

임상에서 관찰되는 심실세동과  
동물모델에서의 심실세동 간의  
생체 신호적 특성비교

연세대학교 대학원

의 학 과

이 신 호

임상에서 관찰되는 심실세동과  
동물모델에서의 심실세동 간의  
생체 신호적 특성비교

지도교수 김 승 호

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2011년 12월

연세대학교 대학원

의 학 과

이 신 호

# 이신호의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

연세대학교 대학원

2011년 12월

## 감사의 글

나에게 의사의 길을 허락하시고 언제나 미리 갈 길을 마련해주시는 하나님께 감사드립니다.

언제나 아들을 보살피 주시고 노심초사하시는 존경하고 사랑하는 부모님께 감사드립니다.

응급의학 의사로 키워주시고 언제나 다방면에서 의사로서 가야 할 길을 제시해주시고 돌봐주시는 존경하는 김승호 교수님, 연구에 대한 조언을 아끼지 않으시는 고영국 교수님, 그리고 연구 자료 수집에 도움을 주신 황성오 교수님께 감사드립니다.

또, 연구에 많은 도움을 준 나의 오랜 친구 반상우 교수님께 감사를 드립니다.

언제나 그 자리에 있는 사랑하는 나의 아내, 송혜진과 사랑하는 나의 딸, 소정에게 감사합니다.

저자 씀

## <차례>

국문요약 .....	1
I. 서론 .....	2
II. 재료 및 방법 .....	5
III. 결과 .....	12
1. 실험 1 .....	14
2. 실험 2 .....	15
3. 실험 3 .....	15
IV. 고찰 .....	17
V. 결론 .....	21
참고문헌 .....	22
ABSTRACT .....	24

## <그림 차례>

그림 1. 심전도 신호의 특성을 추출하여 패권을 해석하는 과정 .....	8
그림 2. 4층 AAMLN의 구조 .....	10
그림 3. Raw ECG Signals .....	12
그림 4. The 1st Derivatives .....	12
그림 5. Normalized Signals .....	13
그림 6. Histogram of Normalized and Quantized signals .....	13
그림 7. Extracted Features .....	14

## <표 차례>

표 1. 연구에 이용된 심실세동 심전도의 내용제목 .....	5
표 2. 인간 임상 모델의 특성 .....	6
표 3. AAMLN를 이용한 각 모델별 유사도 결과 .....	15

## 국문요약

### 임상에서 관찰되는 심실세동과 동물모델에서의 심실세동 간의 생체 신호적 특성비교

심실세동은 성인에서 갑작스러운 심정지의 가장 많은 원인이다.

그리하여 심실세동에 대한 많은 연구가 시행되어 졌으나, 이들 연구는 주로 동물실험을 바탕으로 얻은 결과이고 실제 환자에게 심실세동을 인위적으로 유도하여 실험할 수는 없었으며 동물 실험의 결과를 실제 환자에게 적용하는 것이 합리적인가에 의문도 생겼다. 그리하여 심전도 파형을 전기적인 생체 신호로서의 특성으로 상호 비교 분석 할 수 있는 방법인 Histogram of Gradient(HOG)와 자기연상 기억 신경망(AutoAssociative MultiLayer Perceptron: AAMLN)을 패턴 분석 모델로 사용하여 신호패턴을 비교 해석하였으며, 이를 통하여 동물실험에서 발생한 심실세동과 실제 환자에게서 발생한 심실세동의 차이를 비교하여 차이가 있는지를 알아보려고 하였다.

실험에서 동물의 심실세동 심전도 신호를 이용하여 학습시킨 후 동물의 심실세동 심전도 신호로 테스트 한 경우나, 사람의 심실세동 심전도 신호로 테스트 한 경우 모두 AAMLN의 입, 출력이 유사하게 나오는 것으로 확인이 되었다. 그러므로 개와 사람의 심실세동 심전도 신호의 특성이 유사한 것으로 판단할 수 있다.

즉, 동물에서의 심실세동이 나타내는 전기적 신호의 특성과 사람에서의 그것과는 서로 동일한 것이며 동물 실험을 통한 결과를 임상에 적용하는 것은 합리적이라고 판단할 수 있다.

---

핵심되는 말 : 심실세동, Histogram of Gradient, Autoassociative Multilayer Perceptron

# 임상에서 관찰되는 심실세동과 동물모델에서의 심실세동 간의 생체 신호적 특성비교

<지도교수 김 승 호>

연세대학교 대학원 의학과

이 신 호

## I. 서론

예기치 못한 심정지의 결과로서의 급작하게 발생하는 사망은 심혈관계 원인으로 인한 모든 사망의 약 63%를 차지한다<sup>1</sup>. 그리고, 대개 급작하게 발생하는 심정지로 인한 사망의 경우에서, 초기 단계는 심실세동으로 신속히 변화하는 무맥성 심실 빈맥이나 “일차성” 심실세동과 같은 심실빈맥이다<sup>2</sup>.

즉, 심실세동은 성인에서 갑작스러운 심정지의 가장 많은 원인이며 이에 대한 많은 연구가 시행되어 졌으며 심실세동의 파형 분석과 그 특징을 알아내어 예후를 예측하고자 하였다<sup>3</sup>.

Amann등은 그의 연구 이전의 심실세동의 파형 분석에 관한 연구들을 검토한 연구에서 심실세동의 파형을 분석하는 방법으로 Amplitude, Frequency, Bispectral analysis, Amplitude Spectrum Area, Wavelets, Nonlinear Dynamics, N(a) histograms, 그리고 이들의 조합 등을 정리하였는데, 현재까지 심폐소생술로 인한 잡음을 해소하고 성공적인 제세동이 예측되는 적절점을 나타내지 못하고 있다고 하였다. 또, 이와 같

은 연구에서 실험대상이 부족한 점과 새로운 분석 방법이 필요하다고 하였다<sup>4</sup>.

Young등은 병원 외에서의 심정지 환자를 대상으로 시행한 연구에서 3-48 Hz내의 amplitude 합을 이용한 Amplitude Spectral Area를 이용한 결과 이 값이 13.0 mV-Hz 이상에서 높은 제세동의 가능성이 있다고 보고하였다. 그리고 Amplitude Spectral Area가 제세동의 성공 여부를 판단하는데 높은 특이도가 있다고 하였다<sup>5</sup>.

Amann등은 심폐소생술 도중, 제세동의 성공 여부를 예측하기 위한 방법으로 심실세동의 평균 주파수와 N(a)-histogram 분석을 비교하였는데, 이 연구에서 N(a)-histogram 분석이 제세동의 성공 여부를 예측하는데 보다 더 뛰어난 방법이라고 하였다<sup>3</sup>.

그런데, 이러한 연구들은 심실세동의 파형의 특성을 알아보고자 한 연구이기 보다 심실세동으로 인한 심정지 환자에서 제세동의 성공 가능성을 예측하는 방법을 찾아내려는 연구들이었다.

그리하여, Callaway등은 그의 연구 이전에 시행되었던 Amplitude와 Frequency를 이용하여 심실세동을 분석하는 것은 파형의 특성을 설명하는데 어려움이 있고, scaling exponent를 이용하는 방법이 생리학적인 특성을 가진 심실세동 파형을 설명하는데 더욱 적합하다고 하였다<sup>6</sup>.

그러나, 이들 연구는 주로 동물실험을 바탕으로 얻은 결과이고 실제 환자에게 심실세동을 인위적으로 유도하여 실험할 수는 없었으며 동물 실험의 결과를 실제 환자에게 적용하는 것이 합리적인가에 의문도 생겼다.

이러한 의문을 해결하기 위해서는 또 다른 방법의 파형 분석법이 필요하고 그 방법은 파형을 전기적인 생체 신호로서 그 특성을 상호 비교 분석 할 수 있는 방법이어야 한다고 판단하였다. 이러한 목적에 부합되는 심전도를 신호로써 표현하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있지만, 두 가지 이상의 신호의 특성을 비교하여 그들의 패턴을 파악하여 동질한 신호

인지를 구분하기 위해 보편적으로 이용되는 HOG를 이용하는 것이 적절하다고 판단되었다.

본 연구에서는 이 방법을 이용하여 동물실험에서 인위적으로 발생시킨 심실세동이 자연적으로 환자에게서 발생한 심실세동과 전기신호의 특성에서 차이가 있을 수 있다는 가정 하에 심실세동을 생체신호로서 분석하여 그 특성을 분류함으로써 동물실험에서 발생한 심실세동과 실제 환자에게서 발생한 심실세동의 차이를 비교하여 그 동안의 동물실험을 바탕으로 한 심실세동에 관한 연구들의 결과를 실제 임상에서의 환자들의 심실세동의 치료에 이용하는 것이 합리적인 지를 알아보고자 하였다.

## II. 재료 및 방법

본 연구는 기간에 관계없이, 동물실험 중에 인위적으로 발생시킨 심실세동의 심전도 중 개를 대상으로 한 실험에서 획득한 심실세동 심전도를 ‘동물 실험 모델’로 정하였고, 서울 시내 한 3차 의료기관에서 2007년 3월 1일부터 2008년 4월 30일까지 응급진료센터로 내원한 심정지 환자 중 심실세동이 관찰된 경우에서의 심전도를 ‘인간 임상 모델’로 정하였고, 대중에게 개방된 한 웹사이트의 데이터 베이스<sup>7</sup>에서 획득한 심실세동 심전도를 ‘인간 대표 모델’로 정하여 비교하였다.

본 연구에 이용된 심실세동 심전도에서 동물 실험 모델에 이용된 개체 수는 5마리였고, 획득 가능하였던 심실세동 심전도는 61건이었으며 그 중 학습 데이터는 61건, 테스트 데이터는 58건이었다. 인간 임상 모델의 개체 수는 8명이었고, 획득 가능하였던 심실세동 심전도는 4건이었으며 학습 데이터는 4건, 테스트 데이터는 4건이었다. 그리고, 인간 대표 모델에서 획득한 심실세동 심전도는 3건이었으며 학습 데이터는 3건, 테스트 데이터는 3건 이었다(표 1).

표 1. 연구에 이용된 심실세동 심전도의 내용

	개체수	획득한 심실세동 심전도(건)	학습 데이터 <sup>1</sup> (건)	테스트 데이터 <sup>2</sup> (건)
동물 실험 모델	5	61	61	58
인간 임상 모델	8	4	4	4
인간 대표 모델	3	3	3	3

<sup>1</sup> AAMLPL을 선행 학습시킨 심전도 데이터 수

<sup>2</sup> 선행 학습된 자기기억 신경망에 적용하여 결과를 도출한 심전도 데이터 수

본 연구에 사용된 각 심전도는 공통적으로 100 Hz 단위로 샘플링 하였으며 1건은 1281개 단위로 분리하여 처리되었다. 학습 데이터는 AAML<sup>8,9</sup>를 학습시키기 위해 이용되었으며, 테스트 데이터는 이 AAML에 적용하기 위해 이용되었다.

동물 실험 모델에 이용된 개는 모두 건강한 개체였으며 관상동맥 결찰술을 통해 심실세동을 유발시켰다.

인간 임상 모델의 8명 중, 3명의 심전도는 기술상의 문제로 연구에 적절한 심전도를 획득할 수가 없었고, 1명은 생존하여 연구에 동의를 얻지 못해 연구 대상에서 제외하였다.

그리하여, 인간 임상 모델은 남자가 3명, 여자가 1명이었고, 나이는 68세에서 82세까지로 이루어 졌으며, 평균 나이는 77세였다.

심혈관 질환의 과거력이 있는 경우가 3명이었고, 이들 중 당뇨와 그 합병증이 있는 경우가 2명 이었다. 그리고, 특별한 과거력 청취가 불가능했던 경우가 1명이었다.

이들은 일시적인 자가순환의 회복이 있었던 경우도 있으나 모두 사망하였고 심정지의 원인은 사망진단서를 기준으로 추정하였다(표 2).

표 2. 인간 임상 모델의 특성

번호	성별	나이	과거력	추정 심정지 원인
HCM01	남	79	고혈압, 당뇨병성 신부전	급성 심근경색
HCM02	여	79	심방세동, 당뇨병	급성 심근경색
HCM04	남	82	심부전, 협심증	심부전
HCM06	남	68	밝혀지지 않음	급성 심근경색

비교 방법은 전기적인 신호의 변화 패턴을 하나의 히스토그램으로 표현하는 HOG를 사용하여 그 특성을 추출하고 AAMLPLP를 패턴 분석 모델로 사용하여 신호패턴을 비교 해석하였다<sup>8,9</sup>.

그리고 그 유사도는 유클리디안 거리를 구하여 비교하였다.

여기서 Gradient는 연속된 샘플링 신호의 미분 값을 말한다. 즉, Gradient 정보로 연속된 샘플링 신호가 변화하는 특성을 알 수 있다. 이러한 Gradient 정보를 일정시간내의 심전도 신호에 대해서 모두 구하고, 구한 Gradient 값들의 히스토그램을 구함으로써, 일정시간내의 심전도 신호의 변화 패턴을 하나의 히스토그램으로 표현 할 수 있으며 이렇게 구해진 히스토그램이 HOG이다.

HOG에서는 동일 종류나 유사한 특성을 갖는 심전도 신호들은 HOG가 유사한 특성을 가질 것이며, 다른 종류나 특성이 서로 다른 심전도 신호들은 다른 HOG 특성을 나타내게 된다. 왜냐하면, 다른 종류나 특성이 상이한 심전도 신호는 시간에 따른 변화 패턴이 다를 것이고, 이러한 신호의 변화 패턴 정보는 HOG로 표현될 수 있다. 즉, HOG는 심전도 신호의 시간적 변화의 통계적 특성을 히스토그램으로 표현한 것이다.

HOG의 과정을 수행하기 위해서 심전도 신호의 특징을 추출하는 전 단계의 처리가 필요하다.

우선, 심전도의 신호를 1차 파생물로 변환하는 과정이 필요한데, 이는 단위 시간에 따른 신호 크기 값에서의 미분값을 이용한 아래의 식을 사용하여 처리한다.

- The 1st derivative of input signals

$$g(t) = input(t + \Delta t) - input(t)$$

다음으로 신호크기 레벨을 조정하는 정규화(Normalization)와 패턴을 표현하는 단계 수를 조정하는 양자화(Quantization)과정을 거쳐 HOG를 구하게 되는데 여기에 사용되는 수식은 아래와 같다.

- Normalization of the 1st derivative of input signals

$$ng(t) = \frac{g(t)}{\max\{g(t)\} \text{ for } \forall t}$$

- Quantization of normalized the 1st derivative signals

$$Qg(t) = \frac{\max\_ng - ng(t)}{\max\_ng - \min\_ng} \times 100 \text{ mod } n\_levels$$

- Histogram of Gradient

$$hg(i) = \# \text{ of } Qg(t), \text{ where } Qg(t) = i$$

이러한 신호의 특성 추출과정을 도해로 나타내었다(그림 1).

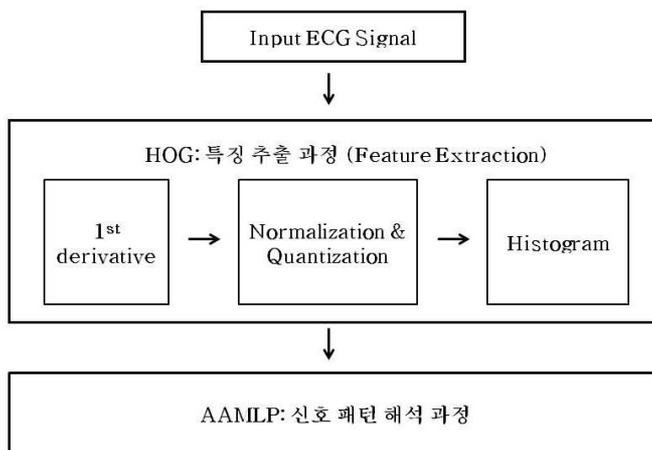


그림 1. 심전도 신호의 특성을 추출하여 패턴을 해석하는 과정

이런 과정으로 추출해낸 심전도 신호의 특성은 심전도와 같은 부분노출 문제(Partially Exposed Problem)에 강한 특성을 갖는 AAMLPL을 패턴 분석 모델로 사용하여 신호패턴을 비교 해석한다<sup>8</sup>. 즉, 심전도와 같이 전기적 신호의 내부 변화가 많이 존재하는 신호, 또는 충분한 시간 단위 동안 존재하는 신호가 아니고, 모델 마다 획득할 수 있는 신호의 길이가 다른

신호의 비교 분석에 강한 특성을 갖는 AAMLP 패턴분석이 여러 가지의 심실세동 심전도를 분석하는데 적당하다<sup>8</sup>.

추출된 특징 정보들이 얼마나 유사한 지를 알아보기 위해 이용된 신경망 모델인 AAMLP는 어떤 데이터가 입력 값으로 들어갔을 때, 출력 값에서 입력 값과 동일한 데이터 들이 나오도록 학습을 시키는 신경망 모델이다.

현재 개발된 전기적 신호의 분류시스템 중에서 AAMLP는 하나의 종류에 소속되는 패턴만을 이용하여 학습이 이루어지며, 학습할 때에는 학습 패턴이 입력 벡터인 동시에 목표 벡터로 사용되어 학습이 이루어진 AAMLP의 출력 결과는 입력되는 학습 패턴과 동일한 패턴이 출력되도록 학습이 이루어진다. 학습이 성공적으로 수행된 후에 AAMLP는 학습된 종류의 패턴이 입력되면 입력과 유사한 패턴이 출력으로 나와 입력과 출력사이의 유사도가 높게 나오는 반면, 학습된 종류의 데이터와 다른 특성을 갖는 종류의 데이터 패턴이 입력되면 AAMLP의 출력 패턴은 입력패턴과 유사도가 낮은 패턴이 나오게 된다. 이러한 유사도 값을 이용하여 패턴 분석기로써의 역할을 수행하게 된다. 일반적으로 AAMLP는 아래 그림과 같이 입력층(Input Layer)을 제외하고 맵핑층(Mapping Layer), 병목층(Bottle-Neck Layer), 역매핑층(De-Mapping Layer), 출력층(Output Layer)인 4층으로 구성되고(그림 2), 그 수식은 다음과 같다.

$$E = \sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\|^2 = \sum_{i=1}^n \|x_i - F(x_i)\|^2$$

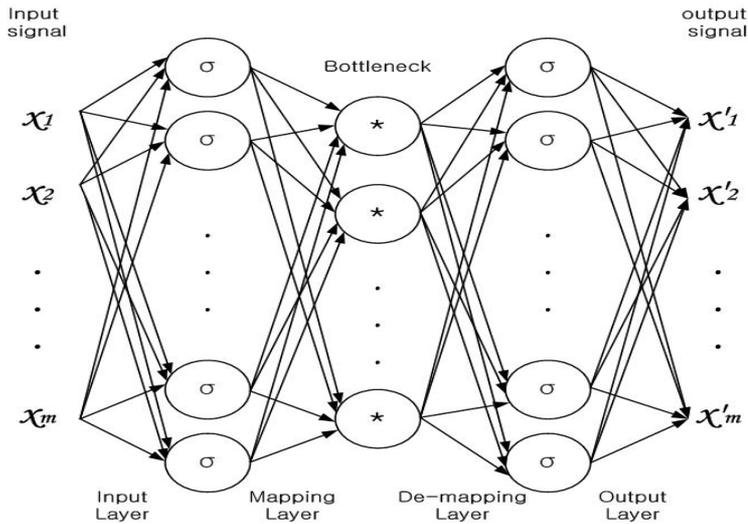


그림 2. 4층 AAMLP의 구조

각 심전도의 전기 신호는 위와 같은 처리 과정을 거쳐 비교하였다. 각 결과 데이터들에 대한 유사도의 측정은 유클리디안 거리 정보로 판단하였다.

학습을 시킨 후 학습에 적용된 데이터와 동일하거나 유사한 심전도 신호에 대해서는 입력과 출력이 비슷하게 되어 입력과 출력 사이의 유클리디안 거리 정보를 적용하면, 동일종류나 신호특성이 유사한 경우 추출된 특징도 유사할 것이고, 유사한 추출 특징을 갖는 경우 AAMLP의 입력과 출력이 유사하게 나오고, 유클리디안 거리는 작은 값이 나오게 될 것이다.

반대로 심전도의 신호 특성이 서로 다른 경우에는 입력과 출력 값이 보다 큰 차이 값을 가지게 되어, 입력과 출력 사이의 유클리디안 거리는 큰 차이를 나타내게 된다.

유클리디안 거리는 N차원의 공간에서 두 점간의 거리를 말하는 것으로 두 범사이의 거리가 유사도를 대변할 수 있으며 그 공식은 아래와 같다.

$$\sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$$

즉, AAMLN의 입력 값과 출력 값의 유클리디안 거리 값의 상대적인 비교를 통해 전기적인 신호의 특성이 유사함을 판단할 수 있어 본 연구에서는 먼저 사람의 정상 심전도의 유클리디안 거리를 측정하여 각 심전도와 비교하는 과정으로 유사성을 판단하였다.

### Ⅲ. 결과

동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 심실 세동 심전도의 신호적인 특징을 추출하기 위해서 1차 파생물로의 변환, 정규화, 그리고 양자화의 과정을 거쳤으며, 이들 결과를 AAMLPLP로 학습한 후 각각을 비교 테스트 하여 HOG로 나타내었다(그림 3-7).

Raw ECG signals (sampling rate = 100 Hz)

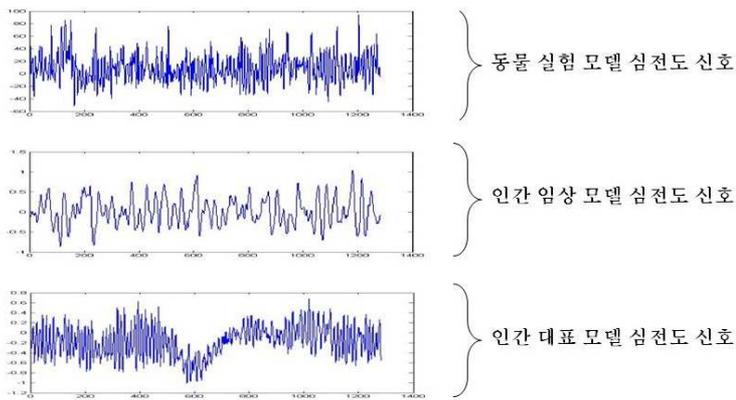


그림 3. Raw ECG signals.

The 1<sup>st</sup> Derivatives

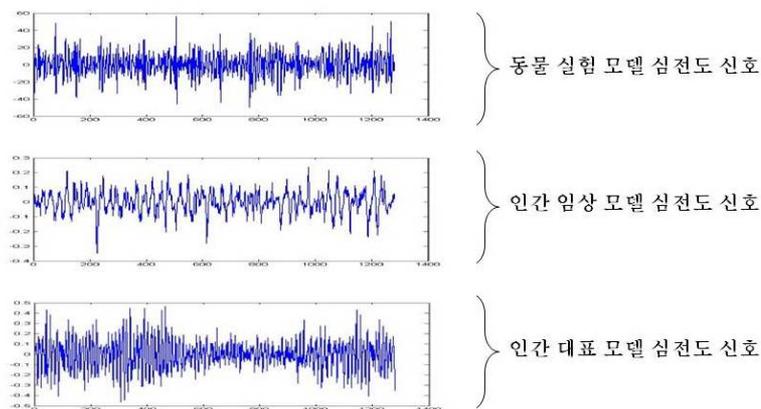


그림 4. The 1st Derivatives.

### Normalized Signals

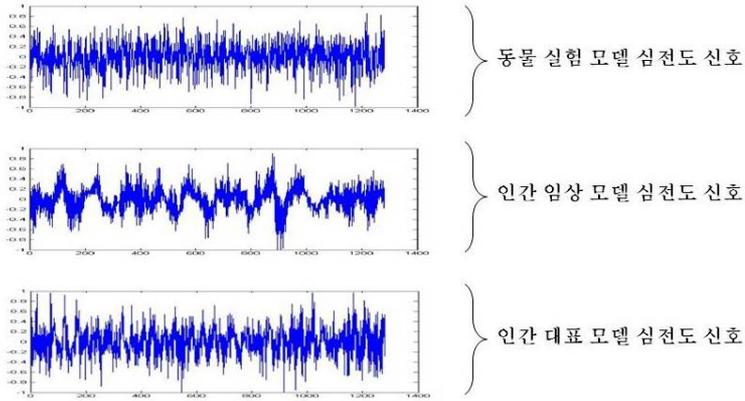


그림 5. Normalized signals.

### Histograms of Normalized & Quantized signals

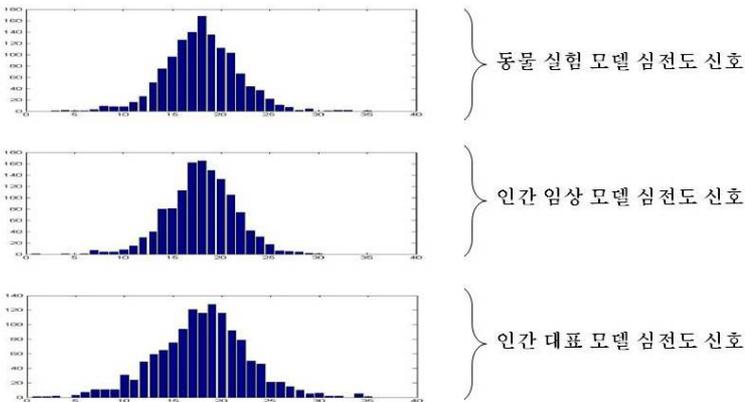


그림 6. Histogram of Normalized and Quantized signals. Normalization과 Quantization으로 처리된 신호를 Histogram으로 나타내었다.

## Extracted Features

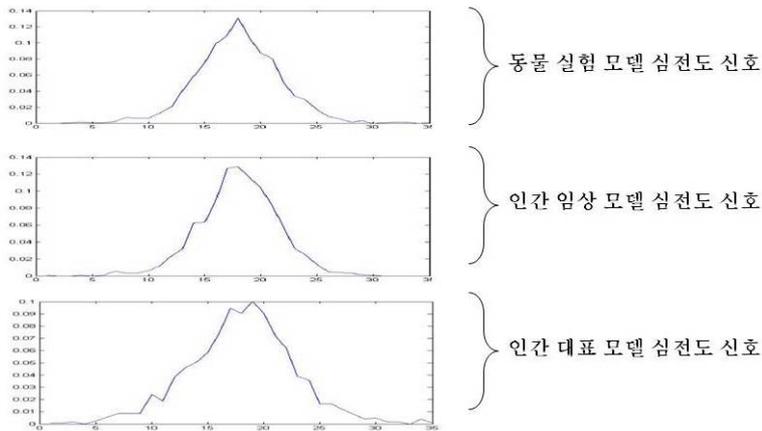


그림 7. Extracted Features. 히스토그램의 특성을 단일 선으로 표현하였다.

### 실험 1.

동물 실험 모델인 개의 데이터를 이용하여 특징 추출 하고, AAMLP로 학습한 후, 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 데이터에 대해서 AAMLP를 이용하여 테스트를 하였다.

AAMLP의 입력과 출력 값의 유사도를 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 데이터에 대해서 각각 수행해 본 결과 각각의 데이터에 대한 유사도 값의 평균, 분산 값은 동물 실험 모델의 경우 0.00662, 0.003538이고, 인간 임상 모델의 경우 0.009561, 0.00423이며 인간 대표 모델의 경우 0.012566, 0.006598로 분석되어 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 경우 모두 유사한 데이터 특성을 보이는 것으로 분석되었다(표 3).

표 3. AAMLPL를 이용한 각 모델별 유사도 결과

학습 데이터	테스트 데이터	평균	분산
동물 실험 모델	동물 실험 모델	0.00662	0.003538
	인간 임상 모델	0.009561	0.00423
	인간 대표 모델	0.012566	0.006598
인간 임상 모델	동물 실험 모델	0.011551	0.001624
	인간 임상 모델	0.011379	0.002238
	인간 대표 모델	0.014698	0.002012
인간 대표 모델	동물 실험 모델	0.012488	0.002989
	인간 임상 모델	0.014693	0.004074
	인간 대표 모델	0.018054	0.005737

실험 2.

실험 1과 방법은 동일하고, 인간 임상 모델의 데이터를 AAMLPL의 학습 데이터로 이용하고, 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 데이터에 대해서 테스트하여 AAMLPL의 입력과 출력의 유사도를 분석하였다. AAMLPL의 입력과 출력 값의 유사도를 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 데이터에 대해서 각각 수행해 본 결과 각각의 데이터에 대한 유사도 값의 평균, 분산 값은 동물 실험 모델의 경우 0.011551, 0.001624이고, 인간 임상 모델의 경우 0.011379, 0.002238이며, 인간 대표 모델의 경우 0.014698, 0.002012로 분석되어 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 경우 모두 유사한 데이터 특성을 보이는 것으로 분석되었다(표 3).

실험 3.

실험 1, 2와 방법은 동일하고, 인간 대표 모델의 데이터를 AAMLPL의 학습 데이터로 이용하고, 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표

모델의 데이터에 대해서 테스트하여 AAMLN의 입력과 출력의 유사도를 분석하였다. AAMLN의 입력과 출력 값의 유사도를 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 데이터에 대해서 각각 수행해 본 결과 각각의 데이터에 대한 유사도 값의 평균, 분산 값은 동물 실험 모델의 경우 0.012488, 0.002989이고, 인간 임상 모델의 경우 0.014693, 0.004074이며, 인간 대표 모델의 경우 0.018054, 0.005737로 분석되어 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 경우 모두 유사한 데이터 특성을 보이는 것으로 분석 되었다(표 3).

그리고, 본 연구의 실험 방법의 신뢰성을 검증하고자 동물 실험 모델에 학습된 AAMLN에 정상인 사람의 심전도 신호를 입력해 본 결과 AAMLN의 입력과 출력의 유사도의 평균이 0.510014로 실험 1에서 얻어진 결과들과 비교할 때 상대적으로 매우 낮은 유사도를 보였다.

## IV. 고찰

임상 현장에서 손쉽게 환자의 심장 상태를 비교적 간편하고 신속하게 파악할 수 있는 객관적인 방법 중의 하나가 심전도이다. 심전도는 심장의 상태를 전기적인 신호로 변환하여 그림으로 보여 주는 일종의 신호이다. 모든 신호는 고유의 일정한 패턴을 가지고 있고 이러한 일정한 패턴이 그 신호의 성격으로 볼 수 있으므로, 다른 종류의 신호와 구분할 수 있는 특징이라고 할 수 있다.

심실세동은 성인에서 갑작스러운 심정지의 가장 많은 원인이며 이에 대한 많은 연구가 시행되어져 왔다. 또한 심실세동의 가장 효과적인 치료는 제세동으로 알려져 있으므로 신속한 심실세동의 인지가 급작하게 발생하는 심정지로 인한 사망을 감소시키는 기본이라 하겠다<sup>10</sup>. 그래서 이러한 연구들과 동시에 심실세동의 리듬을 분석하려는 노력들이 행하여졌으며 심실세동을 나타내는 심전도의 분석을 통하여 심실세동에서도 어떠한 규칙이 존재한다는 것이 알려지면서 이를 분석하는 방법들이 연구되어져 왔다<sup>11,12</sup>. 이러한 연구들을 바탕으로 만들어진 치료의 지표를 현재 임상의들은 실제 환자에게 적용하고 있고 다른 한편으로는 심실세동의 파형분석을 하는 연구들이 진행되면서 다양한 방법들이 제시되었다.

이러한 심전도의 심실세동 신호를 분석하는 방법들에는 Amplitude 측정, Frequency 측정, Bispectral Analysis, Amplitude Spectrum Area Analysis, Wavelets Analysis, Nonlinear Dynamics, N(a) Histograms등이 있다<sup>3</sup>. 그러나, 이러한 방법들은 심실세동의 전기적인 신호로서의 특성을 나타내는 데는 어려움이 있어 동물에서의 심실세동과 인간에서의 심실세동의 차이를 비교 분석하는 것이 제한적이었다.

그리고, Wang등은 돼지의 심내막에 교류전원을 흘려 발생시킴으로써 유발된 심실세동과 돼지의 관상동맥 결찰술을 통해 유발된 심실세동을 비교한 연구에서 관상 동맥 결찰술을 통해 유발된 심실세동에서 자가순

환이 회복된 후 보다 많은 횡수의 심실성 기외수축과 심실세동의 재발이 나타났고, 소생 후 심근부전, 신경학적 회복, 그리고 72시간 동안의 생존율에서는 두 실험군 사이에 차이는 없었다고 보고하였다<sup>13</sup>. 이 연구를 통하여 심실세동에는 어떠한 신호로서의 특성이 존재한다고 생각하였으나 현재까지의 분석 방법으로는 어려움이 있어 다른 방법을 모색하였다.

그 결과, 전기적인 신호를 비교 분석하는 방법으로 보편적으로 이용되는 HOG 특징추출 기법과, AAMLPL을 이용한 패턴 유사도 검증법은 심실세동을 하나의 전기적인 신호로 간주하여 비교 분석 할 수 있는 방법으로써 이 연구의 목적에 적합하다고 판단된다.

심전도의 신호도 여러 가지가 있지만 그 종류마다 일정한 패턴이 있으며 그 패턴을 특정지어 심장의 상태를 판단하게 된다.

특히, 임상의 현장에서는 심전도의 신호적 특성을 연속되는 도식화하여 보여 지는 그림에서 눈으로 그 패턴을 구분하고 심장의 상태를 파악하게 된다. 이 과정에서 확연히 구분할 수 있는 신호적 특성을 가지고 있는 심전도가 대부분이나 심실세동과 같이 그 특징을 명확히 표현 할 수 없는 패턴을 가진 신호도 존재한다.

이런 특징을 가진 전기적 신호의 특성은 비정형적인 과형 분석에 강한 특성을 갖는 AAMLPL을 패턴 분석 모델로 사용하여 신호패턴을 비교 해석한다<sup>8</sup>.

이러한 분석결과 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 심실세동 심전도 데이터들은 서로 유사한 특성을 갖는 것으로 분석되었다.

반면, 동물 실험 모델의 심실 세동 심전도 신호로 학습한 AAMLPL에 사람의 정상적인 심전도 신호를 입력해 본 결과는 AAMLPL의 출력이 입력과 유사도가 낮은 결과를 보였다. 이것은 심실세동 심전도의 전기적인 신호는 정상 심전도의 전기적 신호와 그 특성이 다르다는 것을 보여주며 본 연구에서 사용한 비교 분석법의 신뢰성을 대변하고 있다고 할 수 있다.

이를 통해 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델에서의 심실 세동 심전도의 특성이 유사하고, 본 연구에서 이러한 패턴을 추출하고 분류하는데 적용한 HOG 특징추출 기법과, AAMLPL를 이용한 패턴 유사도 검증은 매우 적절하게 선택되었으며, 그 성능도 우수하다고 판단된다.

HOG를 이용한 전기적 신호의 특성 추출과 AAMLPL를 이용한 유사도 판단 방법은 현재까지의 심실세동의 파형 연구에서 이용되었던 방법과는 다른 새로운 방법이라는데 이 연구의 의의가 있다. 이러한 방법은 인간의 외부 환경에서 발생하는 전기적인 신호를 비교 분석하는 방법으로 공학계에서는 보편적으로 이용되지만 이것을 동물과 인간의 내부 환경인 생체에서 발생하는 심전도에 적용하여 동물과 사람의 심전도를 비교 분석을 시도했다는데도 의미가 있다.

그리고, AAMLPL는 유클리디안 거리의 개념을 유사도 비교에 도입한 것으로 흔히 알려진 통계학적인 방법의 유사도 계산법이 아니라 N차원 공간에서의 거리를 상대적으로 비교함으로써 유사도를 비교하는 방법으로 새로운 시도였다고 판단된다. 그러나, 이러한 유사도 비교 방법은 여러 가지의 인자들을 상대적으로 비교하는 방법이므로 명확한 임계치가 존재하는 것이 아니어서 데이터의 양이 많을수록 더욱 정확한 비교가 가능하다는 점이 제한점으로 판단된다.

이전 Wang등의 연구에서<sup>13</sup> 돼지에서의 심실세동은 그 유발 요인에 따라 특성이 다를 수도 있다는 사실을 유추할 수도 있다. 그러나 이 연구에서 동물 실험 모델은 개의 관상 동맥을 결찰하여 심실세동을 유발하였고, 인간 임상 모델과 인간 대표 모델에서는 심실세동의 원인을 명확히 알 수는 없었으나 동물 실험 모델의 그것과는 다른 이유에서 발생된 심실세동이었지만, 실험 결과에서 동물과 사람의 심실세동 심전도가 생체에서 발생하는 전기적인 신호로서의 특성은 동일한 것으로 판단되어 생체에서의 심실세동은 그 원인에 관계없이 전기적인 신호로서의 특성은 동일하다고 예측된다.

단지, 이 연구에서는 동물 실험 모델에서 다른 연구에서 이용된 관상동맥 결찰술과 전기 충격을 이용한 심실세동 유도법 중 관상동맥 결찰술로만 심실세동을 유발한 점과 인간 임상 모델에서 다양한 원인에 의해 발생된 심실세동 심전도를 획득하지 못한 점은 심실세동의 유발 요인의 다양성이라는 측면에서 이 연구의 한계로 지적할 수 있다.

또, 이 연구에서는 동물 실험 모델과 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델에서 획득한 모든 심전도가 Lead II에서 얻어진 것들이었다. 심실세동은 심장내의 복잡한 전기회로를 거쳐서 발생할 수 있기 때문에 단 하나의 Lead에서 얻어진 심전도를 심장 전체의 특성이라고 단정하기에는 어려움이 있다. 그러므로 이 연구의 이러한 단점을 보완하기 위해서 장기간에 걸친 다양한 원인에 의한 심실세동 심전도를 다양한 Lead에서 획득한 데이터 베이스를 구축하는 것이 필요하다고 생각된다.

향후 다양한 동물 종류에 대한 실험과 다양한 방법으로 유발된 많은 양의 심실세동 심전도를 확보하고, 이와 동시에 다양한 원인의 심정지에서 나타난 사람의 심실세동 심전도를 확보하여 광범위한 비교 분석이 이루어져야 한다고 생각된다.

또, 이 연구에 이용된 비교 분석 방법과 더불어 현재까지의 연구에서 세세동의 효과를 예측하는데 가치가 있다고 발표된 여러 가지 방법들과의 비교 연구를 통하여 본 연구를 더욱 발전시킬 수 있다고 판단된다.

## V. 결론

동물 실험 모델의 심실세동 심전도에서 추출된 HOG 특징 정보를 이용하여 AAMLP를 학습할 경우, 동물 실험 모델의 심실세동 심전도와 유사한 특성을 갖는 신호가 AAMLP의 입력으로 들어가게 되면 출력은 입력과 유사한 값이 나와 유클리디안 거리는 작은 결과가 도출된다.

실험에서 동물 실험 모델의 심실세동 심전도 신호를 이용하여 학습시킨 후 동물 실험 모델의 심실세동 심전도 신호로 테스트 한 경우나, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 심실세동 심전도 데이터로 테스트 한 경우 모두 AAMLP의 입, 출력이 유사하게 나오는 것으로 확인이 되었다. 그러므로 동물 실험 모델, 인간 임상 모델, 그리고 인간 대표 모델의 심실세동 심전도는 그 신호의 특성이 유사한 것으로 판단할 수 있다.

결론적으로, 동물에서의 심실세동이 나타내는 전기적 신호의 특성과 사람에서의 그것과는 서로 동일한 것이며 동물 실험을 통하여 얻은 결과를 임상에 적용하는 것은 합리적이라고 예측 할 수 있다.

## 참고문헌

1. Rosamond W, Flegal K, Furie K, et al. Heart disease and stroke statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee. *Circulation* 2008;117.
2. Bayes de Luna A, Coumel P, Leclercq JF. Ambulatory sudden cardiac death: mechanisms of production of fatal arrhythmia on the data from 157 cases. *Am Heart J* 1989;117:151.
3. Amann A, Achleitner U, Antretter H, Bonatti JO, Krismer AC, Lindner KH, et al. Analysing ventricular fibrillation ECG-signals and predicting defibrillation success during cardiopulmonary resuscitation employing N( $\alpha$ )-histograms. *Resuscitation* 2001;50:77-85.
4. Amann A, Rheinberger K, Achleitner U. Algorithms to analyze ventricular fibrillation signals. *Curr Opin Crit Care* 2001;7:152-6.
5. Young C, Bisera J, Gehman S, Snyder D, Tang W, Weil MH. Amplitude spectrum area: Measuring the probability of successful defibrillation as applied to human data. *Crit Care Med* 2004; 32(Suppl):356-8.
6. Callaway CW, Sherman LD, Scheatzle MD, Menegazzi JJ. Scaling structure of electrocardiographic waveform during prolonged ventricular fibrillation in swine. *Pace* 2000;23:180-91.
7. <http://physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>.
8. Ban SW, Lee M, Yang HS. A face detection using biologically motivated bottom-up saliency map model and top-down perception model. *Neurocomputing* 2004;56:465-80.
9. Lee HJ, Kim DO, Kang BJ, Ban SW. Mobile embedded health-care system working on wireless sensor network. *Proceeding of the 3rd*

International Conference on Communications and Mobile Computing;  
2011 Apr ; China, pp. 161-4.

10. Cummins RO, Omato JP, Thies WH, Pepe PE. Improving survival from sudden cardiac arrest: the "chain of survival" concept: a statement for health professionals from the Advanced Cardiac Life Support Subcommittee and the Emergency Cardiac Care Committee, American Heart Association. *Circulation* 1991;83:1832.
11. Higgins SL, Herre JM, Epstein AE. A comparison of biphasic and monophasic shocks for external defibrillation. *Prehosp Emerg Care* 2000;4:305-13.
12. Callaway CW, Menegazzi JJ. Waveform analysis of ventricular fibrillation to predict defibrillation. *Curr Opin Crit Care* 2005; 11:192-9.
13. Wang J, Weil MH, Tang W, Chang YT, Huang L. A comparison of electrically induced cardiac arrest with cardiac arrest produced by coronary occlusion. *Resuscitation* 2007;72:477-83.

## ABSTRACT

# Comparison of Bio-Signal Characteristics of Ventricular Fibrillation between Animal Cardiac Arrest Model and Human Cardiac Arrest

Shin Ho Lee

*Department of Medicine  
The Graduate School, Yonsei University*

(Directed by Professor Seung Ho Kim)

Ventricular fibrillation is the one of the most common cause of adult sudden cardiac arrest.

So, many researches were accomplished about ventricular fibrillation, but, these researches draw a conclusion from animal study, they could not induce artificial ventricular fibrillation from real patients. Then, there is a doubt whether it is a reasonable to adopt the result from animal study to the clinical practice for real patients. Then, we compared and analyzed the electrocardiography wave form with Histogram of Gradient(HOG) and Autoassociative Multilayer Perceptron(AAMLN) as a pattern analysis model which are the methods be able to mutually compare and analyze electrocardiography wave forms by the characteristics as electrical bio-signal. And

through this, we tried to discover whether there is a difference between ventricular fibrillations from animal models and those from real patients with comparison of ventricular fibrillations achieved from these two groups.

In experiment, after ventricular fibrillation signals of dog were learned by AAMLN, those of dog and those of human were tested by the same AAMLN. and then, we confirmed that the results of input and output through AAMLN were definitely not different. So, we could decided that the characteristics of ventricular fibrillation signals from both dog and human are similar.

Conclusively, the characteristics of electrical signals of animal ventricular fibrillations and those of human ventricular fibrillations are same and we may decide that it is reasonable to adopt the results achieved from animal researches to clinical practice.

---

Key Words : Ventricular fibrillation, Histogram of Gradient, Autoassociative  
Multilayer Perceptron