang transform can be useful in developing strategies for the treatment of ventricular fibrillation.

Key words : Hilbert-Huang Transform, Empirical Mode Decomposition(EMD),
Intrinsic Mode Function(IMF), Support Vector Machine(SVM),
Ventricular Fibrillation, Defibrillation Prediction