

논문 2007-44SC-5-6

## Hilbert-Huang 변환을 이용한 제세동 성공 예측

( Prediction of the Successful Defibrillation using Hilbert-Huang Transform )

장 용 구\*, 장 승 진\*, 황 성 오\*\*, 윤 영 로\*\*\*

( Yong Gu Jang, Seung Jin Jang, Sung Oh Hwang, and Young Ro Yoon )

### 요 약

시/주파수 분석은 생체 신호 처리에서 널리 사용되어왔다. 전기 생리학적 신호로부터 중요한 특징들을 추출함으로써 이 방법들은 특정 질병의 임상 병리학적 기전 해석이 가능하다. 하지만 이 방법은 신호가 안정하다는 가정 아래 적용되었으며 불안정한 시스템에서의 적용은 제한이 되어 있다. 본 연구에서는 비선형적이고 비정상적인 심실세동 심전도 과정의 분석을 위해 Hilbert-Huang 변환을 사용한 새로운 신호처리 방법을 제안하였다. Hilbert-Huang 변환은 경험모드분리법(EMD)과 힐버트 변환으로 크게 두 가지로 구성된다. Hilbert-Huang 변환은 EMD를 사용하여 각각의 특성을 지니고 있는 독립적인 내부모드함수들로 나누어지며, 힐버트 변환에 의해 순간 주파수와 크기를 구할 수 있게 된다. 이런 특성으로 신호의 국부적인 작용에 대하여 정확하게 설명할 수 있게 된다. 본 연구에서는 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 심실세동 심전도 과정으로부터 두 종류의 파라미터(EMD-IF, EMD-FFT)를 추출하고 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)을 이용하여 소생성공 및 실패 여부 예측에 관하여 연구하였다. 평균적으로 민감도와 특이도는 각각 87.57%와 76.92%로 나타났다. Hilbert-Huang 변환은 더욱 정확하게 심실세동에서의 소생성공 예측을 가능하게 하였다.

### Abstract

Time/frequency analysis has been extensively used in biomedical signal processing. By extracting some essential features from the electro-physiological signals, these methods are able to determine the clinical pathology mechanisms of some diseases. However, this method assumes that the signal should be stationary, which limits its application in non-stationary system. In this paper, we develop a new signal processing method using Hilbert-Huang Transform to perform analysis of the nonlinear and non-stationary ventricular fibrillation(VF). Hilbert-Huang Transform combines two major analytical theories: Empirical Mode Decomposition (EMD) and the Hilbert Transform. Hilbert-Huang Transform can be used to decompose natural data into independent Intrinsic Mode Functions using the theories of EMD. Furthermore, Hilbert-Huang Transform employs Hilbert Transform to determine instantaneous frequency and amplitude, and therefore can be used to accurately describe the local behavior of signals. This paper studied for Return Of Spontaneous Circulation(ROSC) and non-ROSC prediction performance by Support Vector Machine and three parameters(EMD-IF, EMD-FFT) extracted from ventricular fibrillation ECG waveform using Hilbert-Huang transform. On the average results of sensitivity and specificity were 87.35% and 76.88% respectively. Hilbert-Huang Transform shows that it enables us to predict the ROSC of VF more precisely.

**Keywords :** Hilbert-Huang 변환, Empirical Mode Decomposition(EMD), Intrinsic Mode Function(IMF),  
Support Vector Machine(SVM), 심실세동

### I. 서 론

\* 학생회원, \*\* 평생회원, 연세대학교 의공학과  
(Department of Biomedical Engineering, Yonsei University)

\*\* 정회원, 연세대학교 원주의과대학 응급의학교실  
(Department of Emergency Medicine, Wonju College of Medicine, Yonsei University)

※ 본 연구는 보건복지부 의료기기기술개발사업(02-PJ3-PG6-EV01-001)의 지원에 의하여 이루어진 것임.

접수일자: 2007년 3월 1일, 수정완료일: 2007년 9월 3일

심실세동은 “심실의 무질서하고 비동기적인 활동<sup>[1]</sup>” 이거나 “불규칙하고 전체적으로 조화되지 않은 심장의 전기적 활동<sup>[2]</sup>”으로 정의된다. 심실세동의 유일한 치료 방법은 전기적 제세동이며, 제세동까지 소요 시간이 1분씩 지연될수록 제세동 성공률이 7~10%씩 감소하며 10분 이내에 제세동되지 않으면 생존 가능성성이 매우 낮

아지게 된다<sup>[3]</sup>.

제세동 성공을 가장 정확하게 예측할 수 있는 지표로 심폐소생술 시행 중에 측정되는 관상동맥 관류압 (Coronary Perfusion Pressure)이 알려져 있다<sup>[4]</sup>. 그러나 관상동맥 관류압을 측정하려면 체내에 도자를 삽입 해야 하므로 의료 장비와 전문가가 완비되지 않은 병원 밖의 응급 상황에서는 측정이 어렵다. 심정지 상태에서 비침습적이고 연속적으로 심장을 관찰할 수 있는 방법 중에 표면전극을 이용하여 심전도를 측정, 분석하여 심실세동 상태를 예측하는 방법이 있다<sup>[5]</sup>. 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 소생 확률이 떨어지는 전기충격을 피할 수 있을 것이다.

데이터에 대한 주파수 분석 방법으로 기존에는 주로 푸리에 변환(Fourier Transform)이 이루어졌다. 그러나 푸리에 변환은 불안정한 특성을 가진 신호에 적용할 경우 제대로 결과를 도출할 수 없기 때문에 비선형적이거나 비정상적인 특성을 가지는 심실세동 심전도 파형의 시/주파수 분석을 위한 방법으로 본 연구에서는 비정상적인 처리 과정에서 자연적으로 발생하는 신호들로부터 비선형적으로 왜곡된 파형을 표현할 수 있는 Hilbert-Huang 변환을 적용하여 관상동맥 관류압을 표준 지표로 사용하지 않고 심실세동 심전도 파형 분석만으로 제세동 성공 여부를 예측하고자 한다.

제세동 성공 예측을 위한 첫 번째 단계로 심실세동 심전도 파형으로부터 Hilbert-Huang 변환을 적용한 순간 주파수(Instantaneous Frequency)를 이용하여 한 가지 파라미터(Empirical Mode Decomposition - Instantaneous Frequency; EMD-IF)를 추출하였고, 심실세동 심전도 파형을 EMD(Empirical Mode Decomposition; 경험 모드 분리법)로 분리한 후 각각의 IMF(Intrinsic Mode Function; 내부 모드 함수)에 FFT(Fast Fourier Transform)를 적용한 주파수를 이용하여 하나의 파라미터(Empirical Mode Decomposition - Fast Fourier Transform; EMD-FFT)를 추출하였다.

제세동 성공 여부 예측을 위한 두 번째 단계로 제세동을 가하기 전 3분의 데이터를 사용하여 제세동 성공 예측 확률이 높았다는 논문 [18]을 바탕으로 제세동 전 3분인 420초를 기준으로 300~540초 구간에서의 데이터를 취득하였다.

본 연구에서는 추출한 파라미터들의 성능을 검증하기

위해서 기존의 연구들에서 사용되던 파라미터와 비교 분석하였다. Callaham et al<sup>[21]</sup>이 사용한 파라미터인 max amplitude와 Eftestøl et al<sup>[22]</sup>, Brown과 Dzwonczyk<sup>[23]</sup>이 사용한 파라미터인 centroid frequency 와 peak power frequency를 추출한 후, 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM)<sup>[24]</sup>의 훈련 및 검증을 위한 변수로 적용하여 소생성공과 소생실패를 예측하고 본 논문에서 제시한 파라미터와 비교하여 파라미터의 성능을 평가하였다.

## II. 본 론

### 1. 기존 연구 방법

심실세동 심전도 파형의 측정 분석에는 일반적으로 파형의 크기 또는 주파수 변환을 이용한 방법이나 통계를 이용한 비선형적 측정방법으로 나누어진다<sup>[6]</sup>. 심실세동 구간에서 시간이 흐를수록 심전도의 크기는 감소한다<sup>[7]</sup>. 심실세동을 추정하기 위해 이 특징을 사용한 많은 시도들이 있었지만 파형 크기 분석은 일상 환경에서 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 방법을 이용하여 심실세동 신호에서의 주파수 성분 변화의 특성을 분석하였다<sup>[8~12]</sup>. 그러나 푸리에 변환은 신호를 가중 sine 함수의 합으로 분해하여 신호의 주파수 성분을 나타내는 특성 때문에 짧은 시간에 발생하는 급격한 변화를 감지할 수 없다는 단점이 존재한다.

### 2. Hilbert-Huang 변환

Hilbert-Huang 변환은 Huang et al에 의해 발표된 것으로 Hilbert 변환과 EMD로 구성된다<sup>[13]</sup>. ‘신호는 서로 다른 내부 주파수들로 구성된 데이터’라는 간단한 가정으로 출발하였으며<sup>[13~14]</sup>, 생물학적인 분야에서는 혈압의 변화 분석<sup>[15]</sup>에 적용되었다.

### 가. Hilbert 변환

Hilbert 변환은 대상 신호를 푸리에 변환을 한 뒤 실수와 허수 부분, 또는 진폭과 위상 관계를 연결시켜주는 관계식으로 실수 신호  $X(t)$ 의 Hilbert 변환 쌍  $\bar{X}(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

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

$X(t)$ 와  $\bar{X}(t)$ 에 의해 구성된 복소함수는 다음과 같은 해석 신호  $Z(t)$ 가 된다.

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

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

$$A(t) = \sqrt{X^2(t) + \bar{X}^2(t)}, \quad (4)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1} \frac{\bar{X}(t)}{X(t)}$$

$\theta(t)$ 는 해석 신호의 실수부  $X(t)$ 와 허수부  $\bar{X}(t)$ 가 이루는 위상을 의미한다.

### 나. 순간주파수 (Instantaneous Frequency)

순간 주파수는,  $f(t)$ , 신호의 매 순간에서의 주된 주파수 성분을 나타낸다. 시간에 따라 변하는 신호의 주파수 해석에 유용하게 사용되며, Hilbert 변환이나 Haar wavelet, generalized pencil of function(GPOF)으로 순간 주파수 추정이 가능하다<sup>[16]</sup>. 본 연구에서는 Hilbert 변환을 적용하여 해석 신호의 순간 위상을 시간에 대한 미분으로 수식 (5)와 같은 순간 주파수를 구하였다.

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

위 식으로 국부적인 주파수의 자세한 변화(내부 주파수 변화)를 파악할 수 있다. 순간 주파수  $f(t)$ 는 물리적으로 의미가 없는 음의 값을 가지게 되는 경우가 발생한다. 이러한 음의 주파수 발생을 해결할 수 있는 방법으로 IMF가 되기 위한 두 가지 조건이 항상 양의 주파수를 만들어 주기 때문에 Hilbert-Huang 변환 방법이 사용된다.

### 다. EMD (Empirical Mode Decomposition)

순간 주파수를 정의하기 위한 정규 함수  $X(t)$ 의 제한을 극복하고자 Huang et al에 의해 고안된 EMD는

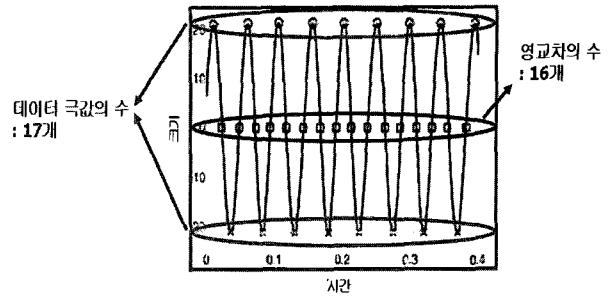


그림 1. IMF가 되기 위한 조건

Fig. 1. Condition to make a successful IMF.

다중 주파수 성분으로 구성된 신호를 단일 주파수 성분으로 구성된 IMF들로 분리하는 것이다. IMF는 각 주기에서 영 교차하고, 국부적으로 다른 복잡한 과형을 포함하지 않은 주파수 성분을 가진 과형을 의미한다. 식 (5)에 의해 의미가 있는 순간 주파수가 되기 위해서는 그림 1처럼 다음의 두 가지 조건을 만족시켜야 한다<sup>[13]</sup>.

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

그림 2는 실제 심실세동 심전도 신호로부터 EMD를 적용하여 11개의 IMF들과 1개의 나머지 신호로 구성된 결과를 나타낸다.

### 3. 파라미터 추출

본 연구에서는 심실세동 심전도 과형 분석을 위해 그림 3과 같은 과정으로 두 가지 파라미터를 추출하였다. Hilbert-Huang 변환을 적용한 순간 주파수 추득으로 EMD-IF를 추출하였고, EMD로 분리된 각각의 IMF에 FFT를 적용한 주파수 추득으로 EMD-FFT를 추출하였다. 데이터를 주파수 영역으로 변환시킨 후 대상 주파수를 선정하고 대역 통과 필터를 거쳐 분석하던 기존의 방법과는 다르게 본 연구에서는 신호 속에 내재된 성분을 검출하기 위해 Hilbert-Huang 변환의 일부인 EMD를 사용하여 시간 영역에서의 데이터를 고주파 성분부터 차례로 분리해 내는 방법을 이용하였다. 따라서 복잡한 필터링 과정을 실행하지 않고 EMD를 실시한 후 각 IMF들의 FFT 및 Hilbert 변환 실시 후에 3~16 Hz의 범위에 해당하는 IMF들을 추출하는 것으로 심실세동 심전도 신호의 필터링 단계를 수행하였다.

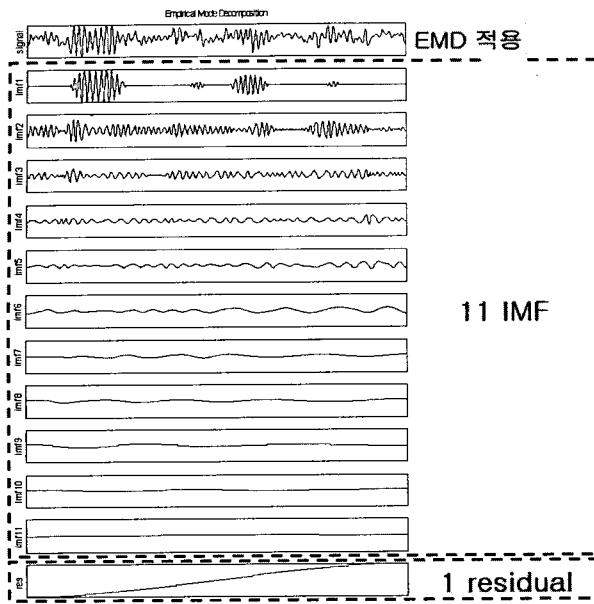


그림 2. 심실세동 심전도 신호에서 IMF들로 분리된 결과  
Fig. 2. Result detached IMFs from ventricular fibrillation ECG signal.

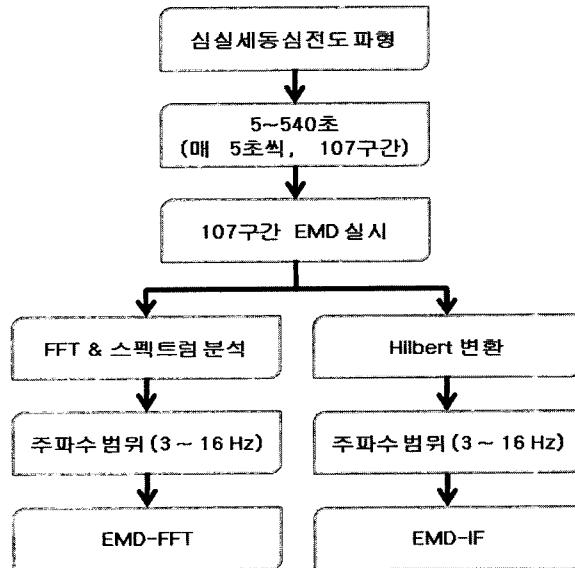


그림 3. 파라미터 추출 과정

Fig. 3. Parameter extraction process.

심실세동 심전도 파형에서 대부분의 주파수 성분이 20Hz 이하에서 분포<sup>[17]</sup>하는데, 심실세동 심전도 파형으로부터 EMD와 FFT 및 Hilbert 변환을 실시한 후의 주파수 범위는 그림 4와 같이 EMD-FFT는 소생성공 시  $11.32 \pm 2.97\text{Hz}$ 이고, 소생실패 시  $8.49 \pm 3.87\text{Hz}$ 로 분포되었으며, EMD-IF는 소생성공 시  $12.57 \pm 2.50\text{Hz}$ 이고, 소생실패 시  $8.10 \pm 3.75\text{Hz}$ 로 분포되었다. 전체적으로 EMD-FFT는 최대값  $15.63\text{Hz}$ 과 최소값  $3.13\text{Hz}$ 을, EMD-IF는 최대값  $15.99\text{Hz}$ 와 최소값  $3.18\text{Hz}$ 을 가지게 되어서 본 연구에

서는 3~16Hz에서의 주파수 성분들을 심실세동 심전도 파형 분석에 사용하였다.

#### 가. EMD-FFT (Empirical Mode Decomposition – Fast Fourier Transform)

FFT는 주파수 분석에 있어 주로 사용된 방법이다. 그러나 FFT는 선형적(linear)이고 안정적인(stationary) 신호에 대한 분석에 사용되므로 심실세동 심전도 파형과 같은 불안정한(non-stationary) 신호 분석에 있어서는 부적절하다. 이에 반해 EMD를 이용한 분석은 불안정(non-stationary)하고 비선형적(non-linear)인 신호에 매우 stable하고 우수한 성능을 보이기 때문에 EMD로 안정된 단일 신호로 분리한 후 FFT를 적용하여 EMD-FFT라는 파라미터를 추출하였다. EMD를 실시하는 과정에서 좁은 주파수 대역을 가지는 각각의 성분으로 분리시키기 때문에 각각의 IMF들은 FFT를 쉽게

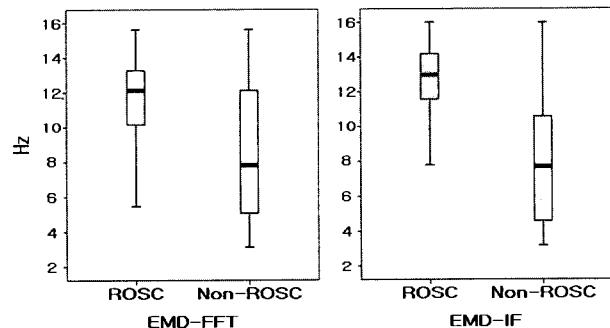


그림 4. EMD-FFT와 EMD-IF의 주파수 범위  
Fig. 4. Frequency extent of EMD-FFT and EMD-IF.

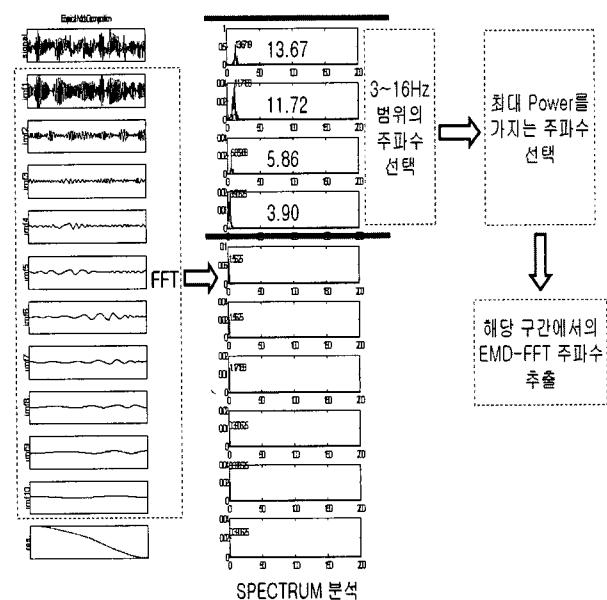


그림 5. EMD-FFT 추출 과정

Fig. 5. EMD-FFT extraction process.

적용할 수 있다. EMD-FFT는 그림 5와 같이 각 구간마다 EMD를 실행하여 분리된 각각의 IMF에 FFT와 스펙트럼 분석을 통해 얻어진 3~16Hz의 주파수 성분 중에서 가장 큰 값(power)을 가지는 주파수를 각 구간의 주성분 주파수로 정의한다. 단, 여기에는 IMF 성분들이 혼합 모드를 포함하고 있을 때 주파수의 확인이 불가능해질 수 있기 때문에 IMF 성분들은 혼합 모드가 아닌 단일 모드로 구성되어 있다는 한 가지 제한 사항이 선행되어야 한다.

#### 나. EMD-IF (Empirical Mode Decomposition – Instantaneous Frequency)

Hilbert-Huang 변환을 적용하여 평균 순간 주파수를 추출한 파라미터 EMD-IF는 그림 6과 같이 각 구간마다 EMD를 실행하여 분리된 각각의 IMF에 Hilbert 변환을 사용하여 평균 순간 주파수를 구하고 3~16Hz의 주파수 성분만을 가지는 IMF들을 선택해서 식 (4)와 같이  $A(t)$ 의 최대값을 가지는 평균 순간 주파수로 정의하여 식 (6)과 같이 Hilbert-Huang 변환 정의에 따른 결과물인 EMD-IF를 추출하였다.

$$IF_j(t) = \frac{d\theta_j(t)}{dt} \quad (6)$$

$$\overline{IF}_j(t) = \int_{3\text{Hz}}^{20\text{Hz}} \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N IF_j(k) \right)$$

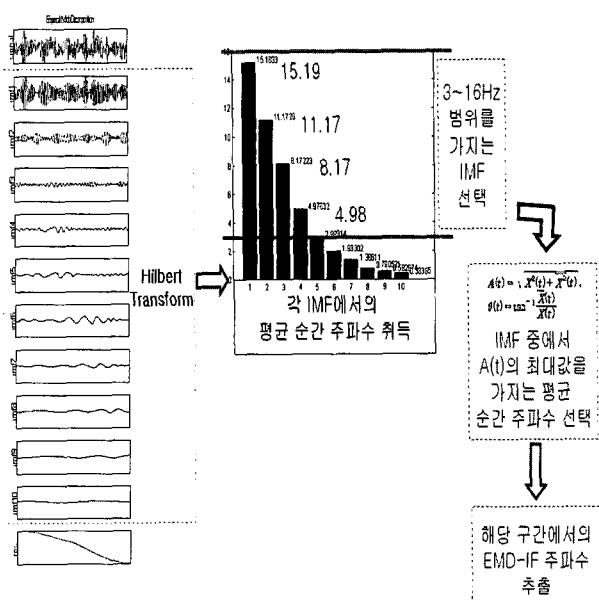


그림 6. EMD-IF 추출 과정

Fig. 6. EMD-IF extraction process.

### III. 실험

본 연구에서는 체중 21~30kg 사이의 개를 실험 대상으로 연구하였다. 실험 시작 전에 마취된 개의 기관 내 삽관 시행과 분당 20회의 속도로 인공호흡을 하였으며 양측 경부, 흉곽, 양측 앞발 및 뒷발을 면도한 후 표면 전극을 부착하여 심전도를 측정하였다. 그림 7과 같이 전극 부착 및 도자의 삽입이 완료되면 약 10분간 실험 견을 안정시킨 후에 심실세동을 유발하기 직전의 기준 심전도 데이터를 측정하였다.

심실세동은 연세대학교 원주의과대학 응급의학교실에서 제작한 세동유발 장치를 사용하여 우심실에 삽입되어 있는 심박조율 도자에 10~20초간 60Hz의 교류 (60V, 30mA)를 인가하여 심실세동을 유발하였으며 심전도에서의 심실세동 파형의 출현과 대동맥압의 파형 소실로 심실세동을 확인하였다. 표준 심폐소생술은 자동 심폐소생술기를 사용하여, 미국심장학회 기준에 따라 시행하였다. 동물 실험 순서는 그림 8과 같이 진행하였다. 심실세동 유발 후 아무런 조작을 수행하지 않고 4분이 경과한 후에 1mg의 에피네프린을 우심방으로 주사하면서 심폐소생술을 시작하였다. 다시 3분 이후에 1mg의 에피네프린을 우심방으로 한 번 더 주사하고, 심폐소생술을 수행한지 6분 후에 제세동을 시행하였다.

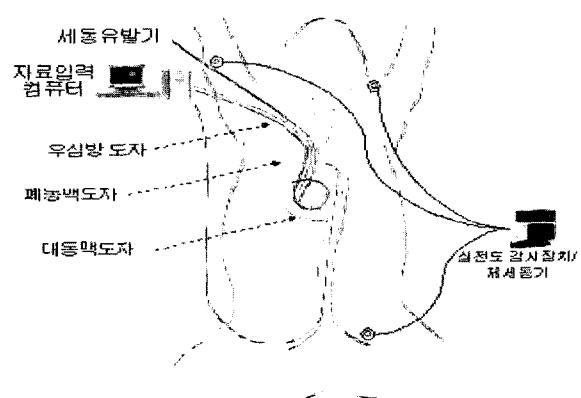


그림 7. 혈역학적 도자의 삽입

Fig. 7. Hemodynamic catheter insertion.

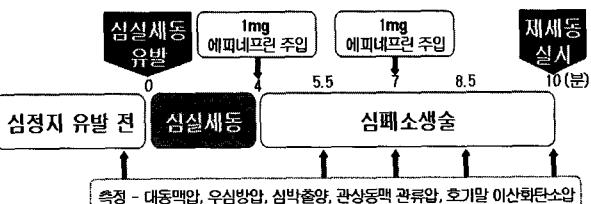


그림 8. 동물 실험 순서

Fig. 8. Animal experiment system.

실험은 총 15회를 실시하였으며, 9마리가 소생에 성공하였으며 6마리는 소생에 실패하였다. 샘플링은 400 샘플링/초로 하였으며 5초부터 시작해서 5초씩 107개 구간(5초~540초)에서 추출하여 2000개의 데이터(400샘플링/초 × 5초)를 분석하였다.

#### IV. 결 과 및 고찰

심실세동 심전도 과정에 EMD를 실행하여 단일 성분을 가지는 IMF로 분리시킨 후 얻은 두 종류의 추출 파라미터(EMD-FFT, EMD-IF)로부터 제세동 성공 요인 역할을 검증하고자 하였다. 각 파라미터별 전체 변화량 그래프인 그림 9와 같이 제세동을 가하기 전 3분의 데이터를 사용하여 제세동 성공 예측 확률이 높았다는 논문<sup>[18]</sup>을 바탕으로 본 연구에서는 제세동 전 3분인 420초를 기준점으로 정하였다. 그림 10과 같이 300초부터 소생성공과 소생실패를 구분할 수 있기 때문에 300~540초( $420 \pm 120$ 초) 구간에서 두 종류의 파라미터를 추출하였다. 본 연구에서 추출한 파라미터들의 성능을 검증하기 위해 기존에 심실세동 과정 분석을 위하여 사용된 세 종류의 파라미터를 동일한 구간에서 그림 11과 같이 Callaham et al<sup>[21]</sup>이 사용한 파라미터인 max amplitude 와 Eftestøl et al<sup>[22]</sup>, Brown과 Dzwonczyk<sup>[23]</sup>이 사용한 파라미터인 centroid frequency와 peak power frequency를 추출하였다.

max amplitude는 구간 내에서 가장 큰 진폭이며, centroid frequency는 해당 구간 내에서의 중간 값을 갖

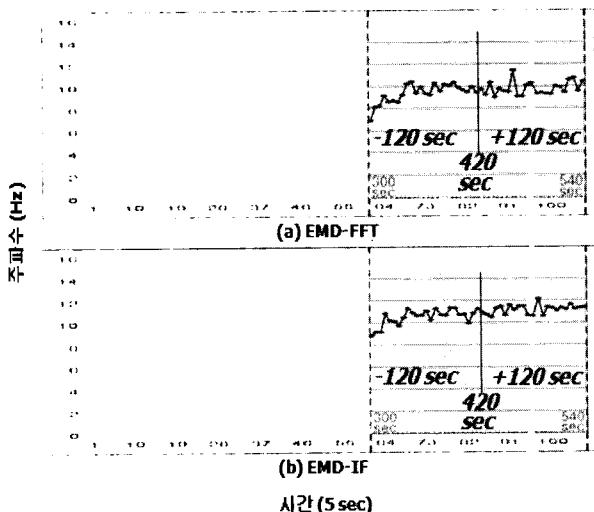


그림 9. 각 파라미터별 추출된 데이터의 분석 구간  
Fig. 9. Data analysis block extracted separately from parameters.

는 주파수를 의미하고, peak power frequency는 해당 파워스펙트럼 밀도에서 가장 큰 값을 가지는 주파수 성분을 나타낸다. 다섯 가지로 추출된 파라미터들은 세 가지 그룹(max amplitude, centroid frequency & peak power frequency, EMD-FFT & EMD-IF)으로 나누어 SVM의 훈련 및 검증을 위한 입력 파라미터로 사용하였다. 본 연구에서 사용한 SVM의 기본 kernel 함수로는 RBF(Radial Basis Function)를 사용하였다. RBF kernel 함수를 이용한 SVM의 예측 성과는 라그랑제 승수의 허용오차 상한 값인  $C$ 와 kernel 파라미터인  $\gamma$ 에 따라 영향을 받게 된다. 따라서 두 가지 파라미터가 적절하게 선택되지 않을 경우 과대적합이나 과소적합 현상이 발생할 수 있다. 최근에 Hsu et al<sup>[19]</sup>은 v-fold cross-validation과 grid search method를 이용하여 SVM의 파라미터 선택에 대한 방안을 제안하였다. 본 연구에서는 이들이 제시한 방법을 제세동 성공 예측에 도입하여 SVM 실험도구인 LIBSVM<sup>[20]</sup>을 사용하여 SVM 최적 파라미터 값을 선택하였다.  $C$ 와  $\gamma$ 의 값을 최적으로 선택하는 목적은 분류기로 하여금 제세동 성

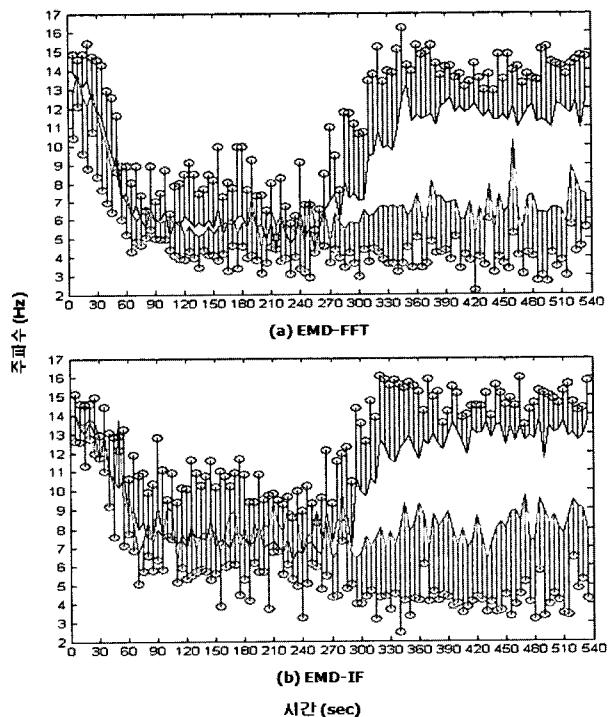


그림 10. 소생성공 및 소생실패 집단에서 추출된 파라미터의 평균, 표준편차(원:표준편차, 위:소생성공, 아래:소생실패)

Fig. 10. Mean and standard deviation of the extracted parameters in ROSC and Non-ROSC group(circle:standard deviation, upper:ROSC, bottom:Non-ROSC).

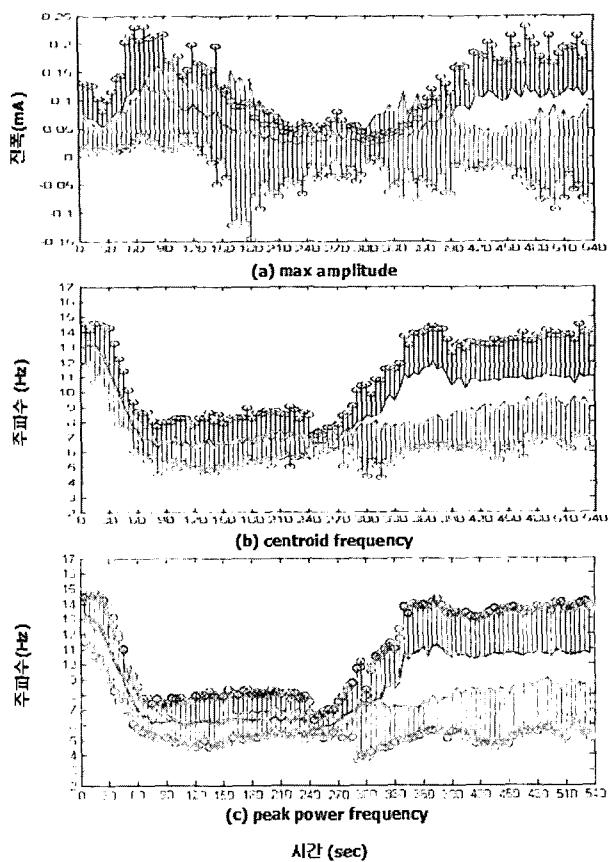


그림 11. 소생성공 및 소생실패 집단에서 추출된 파라미터의 평균, 표준편차(원:표준편차, 위:소생성공, 아래:소생실패)

Fig. 11. Mean and standard deviation of the extracted parameters in ROSC and Non-ROSC group(circle:standard deviation, upper:ROSC, bottom:Non-ROSC).

공에 대한 정보가 알려져 있지 않은 검증용 데이터를 대상으로 제세동 성공 예측을 정확하게 하는 것이다. 따라서 SVM의 파라미터가 훈련용 데이터에서 예측 정확도를 높이도록 선택되면 과대적합이 발생할 가능성이 있으므로 적절한 파라미터 선택을 위해서는 훈련용 데이터를 임의의 두 집합으로 분리한 후 그 중 하나는 제세동 성공에 대한 정보를 주지하지 않은 상태에서 학습을 시켜 데이터의 예측 정확도를 향상시켜야 하기에 본 연구에서는 v-fold cross-validation을 이용하여 검증하였다. v-fold cross-validation은 동일한 표본크기를 갖는 v개의 부분 집합으로 훈련용 데이터를 나눈 후 (v-1)개의 부분 집합을 훈련용 데이터로 사용하여 학습을 시킨 후, 나머지 하나의 부분 집합에 대해 검증하는 과정을 연속적으로 수행하게 된다. 본 연구에서는 이러한 C와 γ의 조합에 따른 파라미터 검출에 대한 cross-validation 분석 과정은 다소 시간이 소요되지만,

표 1. EMD-FFT와 EMD-IF의 성능 평가

Table 1. Performance evaluation of EMD-FFT and EMD-IF.

(훈련 횟수 : 1000회)

	민감도	특이도	전체 정확도
max amplitude	$80.34 \pm 2.41$	$51.78 \pm 4.04$	$65.88 \pm 1.52$
centroid frequency & peak power frequency	$85.31 \pm 2.96$	$65.62 \pm 4.43$	$76.27 \pm 2.24$
EMD-IF & EMD-FFT	$87.57 \pm 2.07$	$76.92 \pm 4.32$	$83.47 \pm 2.68$

상호 독립적인 C와 γ파라미터가 두 개라서 비교적 신속하게 처리되고, 알고리즘 연산에 대한 조합을 쉽게 만들기 용이하다는 점에서 grid search method를 이용하여 구현하였다<sup>[19]</sup>. 우선적으로 필요한 C와 γ를 결정하기 위해 1000회의 SVM 훈련 횟수를 가지고 360개의 구간 데이터 중에서 100개의 훈련 데이터를 무작위로 선택해서 훈련을 실시한 후 훈련에 사용되지 않은 나머지 260개의 테스트 데이터를 사용하여 최적값(C:0.5, γ:8.0)을 도출하였다<sup>[20]</sup>.

이러한 과정으로 예측 결과들을 이용하여 300~540초 구간에서의 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity) 및 전체 정확도(overall accuracy)를 구하여 예측 정도를 평가하였으며 그 결과는 표 1과 같으며, 예측 성능에 대한 평가로 사용된 민감도와 특이도의 계산 방법은 식 (7), (8)과 같다. 기존 연구 방법에서 사용된 파라미터를 사용한 것보다 본 연구에서 추출한 파라미터인 EMD-FFT와 EMD-IF를 사용한 결과가 우수함을 보여주었다. 평균적으로 민감도와 특이도가 각각 87.57%와 76.92%로 민감도가 더 높게 나타났으며, 이는 소생성공에 대한 예측 성능이 소생실패에 대한 예측 성능보다 높음을 의미한다.

$$\text{민감도} (\text{sensitivity}) \quad (7)$$

$$= \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \\ = \frac{\text{정확히 소생 성공을 예측한 횟수}}{\text{소생 성공을 예측한 총 횟수}} \times 100\%$$

$$\text{특이도} (\text{specificity}) \quad (8)$$

$$= \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \\ = \frac{\text{정확히 소생 실패를 예측한 횟수}}{\text{소생 실패를 예측한 총 횟수}} \times 100\%$$

## V. 결 론

본 연구에서는 비선형적이고 비정상적인 데이터인 심실세동 심전도 파형의 분석을 위한 방법으로 Hilbert-Huang 변환을 적용하여 파라미터를 추출하고 SVM을 이용하여 소생성공과 소생실패를 예측하고 평가하였다. EMD를 적용한 후 Hilbert 변환으로 순간 주파수를 취득하여 EMD-IF를 취득하였고, EMD로 분리된 각각의 IMF에 FFT를 적용하여 EMD-FFT를 취득하였다. FFT는 기존의 주파수 분석에 주로 사용되었으나 불안정한 신호 분석에 있어서는 적절하지 않기 때문에 본 연구에서는 EMD로 안정된 단일 신호로 분리한 후 FFT를 적용하는 방식으로 EMD-FFT를 취득하였다. EMD-IF와 EMD-FFT의 성능 검증을 위해 기존 연구 방법에서 사용되었던 세 가지 파라미터(max amplitude, centroid frequency, peak power frequency)를 동일한 구간에서 추출하여 SVM의 훈련 및 검증을 위한 입력 파라미터로 사용하였다. 평균적으로 민감도와 특이도는 각각 87.57%와 76.92%로 기존 연구방법에서 사용된 파라미터보다 Hilbert-Huang 변환을 기반으로 추출된 EMD-FFT와 EMD-IF가 우수한 성능을 보였다.

본 연구에서 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 소생성공과 소생실패를 예측함으로써 실제 임상에 적용 가능성을 높일 수 있을 것으로 예상된다. 단점으로는 동물 실험을 통해 수집된 심실세동 데이터는 인위적으로 심실세동을 유발한 것이므로 임상에 적용하기 위해서는 많은 수의 실제 임상 데이터를 적용할 필요가 있을 것으로 예상된다.

## 참 고 문 헌

- [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] Strohmenger 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 der Tweel, 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] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Jaideva C. Goswami and Albert E. Hoefel, "Algorithm for estimating instantaneous frequency", Elsevier Signal Processing, Vol. 84, pp.1423–1427, 2004.
- [17] Kuelz Kw, Hsia PW, Wise RM, Mahmud R, Damiano RJ, "Integration of absolute ventricular fibrillation voltage correlates with successful defibrillation", IEEE Trans Biomed Eng, Vol. 41, pp.782–791, 1994.
- [18] 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.
- [19] Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chin-Jen Lin, "A practical guide to support vector classification", Technical Report, Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>, 2004.
- [20] Chih-Chung Chang, and Chin-Jen Lin, "LIBSVM : a library for support vector machines", Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Burges, C. J. C., "A tutorial on support vector machine for pattern recognition", Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, pp.121–167, 1998.

## 저자소개



**장 용 구(학생회원)**  
 2002년 충북대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2007년 연세대학교 의공학과 석사  
 졸업.  
 <주관심분야 : 생체신호처리>



**장 승 진(학생회원)**  
 2000년 연세대학교 의용전자  
 공학과 학사 졸업.  
 2002년 연세대학교 의공학과 석사  
 졸업.  
 2007년 연세대학교 의공학과 박사  
 졸업.

2001년 ~ 현재 마이크로소프트 공인강사.  
 (Microsoft Certified Trainer)  
 <주관심분야 : 생체/음성신호처리, 의료정보, 패턴  
 인식>



**황 성 오(정회원)**  
 1984년 연세대학교 의과대학  
 의학과 학사 졸업.  
 1990년 연세대학교 의과대학  
 의학과 석사 졸업.  
 1995년 고려대학교 의과대학  
 의학과 박사 졸업.  
 1991년 ~ 현재 연세대학교 원주의과대학  
 응급의학과 교수.  
 <주관심분야 : 심폐소생술, 소생의학>



**윤 영 로(평생회원)**  
 1981년 연세대학교 전기공학과  
 학사 졸업.  
 1986년 California State University  
 전기공학과 석사 졸업.  
 1991년 Purdue University  
 전기공학과 박사 졸업.  
 1994년 ~ 현재 연세대학교 의공학과 교수.  
 2006년 ~ 현재 IEEE EMBS Korea 분과위원장.  
 <주관심분야 : 의료정보, 원격진료, 생체신호처  
 리>