

## LMS 적응필터를 이용한 직교 함수 기반의 CPR 잡음 제거 알고리즘 설계

임은호<sup>1</sup> · 남동훈<sup>2</sup> · 명현석<sup>3</sup> · 강동원<sup>4</sup> · 전대근<sup>4</sup> · 윤영로<sup>3</sup> · 이경중<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(주)엠아이텍, <sup>2</sup>국민건강보험공단, <sup>3</sup>연세대학교 보건과학대학 의공학부, <sup>4</sup>(주)메디아나

### Design of CPR Artifact Removal Algorithm Based on Orthogonal Function using LMS Adaptive Filter

Eunho Lim<sup>1</sup>, Dong-Hoon Nam<sup>2</sup>, Hyoun-seok Myoung<sup>3</sup>,  
Dong-Won Kang<sup>4</sup>, Dae-Keun Jeon<sup>4</sup>, Young-Ro Yoon<sup>3</sup> and Kyoung-Joung Lee<sup>3</sup>

<sup>1</sup>M.I.Tech Co. Ltd., <sup>2</sup>National Health Insurance Service

<sup>3</sup>Department of Biomedical Engineering, College of Health Science, Yonsei University, <sup>4</sup>Mediana Co. Ltd.

(Manuscript received 1 August 2016; revised 10 October 2016; accepted 11 October 2016)

**Abstract:** This study proposes an algorithm for removal of CPR artifact in order that automated external defibrillator (AED) can effectively diagnose ECG rhythm during cardiopulmonary resuscitation (CPR). Current AED required to interrupt chest compression for reliable rhythm analysis to avoid the effect of artifacts produced by CPR. However even temporarily interruption of chest compression during CPR adversely affects the probability of restoration of spontaneous circulation (ROSC) and survival after the delivery of the shock. Therefore, we proposed a method for removal of CPR artifacts using least mean square (LMS) filter. The removal of the CPR artifacts would enable compressions to continue during AED rhythm analysis, thereby increasing the likelihood of resuscitation success. It was tested on 31 segments of shockable and 300 segments of non-shockable ECG signals recorded from three pigs during CPR. In the result, sensitivity (Se) and specificity (Sp) analysis on the test segments showed values of Se = 3.2%, Sp = 66.0% and Se = 96.8%, Sp = 98.7% in the case of unfiltered and filtered signals during CPR. In conclusion, it was shown that the proposed method can be a useful tool to exactly diagnose the ECG rhythm during the CPR.

**Key words:** out of hospital cardiac arrest (OHCA), cardiopulmonary resuscitation (CPR), automated external defibrillator (AED), least mean square (LMS) filter

## 1. 서 론

본 연구는 병원밖 급성심정지(out-of-hospital cardiac arrest, OHCA) 환자가 발생할 경우 심폐소생술 중에도 체외형 자동 제세동기 장비가 효과적으로 심전도 리듬을 분석

할 수 있도록 심폐소생술에 의해 발생하는 불필요한 간섭파를 제거하는 알고리즘에 관한 연구이다.

미국 심장협회(American Heart Association, AHA)에 따르면 2013년 병원밖 급성심정지 환자의 경우 약 35만 9천명에 달하고 있다[1]. 전문 의료 인력이 없는 병원 외 환경에서는 목격자의 조치에 의해 심정지 환자의 생존 여부가 판가름된다. 따라서 병원밖 급성심정지 환자의 경우 빠른 시간 내에 심폐소생술(cardiopulmonary resuscitation, CPR) 및 체외형 자동 제세동기(automated external defibrillator, AED)의 사용이 필수적이다[2].

심정지가 발생한 환자에게 AED 장비를 사용할 경우 심실세동의 발생 여부를 알아내기 위하여 AED 장비에 의한

Corresponding Author : Kyoung-Joung Lee  
Department of Biomedical Engineering, Yonsei University,  
1 Yonseidae-gil, Heungeop-myeon, Wonju-si, Gangwon-do,  
Korea  
TEL: +82-33-760-2433 / Fax: +82-33-763-1953  
E-mail: lkj5809@yonsei.ac.kr

이 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 기업연계형 연구개발 인력양성사업 과제(N0001130)의 지원을 받아 수행하였음.

심전도 리듬 분석이 이루어진다. 현재 대부분의 AED 장비의 경우 심전도 리듬을 분석하는 동안 심폐소생술에 의한 불필요한 간섭파(CPR 잡음)를 줄이기 위하여 심폐소생술을 중단한 상태에서 심전도 리듬 분석을 시행한다. 문헌에 보고된 바에 의하면 심전도 리듬을 분석하는 데에는 5.2-28.4 초 정도 소요되며, 이 기간에는 심폐소생술이 중단되므로 급성심정지 환자에게는 뇌로 산소 공급이 중단되며 조직 관류가 전혀 이루어지지 않는 상태가 발생한다. 이는 제세동 성공률과 제세동 후 심장기능 회복에 중대한 악영향을 미친다고 보고되고 있다[3]. 따라서 흉부압박 중에도 간섭파에 영향을 받지 않고 신뢰할 만한 심전도 리듬을 분석할 수 있다면 이는 병원밖 급성심정지 환자의 소생률을 높일 수 있으므로 지난 10 여년 동안 이와 관련된 많은 연구가 진행되어왔다[4]. 이중 Li Y 등[5]과 같이 심폐소생술 시 발생하는 간섭파가 포함된 심전도 신호에서 곧바로 심전도 리듬을 분석하는 진단 알고리즘과 관련된 연구가 진행되기도 하였지만 대부분 CPR 잡음을 제거하는 쪽으로 연구가 진행되었다. Eilevstjonn J 등은 Wiener 필터 기반의 MC-RAMP 알고리즘을 제안하였는데 다채널 센서를 이용해야 한다는 단점이 있다[6]. Rheinberger K 등은 혈압 신호를 이용하여 Kalman 필터 기반의 CPR 잡음 제거 방법을 제안하였는데 이는 OHCA 환자에게 카테터를 삽입해야 한다는 단점이 있다[7]. Werther T 등은 Gabor transform을 이용한 알고리즘을 제안하였는데 이 역시 카테터 삽입이 필수적이다[8]. Ruiz DG 등은 추가적인 센서 없이 환자 심전도 신호의 주파수 분석을 통하여 CPR 주파수를 추정한 후 Kalman 필터를 이용하여 CPR 잡음을 제거하였는데 이 경우 성능이 낮은 단점이 있다[9]. Aramendi E 등은 AED 장비의 임피던스 신호를 이용하여 시간에 따라 변하는 흉부압박 주파수를 추정한 후 LMS 적응 알고리즘을 이용하여 CPR 잡음을 제거하였다. 이 경우 추가적인 센서가 없기 때문에 AED 하드웨어 수정이 필요가 없다는 장점이 있지만 추가적인 센서를 이용하여 적응 알고리즘을 적용한 경우보다 성능이 낮다고 보고되고 있다[10]. 기존 대부분의 연구결과들은 민감도의 경우 미국심장협회(AHA)에서 AED shockable 리듬 분석 알고리즘 성능 평가 시 최소한으로 요구되어지는 성능인 90% 이상으로 나타났다. 하지만 특이도의 경우 대부분 85%를 넘지 않았으며, 이는 AHA에서 요구되는 95%보다 낮은 수치를 보여주었다.

CPR 잡음의 경우 시간에 따라 그 특성이 변화하며 주파수 대역이 병원밖 급성심정지 환자에게서 나타나는 shockable / non-shockable 심전도 리듬의 주파수 대역과 겹치기 때문에 CPR 잡음의 특성을 고려하여 단순 고정된 상수를 갖는 필터 보다 적응 필터를 이용하는 것이 더욱 효과적이다.

이에 본 연구에서는 급성심정지 환자가 발생할 경우 심폐

소생술 중에도 효과적으로 심전도 리듬을 분석할 수 있도록 심전도와 단일 채널 센서를 이용하여 적응 필터 기반의 CPR 잡음 제거 알고리즘을 설계하였다. 적응 알고리즘의 경우 효율성과 단순성 때문에 LMS 필터를 선정하였다. 또한 설계한 알고리즘을 shockable / non-shockable 리듬 모두에 적용하여 평가하였다.

## II. 연구 방법

### 1. CPR 잡음 모델링

일반적으로 심폐소생술 시 발생하는 간섭파의 경우 심폐소생술 압박 빈도에 따른 흉부 압박 주파수와 이의 고조파 주파수로 구성된다[9]. 따라서 본 연구에서는 N차 푸리에 급수 (Fourier series)를 기반으로 CPR 잡음을 모델링하였으며 이를 LMS 방법을 이용하여 제거하였다.

#### (1) 압박 주파수

시간에 따라 변화하는 흉부 압박 주파수의 경우 가속도 신호를 2번 적분하여 유도된 그림 1(a)의 compression depth (CD) 신호로부터 획득할 수 있다. 흉부 압박을 수행할 때마다 CD 신호는 국소 최솟값(instant marker)을 가지며 이는 환자의 흉부가 최대 압박됨을 의미한다. 또한, 시간에 따라 변화하는 압박 주파수와 위상 변화는 연속적인 흉부압박 간 시간의 차이를 이용하여 식(1)과 식(2)와 같이 나타낼 수 있다. ( $i$ 의 경우  $i$  번째 흉부 압박 시점을 의미한다.)

$$f_i = \frac{1}{T_s(n_{i+1}-n_i)} = \frac{f_s}{\Delta n_i}, \quad n_i \leq n < n_{i+1} \quad \text{식(1)}$$

$$\phi_i(n) = 2\pi f_s(n - n_i) + i2\pi, \quad n_i \leq n < n_{i+1} \quad \text{식(2)}$$

#### (2) CPR 잡음 모델

본 연구에서는 N차 푸리에 급수를 기반으로 시간에 따라 진폭과 위상이 변화하는 CPR 잡음을 모델링하였다. 따라서

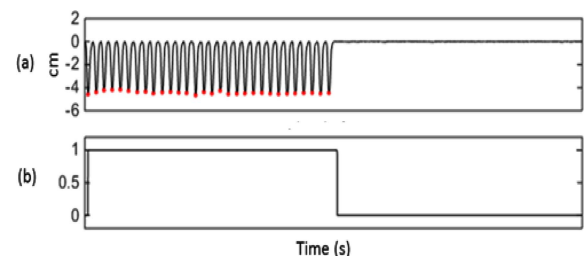


그림 1. 기준 신호 구성 요소. (a) 압박 깊이 및 국소 최솟값 (instant marker), (b) 흉부압박 유무를 나타내는 진폭 인자.

Fig. 1. The reference signal factor. (a) Compression depth and local minimum (instant marker), (b) Amplitude factor for distinction between the chest compression and the pause.

CPR 잡음 성분의 경우 흉부 압박 주파수를 기본 주파수로 갖고 이의 N차 고조파 주파수의 합을 갖는 준주기적인 신호로 식(3)과 같이 모델링 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{s}_{comp}(n) &= \sum_{k=1}^N c_k(n) \cos(k\varnothing(n) + \theta_k(n)) \\ &= \sum_{k=1}^N a_k(n) \cos(k\varnothing(n)) + b_k(n) \sin(k\varnothing(n)) \end{aligned} \quad \text{식(3)}$$

시간에 따라 변화하는 각 고조파들의 진폭과 위상 [ $c_k(n)$ ,  $\theta_k(n)$ ]의 경우 적응 필터에 의해 예측되어지며 이는 동상성분과 이상성분의 필터 계수 [ $a_k(n)$ ,  $b_k(n)$ ]로 표현된다.

흉부압박의 경우 인공호흡 구간 시 잠시 동안 중지를 한다. 흉부 압박을 중지하였을 경우 심전도에 CPR에 의한 간섭파가 첨가되지 않기 때문에 LMS 적응 알고리즘을 이용하여 CPR 잡음을 제거할 필요가 없다. 따라서 본 연구에서는 그림 1(b)와 같이 0과 1로 구성된  $A(n)$  이라는 요소를 이용하여 CPR 잡음 모델링 시 흉부 압박의 유무를 고려하였다. 즉,  $A(n)$ 의 경우 흉부 압박을 수행 시 값이 1이 되며 중지 시 값이 0이 된다. 따라서 최종적으로 흉부 압박 시 발생하는 CPR 잡음의 모델은 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{s}_{cpr}(n) = A(n) \cdot \hat{s}_{comp}(n) \quad \text{식(4)}$$

(3) 적응 잡음 제거 방법

그림 2는 심전도 신호에서 CPR 잡음을 모델링하여 LMS 방법으로 CPR 잡음을 제거하는 전체적인 블록도를 나타낸다. 입력 심전도 신호( $ECG_{IN}$ )는 관측 되는 심전도 신호로 심폐소생술에 의한 간섭파의 영향을 받는다. 1.2 절에서 설명된 모델링 과정에 따라 CPR 잡음( $\hat{s}_{cpr}$ )은 적응 필터를 통해 자동으로 예측되며 이를 입력 심전도 신호에서 제거함으로써 CPR 잡음이 제거된 심전도 신호( $ECG_{filtered}$ )만을 생성할 수 있다. 입력 심전도 신호 이외에 LMS 적응 필터의 필수 요소인 기준신호는 CD 신호의 연속적인 압박 시점 정보를 통하여 계산할 수 있다. 시간에 따라 변화하는 N차 고조파의 동상성분 필터계수(in-phase coefficients),  $a_k(n)$ 와 이상성분 필터계수(quadrature coefficients),  $b_k(n)$ 는 시간 n에서 식(5)와 (6)과 같이 행벡터로 정리하였다.

$$a(n) = [a_1(n), \dots, a_N(n)]^T \quad \text{식(5)}$$

$$b(n) = [b_1(n), \dots, b_N(n)]^T \quad \text{식(6)}$$

또한, 흉부 압박 유무와 압박 위상을 고려한 N차 고조파에서의 동상성분 기준 신호(in-phase reference signal)와 이상성분 기준 신호(quadrature reference signal)의 경우 식(7)과 (8)과 같이 행벡터로 정리하였다.

$$s_I(n) = A(n) [\cos(\varnothing(n)), \dots, \cos(N\varnothing(n))] \quad \text{식(7)}$$

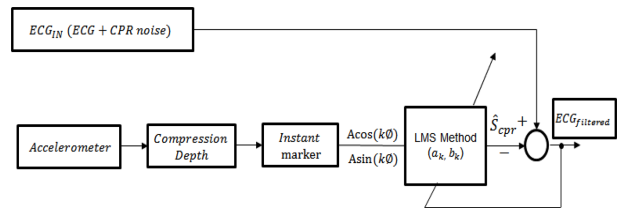


그림 2. CPR 잡음 제거 알고리즘 블록도. Fig. 2. Block diagram for removal of CPR artifact algorithm.

$$s_Q(n) = A(n) [\sin(\varnothing(n)), \dots, \sin(N\varnothing(n))] \quad \text{식(8)}$$

따라서, 필터 계수와 기준신호를 이용한 CPR 잡음 모델의 경우 식(9)와 같이 계산할 수 있다. 또한, 식(10)과 같이 모델링 된 값을 입력 심전도 신호에서 제거함으로써 심폐소생술을 하는 도중에서 심전도 리듬 분석 가능한 심전도 신호를 추정할 수 있다.

$$\hat{s}_{cpr}(n) = s_I(n)a(n) + s_Q(n)b(n) \quad \text{식(9)}$$

$$ECG_{filtered}(n) = ECG_{IN}(n) - \hat{s}_{cpr} \quad \text{식(10)}$$

본 연구에서는 LMS 방식을 이용하여 동상성분(in-phase component)과 이상성분(quadrature component)의 필터 계수를 갱신하였으며 이는 식(11)과 식(12)와 같다.

$$a(n+1) = a(n) + 2ECG_{filtered}(n) \cdot M \cdot s_I^T(n) \quad \text{식(11)}$$

$$b(n+1) = b(n) + 2ECG_{filtered}(n) \cdot M \cdot s_Q^T(n) \quad \text{식(12)}$$

$$\begin{bmatrix} M = \text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_N) \\ \mu_k = \frac{1}{k} \mu_0, \quad k = 1, \dots, N \end{bmatrix} \quad \text{식(13)}$$

이때, 식(13) M의 경우 각 고조파에서의 LMS 알고리즘 스텝 크기  $\mu_k$ 의 대각 행렬을 의미한다. 스텝의 크기  $\mu_k$ 는 적응필터의 가중치를 업데이트하는 간격에 대한 상수 값이다.  $\mu_k$  값에 따라 업데이트하는 간격이 변하며 알고리즘의 안정성에 영향을 미치므로 실험을 통하여 결정하였다( $\mu_0 = 5 \times 10^{-3}$ ).

2. AED shockable 리듬 진단 알고리즘

본 연구에서 사용한 AED shockable 리듬 진단 알고리즘은 두 가지 특징추출 과정과 SVM분류기를 이용한 shockable / non-shockable 리듬 진단 과정으로 구성되어있다. SVM 분류기를 사용하기 위한 특징추출 방법으로는 이산 웨이블릿 변환(discrete wavelet transform, DWT)을 이용한 특징 추출 방법과 주파수 영역 분석을 이용한 특징을 추출 방법을 사용하였다.

(1) DSC Method, DSC

DSC Method의 경우 처리속도가 빠른 ‘Haar’(모 웨이블

릿) 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 신호를 재구성하는 전처리부와 재구성된 신호에 문턱치를 적용하여 특징을 추출하는 두 과정으로 구성된다[11].

전처리부에서는 원신호로부터 특징 추출에 필요한  $A_{sub}$  신호를 생성한다.  $A_{sub}$  신호의 경우 특정 주파수 대역을 부각시켜 shockable 리듬과 non-shockable 리듬의 차이를 강조하기 위해 재구성한 신호로서 ‘Haar’ 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 식(14)와 같이 두 번째 레벨의 저주파 성분과 네 번째 레벨의 저주파 성분을 조합하여 7.8~31.3Hz (250Hz 샘플링을 기준)의 주파수 대역을 가진다.

$$A_{sub} = A_2 - A_4 \tag{14}$$

$A_{sub}$  신호를 이용한 특징추출 방법은 다음과 같다. 먼저  $A_{sub}$  신호를 1초 단위로 분할한 후 n번째 세그먼트의 최대값  $\max(A_n)$ 과 최소값  $\min(A_n)$ 을 구한다.  $\max(A_n)$ 과  $\min(A_n)$ 의 차이가 0.2 mv 보다 클 경우 절댓값이 더 큰 값을 선택하고 가중치 0.2를 곱하여 n번째 세그먼트의 문턱치  $TH_n$ 을 선정한다. 그리고 n 번째 세그먼트의 샘플( $A_n$ )과  $TH_n$ 을 비교하여 식(15)와 같이  $TH_n$ 이 양수일 경우  $TH_n$ 보다 큰 샘플 수, 음수일 경우  $TH_n$ 보다 작은 샘플 수인  $D_n$ 을 계산한다.

$$D_n = \begin{cases} f(A_n > TH_n), & \text{if } TH_n \geq 0 \\ f(A_n < TH_n), & \text{if } TH_n < 0 \end{cases} \tag{15}$$

최종적으로 식(16)과 같이  $D_n$ 의 평균을 특징  $DSC$ 로 추출한다.

$$DSC = \frac{1}{x} \sum_{n=1}^x D_n \tag{16}$$

DSC Method의 경우 non-shockable 리듬에서의  $DSC$  값이 shockable 리듬에서의  $DSC$  값보다 작게 나타난다.

(2) VF Filter Leakage Method,  $l$

VF Filter Leakage Method는 주파수 영역 분석을 이용하여 특징을 추출하는 방법이다[12]. 이는 shockable 리듬이 non-shockable 리듬보다 정현파에 가까운 리듬이라는 정보를 기반으로 한다. 신호의 반주기를 추정하여 원신호와 반주기 지연된 신호를 더하면 정현파 신호에 대해 대역저지필터가 적용된다. 특징  $l$ 은 식(17)과 같이 원신호에 대역저지필터를 적용한 후 잔여 신호를 이용하여 계산된다.  $V_i$ 는  $i$  번째 샘플,  $N$ 은 추정된 반주기,  $m$ 은 데이터의 길이를 나타낸다.

$$l = \frac{\sum_{i=1}^m |V_i + V_{i-N}|}{\sum_{i=1}^m (|V_i| + |V_{i-N}|)} \tag{17}$$

대역저지 필터를 통과한 후 잔여 신호의 경우 shockable 리듬에서의 특징  $l$  값이 non-shockable 리듬에서의  $l$  값보다 작게 나타난다.

(3) SVM 분류기

본 연구에서는 5초의 윈도우 길이로 오버랩 없이 심전도에서 두 가지 특징을 추출한 후 SVM 분류기에 적용하여 심전도 리듬을 shockable / non-shockable 리듬으로 분류하였다. SVM의 커널함수로는 radial basis function(RBF)을 선택하였으며 커널의 폭인  $\sigma$ 와 분류 오류의 허용범위를 나타내는 상수  $C$ 는 실험적으로 결정하였다( $\sigma = 1, C = 10$ ). 또한 알고리즘 성능 평가를 위한 SVM 분류기 훈련의 경우 MIT-BIH Arrhythmia Database (MITDB), Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database (CUIDB), American Heart Association Database (AHADB)의 심전도 데이터를 이용하였다[13].

3. 성능 평가 방법

CPR 잡음 제거 알고리즘의 목적은 심폐소생술을 수행하는 도중에 AED가 신뢰할 만한 진단을 할 수 있도록 도움을 주는 것이다. 따라서 본 연구에서는 CPR 잡음 제거 알고리즘에 대한 성능 평가를 2절에서 설명한 AED shockable 리듬 진단 알고리즘을 이용하여 시행하였다. AED shockable 리듬 진단 알고리즘을 통해 진단한 심전도 리듬 결과와 이를 심폐소생술 전후의 리듬(의사에 의하여 주석(annotation)된 리듬으로 판단 기준이 됨)과 비교하여 CPR 잡음 제거 전과 후의 민감도(sensitivity, Se)와 특이도(specificity, Sp)를 계산하여 성능을 정량적으로 평가하였다.

III. 실험 결과

1. 연구대상

본 연구에서는 체중 70~85 kg의 돼지 3마리에 심폐소생술을 수행함으로써 실험 데이터를 획득하였고 그림 3은 그중 하나의 예시이다. 돼지 모델의 경우 심장의 크기, 혈압, 심박수가 인간의 것과 유사하기 때문에 병원밖 급성심정지 환자를 모의실험하기에 적합하다[14]. 아세프로마진(Acepromazine)과 메데토미딘(Medetomidine)을 근육주사 후 알파살론 약물(Alfaxalone)을 정맥주사로 마취를 유도하였으며, 이소프로렌(Isoflurance)을 흡입마취를 통해 지속 주입하여 마취를 유지하였다. 심실세동의 경우 좌측 경정맥을 노출하여 pacing lead를 우심실에 장착한 후 심박조율 도구를 이용하여 30 mA의 교류(15-25 V, 60Hz)를 인가함으로써 전기적으로 유발하였다. 심전도 패드와 가속도계를 부착 후 병원밖 급성심정지 환자를 묘사하기 위하여 정상 심전도 리듬,



그림 3. 돼지 동물실험 환경.  
Fig. 3. Experimental environment for pig.

표 1. 성능 평가를 위한 돼지 동물실험 데이터 구성.  
Table 1. Pig data set for performance evaluation.

Rhythm		Segment	Length (s)
Shockable	VF	31	10s (0-5s: CPR O / 5-10s: CPR X)
	NSR	150	10s (0-5s: CPR O / 5-10s: CPR X)
Non-shockable	ASY	150	10s (0-5s: CPR O / 5-10s: CPR X)

심실세동 리듬, 심장무수축 리듬에 각각 심폐소생술을 실시함으로써 심폐소생술 잡음이 포함된 심전도 리듬을 획득하였다. 이때, 심폐소생술은 미국심장협회 2015 심폐소생술 지침(American Heart Association 2015 CPR guideline)에 따라서 좌측 늑골-흉골 접합부 부분에 메트로놈에 맞춰 분당 100-120회의 압박을 실시하였다. 데이터는 상용화 중인 제세동기(D500, MEDIANA, Korea)에 추가적으로 가속도 모듈을 동기화 시켜 250Hz의 샘플링 율과 12bit 분해능으로 획득하였으며 이를 SD 카드를 통해 저장하였다. 데이터는 MATLAB (MathWorks Inc. USA)을 이용하여 오프라인에서 분석 및 평가하였다. 전임상 실험을 통해 획득한 데이터는 표 1과 같으며 이를 이용하여 본 연구에서 설계한 CPR 잡음 제거 알고리즘의 성능을 평가하였다. 데이터는 총 300개의 non-shockable (150: NSR / 150: ASY) 리듬과 31개의 shockable (31: VF) 리듬으로 구성되었으며 각 데이터는 심폐소생술에 의한 간섭파를 포함한 신호 데이터 5초, 심폐소생술을 중지한 상태에서 획득한 신호 데이터 5초로 재구성하였다.

2. CPR 잡음 특성 결과

일반적으로 심폐소생술 시 발생하는 간섭파의 경우 연구

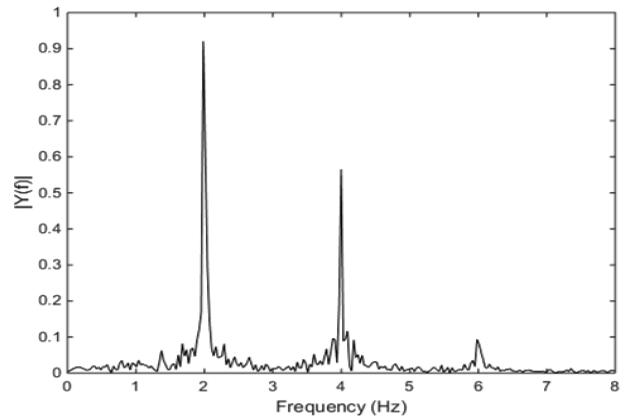


그림 4. CPR 잡음 주파수 분석.  
Fig. 4. Frequency analysis of CPR artifacts.

방법에서 설명된 것과 흉부 압박 주파수를 기본 주파수로 갖고 이의 고조파 주파수의 합을 갖는 준주기적인 신호로 가정한다. 그림 4는 CPR 잡음의 특성을 알아보기 위하여 분당 120회의 흉부압박을 수행하는 과정에서 획득한 asystole 리듬의 주파수 분석을 시행한 결과이다. 그 결과 본 실험에서 사용한 돼지 모델 역시 심폐소생술 압박 빈도 (120 cpm)에 따른 CPR 주파수 (2Hz)와 이의 3차 고조파 주파수로 구성되는 것을 확인할 수 있었고 이를 LMS 적응 필터 기반의 CPR 잡음 제거 알고리즘 설계 과정에 반영하였다.

3. CPR 잡음 제거 예시

그림 5 ~ 그림 7은 LMS 적응 알고리즘을 이용하여 CPR 잡음을 제거한 후 AED shockable 리듬 진단 알고리즘으로 리듬 분석한 예시를 나타낸다. 각 그림의 (a), (b), (c)는 각각 CPR 잡음을 포함한 심전도 리듬( $ECG_{IN}(ECG+CPR\ noise)$ ), CPR 잡음을 제거한 심전도 리듬(Filtered ECG), CPR 잡음 모델( $\hat{S}_{cpr}$ )을 의미한다. 또한 모든 예시들은 CPR 잡음 모델링 및 적응 알고리즘 과정에서 사용되는 차수(N)와 스텝 크기( $\mu_0$ )가 각각  $N = 3$ ,  $\mu_0 = 5 \times 10^{-3}$ 인 경우의 결과이다.

그림 5의 정상 심전도 리듬(normal sinus rhythm, NSR)과 그림 6의 심장 무수축(asystole, ASY) 리듬의 경우 간섭파 제거 전,후 모두 정확하게 non-shockable 리듬으로 진단하였다. 반면에 그림 7의 shockable 리듬인 심실세동(ventricular fibrillation, VF)의 경우 심폐소생술 시 발생하는 간섭파의 영향으로 CPR 잡음 제거 전에는 non-shockable 리듬으로 잘못 분석하였지만 CPR 잡음 제거 후에는 shockable 리듬으로 정확하게 분석하였다.

4. 알고리즘 성능 평가

표 2는 본 연구에서 설계한 CPR 잡음 제거 알고리즘의

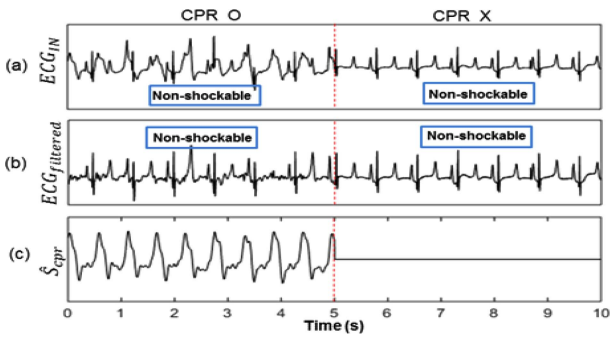


그림 5. 정상 심전도 리듬에서의 CPR 잡음 제거 결과 예시. (a) CPR 잡음을 포함한 심전도 신호, (b) 필터링된 심전도 신호, (c) CPR 잡음 모델.

Fig. 5. Example of suppression of a CPR artifact from normal sinus rhythm. (a)  $ECG_{IN}$ (ECG+CPR noise) signal, (b) Filtered ECG signal, (c) CPR artifact model.

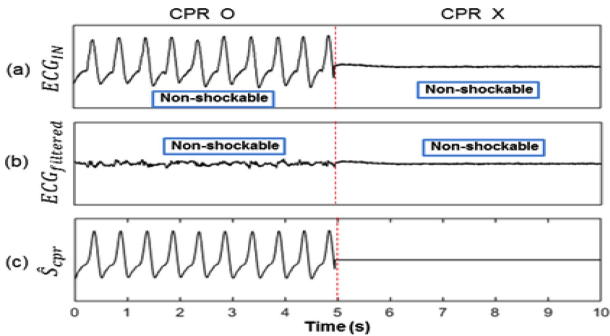


그림 6. 심장무수축 리듬에서의 CPR 잡음 제거 결과 예시. (a) CPR 잡음을 포함한 심전도 신호, (b) 필터링된 심전도 신호, (c) CPR 잡음 모델.

Fig. 6. Example of suppression of a CPR artifact from asystole rhythm. (a)  $ECG_{IN}$ (ECG+CPR noise) signal, (b) Filtered ECG signal, (c) CPR artifact model.

성능을 정량적으로 평가하기 위하여 민감도(sensitivity, Se)와 특이도(specificity, Sp)를 계산한 결과이다. 우선 AED shockable 리듬 진단 알고리즘을 돼지 데이터에 적용했을 시 성능을 평가하기 위하여 심폐소생술을 중지한 상태에서 알고리즘의 민감도와 특이도를 구하였는데 모두 100%가 나와 신뢰성을 확인하였다. 본 연구에서 설계한 CPR 잡음 제

표 2. LMS 적응 필터 전 / 후의 성능 평가 결과.

Table 2. The result of performance evaluation of before and after LMS filtering.

	During CPR		Without CPR	
	Se(%)	Sp(%)	Se(%)	Sp(%)
	Shockable	Non-shockable	Shockable	Non-shockable
	VF	total (NSR, ASY)	VF	total (NSR, ASY)
without filter	3.2	66.0	100	100
LMS filter	96.8	98.7	100	100

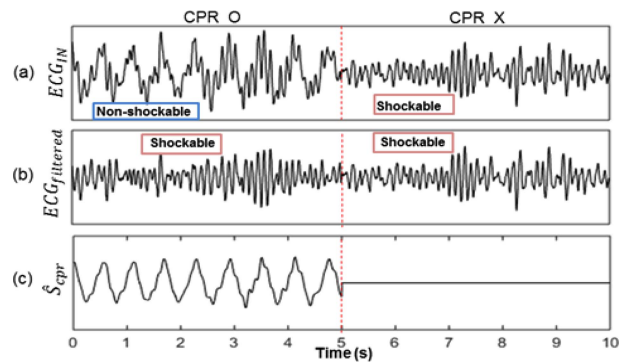


그림 7. 심실세동 리듬에서의 CPR 잡음 제거 결과 예시. (a) CPR 잡음을 포함한 심전도 신호, (b) 필터링된 심전도 신호, (c) CPR 잡음 모델.

Fig. 7. Example of suppression of a CPR artifact from ventricular fibrillation rhythm. (a)  $ECG_{IN}$ (ECG+CPR noise) signal, (b) Filtered ECG signal, (c) CPR artifact model.

거 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 심폐소생술을 수행하는 과정에서 CPR 잡음 제거 알고리즘 적용 전,후의 민감도와 특이도를 비교하였다.

Shockable 리듬을 shockable 리듬으로 올바르게 진단하는지 평가한 민감도의 경우 LMS 알고리즘 적용 전,후 각각(3.2% / 96.8%)의 결과를 얻었다. Non-shockable 리듬을 non-shockable 리듬으로 정확히 진단하는지 평가한 특이도의 경우 정상 심전도 리듬과 심장무수축 리듬 전체에 대해서 LMS 알고리즘 적용 전,후 각각(66.0% / 98.7%)의 결과가 나왔다.

#### IV. 고찰 및 결론

본 연구에서는 LMS 적응 알고리즘을 이용하여 심폐소생술 과정에서 발생하는 CPR 잡음을 제거하는 알고리즘을 설계하고 이를 평가하였다. 설계된 알고리즘은 흉부압박 주파수 계산 과정, CPR 잡음 모델링 과정, LMS 적응 필터를 이용한 CPR 잡음 제거 과정으로 구분된다. 흉부 압박 주파수는 Compression depth 신호를 이용하여 흉부 압박에 따른 국소 최솟값을 검출함으로써 획득하였다. CPR 잡음의

표 3. 본 연구와 기존 관련 연구 간의 결과 비교.

Table 3. Comparison of the results of this work with other researches.

Authors	Method	Sensitivity(%)	Specificity(%)
Li Y et al. [5]	Direct analysis	93.3	88.6
Eilevstjonn J et al.[6]	MC-RAMP	96.7	79.9
Rheinberger K et al. [7]	kalman	SNR improvement	
Werther T et al. [8]	STFT	SNR improvement	
Ruiz DG et al. [9]	kalman	90.1	80.4
Aramendi E et al. [10]	LMS	95.4	86.3
This study	LMS	96.8	98.7

경우 푸리에 급수를 이용하여 압박 주파수를 중심 주파수로 갖는 정현파 신호로 모델링 하였으며 LMS 적응 필터를 이용하여 CPR 잡음을 제거하였다. AED shockable 리듬 진단 알고리즘의 경우 이산 웨이블릿 변환을 이용한 특징 DSC와 주파수영역 분석을 이용한 특징  $l$  을 추출하였다. 선택된 특징을 support vector machine (SVM)에 적용하여 심전도 리듬을 shockable/non-shockable 리듬으로 분류하였다. 평가를 위해 설계된 알고리즘을 전임상 심전도 데이터에 적용하였다. 5초의 윈도우에서 추출한 2개의 특징을 이용하여 심폐소생술을 수행하는 과정에서 CPR 잡음 제거 전, 후의 민감도와 특이도를 비교하였다. shockable 리듬을 올바르게 진단하였는지 평가하는 민감도의 경우 CPR 잡음 제거 전, 후 각각 3.2%와 96.8%의 결과가 나왔으며 non-shockable 리듬을 올바르게 진단하였는지 평가하는 특이도의 경우 CPR 잡음 제거 전, 후 각각 66.0%와 98.7%의 결과가 나왔다.

LMS 적응 알고리즘을 이용하여 CPR 잡음을 제거하기 전 민감도가 유난히 낮은 것을 확인할 수 있었다. 그 이유는 AED shockable 리듬 진단 알고리즘의 경우 CPR 잡음을 주기적으로 발생하는 160bpm 이하의 심전도 리듬으로 해석하기 때문에 shockable 리듬인 심실세동의 경우 CPR 잡음을 제거하지 않는다면 non-shockable 리듬으로 잘못 분석하는 결과를 보였다. 표 2의 결과를 통해 AED shockable 리듬 진단 알고리즘의 성능이 CPR 잡음을 제거 후에 크게 상승하는 것을 확인할 수 있었으며 이는 본 논문의 목적인 심폐소생술 중에도 체외형 자동 제세동기 장비가 효과적으로 심전도 리듬을 분석할 수 있다는 것을 의미한다.

본 연구에서 제안한 LMS 적응 필터 기반의 CPR 잡음 제거 알고리즘의 경우 CPR 잡음 제거 후 성능 평가 결과 민감도 96.8%와 특이도 98.7%가 나왔다. 이는 미국심장협회에서 권장하는 자동제세동기의 성능인 90% 이상의 민감도, 95% 이상의 특이도를 만족할 뿐만 아니라 표 3과 같이 다른 연구들과 비교하였을 경우보다 높은 성능을 보였다. 하지만 본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능과 기존 연구에서

제안한 알고리즘의 성능을 직접적으로 비교하기에는 평가에 사용한 데이터의 종류와 개수가 다르고 AED shockable 리듬 진단 알고리즘 역시 다르기 때문에 어려움이 있다. 기존 연구들은 많은 수의 OHCA 환자 데이터 또는 여러번의 전임상 실험을 통해 획득한 많은 양의 데이터 개수를 가지고 성능 평가를 하였다. 하지만 본 연구에서 나온 성능 평가 결과(Se: 96.8%, Sp: 98.7%)는 세 번의 전임상 실험을 통해 획득한 제한된 데이터 갯수를 가지고 평가하였다는 약점이 있다. 그렇지만 본 연구에서는 다채널의 센서와 카테터를 사용하지 않고 OHCA 환자 흉부에 부착 가능한 단일 채널의 가속도 센서만을 사용하였기에 강점이 있다. 또한 다른 적응 알고리즘보다 계산량은 적지만 충분히 높은 성능을 보이는 LMS 적응 필터를 이용하여 CPR 잡음 제거 알고리즘을 설계하였다는 강점이 있다. 뿐만 아니라 설계된 알고리즘을 non-shockable / shockable 리듬 모두에 적용해보았으며 그 유효성을 확인하였기에 의미가 있다고 판단된다. 추후 연구를 통해 본 연구를 더욱 개선시킨다면 이는 병원밖 급성 심정지 환자의 소생률을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

## References

- [1] Go AS, "Heart Disease and Stroke Statistics-2013 Update", *American Heart Association*, 2013.
- [2] Herlitz J, Bång A, Holmberg M, Axelsson, Å, Lindkvist, J and Holmberg S, "Rhythm changes during resuscitation from ventricular fibrillation in relation to delay until defibrillation, number of shocks delivered and survival", *Resuscitation*, vol. 34, no. 1, pp. 17-22, 1997.
- [3] Snyder D and Morgan C, "Wide variation in cardiopulmonary resuscitation interruption intervals among commercially available automated external defibrillators may affect survival despite high defibrillation efficacy", *Critical care medicine*, vol. 32, no. 9, pp. 421-424, 2004.
- [4] Ruiz DG, Sofia, Irusta U, Ruiz J, Ayala U, Aramendi E, and Eftestøl T, "Rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation: past, present, and future", *BioMed research international*, 2014.
- [5] Li Y, Bisera J, Geheb F, Tang W and Weil MH, "Identifying

- potentially shockable rhythms without interrupting cardiopulmonary resuscitation”, *Critical Care Medicine*, vol. 36, no. 1, pp. 198-203, 2008.
- [6] EilevstjØnn J, EftestØl T, Aase SO, Myklebust H, HusØy JH and Steen PA, “Feasibility of shock advice analysis during CPR through removal of CPR artefacts from the human ECG”, *Resuscitation*, vol. 61, no. 2, pp. 131-141, 2004.
- [7] Rheinberger K, Steinberger T, Unterkofler K, Baubin M, Klotz A and Amann A, “Removal of CPR artifacts from the ventricular fibrillation ECG by adaptive regression on lagged reference signals”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 1, pp. 130-137, 2008.
- [8] Werther T, Klotz A, Kracher G, Baubin M, Feichtinger HG, Gilly H and Amann A, “CPR artifact removal in ventricular fibrillation ECG signals using gabor multipliers”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 2, pp. 320-327, 2009.
- [9] Ruiz DG, Ruiz J, Irusta, U, Aramendi E, EftestØl T and Kramer-Johansen J, “A method to remove CPR artefacts from human ECG using only the recorded ECG”, *Resuscitation*, vol. 76, no. 2, pp. 271-278, 2008.
- [10] Aramendi E, Ayala, U, Irusta, U, Alonso E, EftestØl T and Kramer-Johansen, J, “Suppression of the cardiopulmonary resuscitation artefacts using the instantaneous chest compression rate extracted from the thoracic impedance”, *Resuscitation*, vol. 83, no. 6, pp. 692-698, 2012.
- [11] Nam DH, Kang DW, Myoung HS and Lee KJ, “Detection Method for Shockable Rhythm Based on a Single Feature”, *Electronics Letters*, vol. 52, no. 9, pp. 686-688, 2016.
- [12] Kuo S and Dillman R, “Computer detection of ventricular fibrillation”, *Computers in Cardiology*, pp. 2747-2750, 1978
- [13] Goldberger A L, Amaral LA, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PC, Mark RG and Stanley HE, “Physiobank, physiotookit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals”, *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. 215-220, 2000.
- [14] Grundler WG, Weil MH, Miller JM and Rackow EC, “Observations on colloid osmotic pressure, hematocrit, and plasma osmolality during cardiac arrest”, *Critical Care Medicine*, vol. 13, no. 11, pp. 895-896, 1985.