

평활화 스플라인 연산과 형태학 연산을 이용한 기저선 변동 잡음 제거

백승관*, 최창훈°, 김정홍*

Removing Baseline Drift from ECG Signal Using Smoothing Spline and Morphology Operation

Seung-Gwan Back*, Chang-Hoon Choi°, Jeong-Hong Kim*

요약

심전도 신호에 있는 저주파 잡음 성분은 기저선 변동을 일으킨다. 본 논문에서는 기저선 변동이 있는 심전도 신호에 대하여 형태학 연산과 평활화 스플라인 연산을 사용하여 기저선 변동 잡음을 제거하였다. 형태학 연산만 이용하여 기저선 변동 잡음을 제거하는 경우, 사용한 구조요소에 따라 원 신호의 특징점 정보를 손상시킬 수 있다. 형태학 연산의 단점을 해결하기 위하여, 형태학 연산 후 평활화 스플라인 연산을 적용하였다. ECG 신호 처리를 위한 기존의 형태학 연산을 이용한 방법과 본 논문에서 제안된 방식을 MIT/BIH 데이터베이스에서 제공하는 심전도 임상 데이터에 각각 적용하여 비교하였다. 실험을 통해 본 논문에서 제안된 방식이 기존 방식보다 원신호에 대한 데이터 왜곡도가 낮음을 확인하였다.

Key Words : Baseline Drift, ECG Signal, Smoothing Spline, Morphology

ABSTRACT

Low frequency noise components causes the baseline drift in the ECG signals. In this paper, a morphological operation and smoothing spline technique are used for ECG signal processing in order to accomplish baseline correction. Removing the baseline drift from ECG signal using morphology operation, the feature of original signal may be distorted. To resolve this distortion problem, we applied a smoothing spline operation after morphology operation. In order to compare with existing morphology operation method for baseline correction, we apply proposed method to ECG data in MIT/BIH database. Compared to other existing method, our proposed method achieved low data distortion on the original signal.

I. 서론

심전도 신호는 피부에 배치된 전극을 통해 일정 기간 동안 심장의 전기적 활동을 전기적으로 기록한 것으로서, 심장의 상태를 간접적으로 확인할 수 있는 가

장 보편적인 방법이다.

ECG 신호 측정 시 발생하는 여러 가지 잡음들은 컴퓨터를 이용하여 자동으로 심장 질병을 분석할 때 오류를 유발 할 수 있다. ECG 신호 잡음에는 전력선 간섭, 전극 접촉 잡음, 움직임 왜곡, 근육 수축, 기저선

* First Author : Kyungpook National University The Graduate School Department of Computer Information, happy9207@knu.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Kyungpook National University Department of Computer Software, hoon@knu.ac.kr, 정회원

* Kyungpook National University School of Computer Science, jhk@knu.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2016-09-266, Received September 21, 2016; Revised December 10, 2016; Accepted December 19, 2016

변동 등의 다양한 잡음들이 있다. 이러한 잡음 중에서도 기저선 변동은 전극을 부착한 부위의 근육 수축과 호흡의 리듬에 따라서 발생하게 되며, 기저선의 상하로 나타나는 불규칙한 변동을 유발한다.

기저선 변동 잡음은 심전도의 ST 세그먼트 영역과 비슷한 주파수 대역을 가지므로, 기저선 변동을 일으키는 잡음 제거를 위해서 심전도에서 저주파수 성분을 제거 할 경우 심전도 신호의 고유한 저주파 성분도 함께 제거되어 ST 세그먼트에 왜곡이 발생 할 수 있다.^[1]

기저선 변동을 제거하기 위해 사용하는 방법은 FIR/IIR 고역 통과 필터, 보간법(Interpolation), 메디안(Median)필터, 적응(Adaptive)필터, 웨이블릿(Wavelet), 형태연산(Morphological Operation) 등이 있다. 고역 통과 필터(High-pass Filter)는 특정 컷오프 주파수(cutoff frequency)보다 높은 주파수 신호를 통과시켜 컷오프 주파수보다 낮은 주파수로 신호를 감쇠시킨다. 저주파수 대역을 제거할 때 ST-T 세그먼트의 왜곡을 발생 시킬 수 있다는 단점이 있다.^{[2],[3]} 보간법(Interpolation)은 심전도 상에서 Iso-Electric Line 지점을 검출하여 기저선 변동을 추정하고 이를 제거한다. 신호의 주파수 성분에 영향을 주지 않아 왜곡 없이 기저선 변동 잡음을 제거할 수 있지만, 기준점을 정확히 찾지 못한 경우 오류가 발생되며, 기저선 변동을 추정하기 위해 많은 연산양이 필요하다.^[4] 메디안(Median) 필터는 본래 고주파 잡음 성분을 제거하기 위해 사용되는 필터이나, 이를 역이용 하여 저주파 성분을 추정하여 기저선 변동 잡음을 추정하여 제거한다. 적응(Adaptive) 필터는 LMS(Least Mean Square) 알고리즘에 기초를 둔 적응 필터 방법이나 LMS의 변형된 방법인 ALE(Adaptive Line Enhancement) 방법이 사용된다. 적응 필터 방법을 사용하기 위해선 기준(Reference) 신호가 필요하며 이 기준 신호와 주 입력 신호의 오차가 최소화 되도록 가중치 값을 조정하여 잡음 성분을 제거한다. 하지만 LMS 알고리즘에 기초를 둔 필터 방법은 기준(Reference) 신호를 찾기 힘들고, 대안인 ALE 방법의 경우 주된 노이즈 성분을 제거하긴 하나 신호의 왜곡을 발생 시킬 수 있다.^[5] 웨이블릿 변환은 입력된 신호를 모함수를 이용하여 고주파와 저주파로 나누어 원하는 주파수 대역에서 변환된 신호를 분석할 수 있는 다해상도(multi-resolution) 알고리즘으로 시간-주파수 영역에서 매우 우수한 분석 성능을 갖는 장점이 있다. 웨이블릿 변환의 주파수 분할 특성은 모함수의 종류에 따라 달라지며, 이러한 모함수를 찾기 어렵다는 단점이 있다.^{[2],[6]} 형태학 연산은

지금 까지 제시된 다른 방식들과는 달리 파형의 형태를 고려하여 기저선 변동잡음을 일으키는 파형을 찾기 때문에 많은 논문에서 연구 중이다.^[11]

본 논문에서는 기저선 변동 잡음을 포함하고 있는 심전도 신호에 대하여 형태학 연산과 평활화 스플라인 연산을 이용하여 기저선 변동 잡음을 제거하는 방법을 제안하였다. 형태학 연산만 적용하였을 경우 심전도 신호에 적절한 구조요소를 설계하기 어렵기 때문에, 기저선 변동 파형은 계단 형태로 나타난다. 이를 해결하기 위해서 평활화 스플라인 연산을 적용하여 계단 형태의 기저선 변동 파형을 평활화 시켰다. 제안한 알고리즘의 성능은 MIT/BIH 데이터베이스에서 제공되는 심전도 임상 데이터를 이용하여 실험하는 것으로 평가해보았고, 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우보다 왜곡이 덜 발생하였음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 심전도 신호에 대하여 기술하고, III장에서는 제안한 심전도 신호의 기저선 변동 잡음 제거 알고리즘을 설명한다. IV장을 통해 MIT-BIH 심전도 신호 데이터베이스에 있는 심전도 신호를 제안한 방법에 적용한 결과를 분석하고, 마지막 V장을 통해 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 심전도 신호

2.1 심전도 신호

심장의 활동으로 인한 반복되는 심근의 수축과 확장 운동에 의해 발생하는 미약한 전기신호가 신체 표면에 전위를 형성하는데 이를 전기적으로 기록한 것을 심전도 신호라 하며, 일반적으로 약 0.05 ~ 100Hz의 주파수 대역에서 획득되어 진다. 그림 1과 같이 한 심박 내에서 P파, QRS군, T파 등의 파형이 주기적으

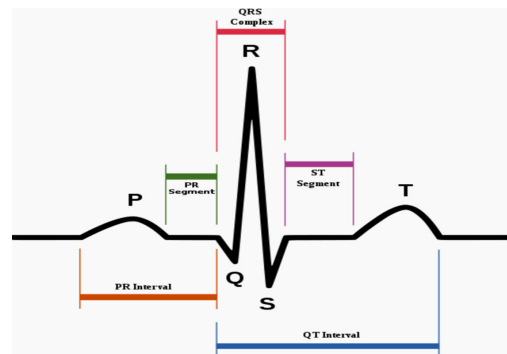


그림 1. 심전도 신호
Fig. 1. ECG signal

로 나타난다. P파는 심방의 탈분극으로부터 형성되며, QRS군은 심실의 탈분극, T파는 심실의 재 분극으로부터 형성된다. 심전도 신호는 심장 활동에 관련된 여러 가지 정보를 제공하며, 이는 심장 질환 진단에 중요한 역할을 한다.^[7-9]

심전도 측정 시에 심전도 신호에는 여러 종류의 잡음 성분들이 섞이게 되며, 잡음 성분들은 각각의 고유한 특성들을 가진다. 잡음의 종류는 그림 2와 같이 전력선 간섭, 기저선 변동, 근육 수축 그리고 움직임 왜곡 잡음 등으로 나눌 수 있다.

심전도 신호에서 발견되는 잡음은 EMG, 60Hz 잡음 등에 의한 고주파 성분의 잡음과 움직임 왜곡, 호흡으로 인한 근육 수축 등에 의한 저주파 성분의 잡음

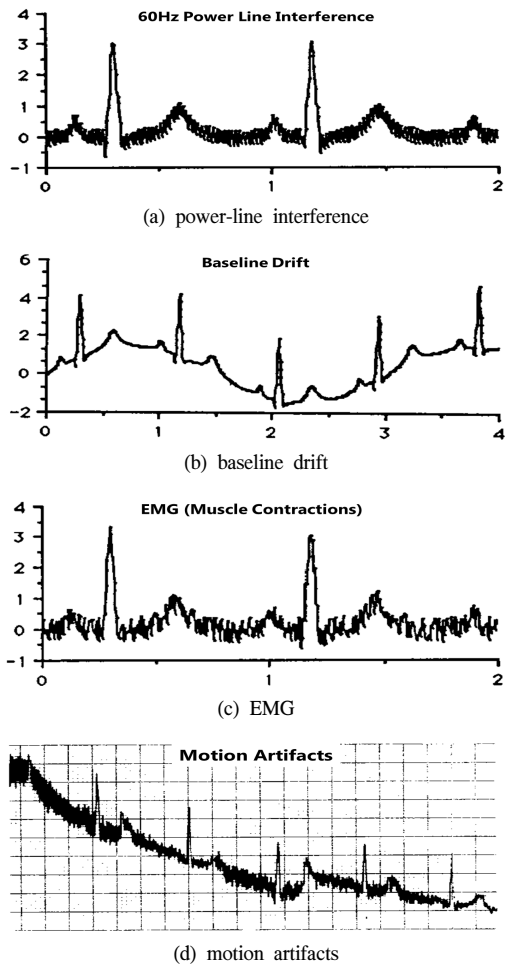


그림 2. 심전도 신호의 잡음 (a) 전력선 간섭, (b) 기저선 변동, (c) 근육 수축, (d) 움직임 왜곡
Fig. 2. Noise of ECG signal (a) power-line interference, (b) baseline drift, (c) EMG(Muscle contraction), (d) motion artifacts

으로 나눌 수 있다.

심전도 측정 시 발생하는 1Hz 미만의 저주파 성분을 갖는 잡음은 심전도 신호의 기저선 변동을 일으킨다. 근육 수축, 움직임 왜곡 잡음은 넓은 대역에 걸쳐 나타나고, 수 ms 이내의 아주 짧은 간격을 가지는 바늘 모양으로 발생하는 특성이 있다. 이러한 잡음 성분들 중 가장 큰 문제를 야기하는 잡음 성분은 기저선 변동 잡음인데 신호를 해석하고 분석하는데 많은 어려움을 초래하기 때문에 이를 적절히 제거하여야 정확한 진단 및 분석 결과를 기대할 수 있다.^{[9],[10]}

III. 제안 알고리즘

3.1 기저선 변동 잡음 제거를 위한 알고리즘

본 논문에서는 ECG 신호에서 특징점 분석에 방해요소로 작용하는 기저선 변동 잡음을 제거하기 위한 알고리즘을 제시한다. 먼저 ECG 신호 데이터에 형태학 연산을 적용한 후, 적용한 결과를 평활화 스플라인 연산을 적용시켰다.

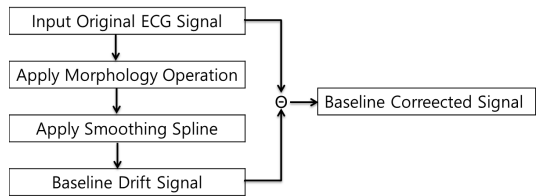


그림 3. 제안한 알고리즘의 순서도
Fig. 3. Block diagram of proposed algorithms

3.2 형태학 연산

집합연산을 기반으로 하는 수학적 형태학(Mathematical morphology)은 비선형적 신호 처리에 있어서 새로운 접근법이 될 수 있다. 수학적 형태학 연산에서, 연산의 결과는 연산에 참여하는 두 집합의 모양에 많은 영향을 받는다. 이러한 수학적 형태학을 기반으로 하여 형태학 연산을 적용한다. 신호의 형태 정보는 신호에 적용되는 구조요소를 통해 추출되어진다. 구조요소는 추출되어질 신호의 모양이 어떠한 특성을 지니는지를 고려하여 설계해야 한다.^[11]

형태학 연산에는 기본이 되는 두 가지 연산이 존재한다. 침식 연산과 팽창 연산이다. 열림 연산과 닫힘 연산은 침식, 팽창 연산에 의해 정의된다. 아래의 수학적 표현식을 통해 자세히 설명한다.

$f(x)$ 는 이산 신호를 나타낸다. 그리고 $g(m)\{m = 0, 1, \dots, M-1\}$ 은 점 m 에 해당하는 구

조요소를 뜻한다.

$$f \ominus g(x) = \min_{n=0, \dots, N-1} \{f(x+n) - g(n)\} \quad (1)$$

$$\{x = 0, 1, \dots, X-N\}$$

침식연산(1)은 ‘축소(Shrinking)’ 연산자이다. 연산의 결과는 항상 그 점의 값보다 작기 때문이다.

$$f \oplus g(x) = \max_{n=0, \dots, N-1} \{f(x+n) + g(n)\} \quad (2)$$

$$\{x = 0, 1, \dots, X-N\}$$

팽창연산(2)은 ‘확장(Expansion)’ 연산자이다. 연산의 결과는 항상 그 점의 값보다 크다.

$$f \circ g = (f \ominus g) \oplus g \quad (3)$$

열림 연산(3)은 침식연산과 팽창연산을 차례로 적용하는 것으로 정의된다. 열림 연산은 보통 최고점(peak)을 깎아내리기 위해 사용된다.

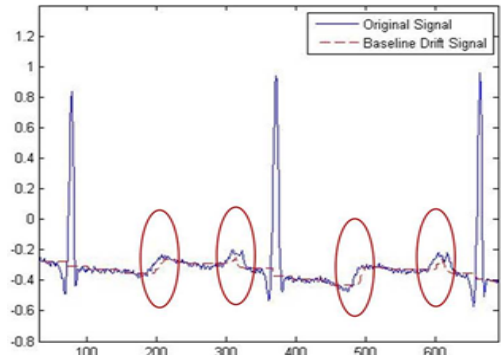
$$f \bullet g = (f \oplus g) \ominus g \quad (4)$$

닫힘 연산(4)은 팽창연산을 먼저 적용하고 침식연산을 적용하는 것으로 정의된다. 닫힘 연산은 열림 연산과 반대로 최저점(pits)을 채워 올리기 위해 사용된다.

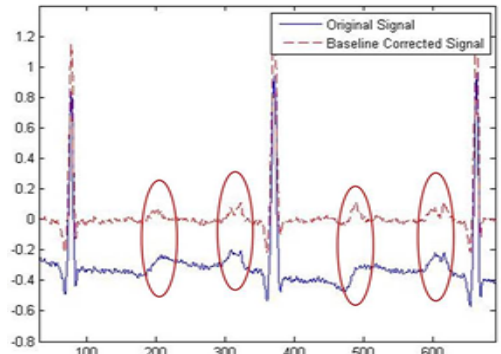
기저선 변동을 추이 해내는 것은 ECG 신호에서 특징점이 되는 파형들을 제거하는 것이라고도 할 수 있다. 이러한 파형을 제거하는데 가장 중요한 요소가 구조요소(Structuring Element)이다. 하지만 ECG 신호는 실시간으로 입력되는 정보이며, 동시에 사람마다 다른 형태를 띠고 있다. 이러한 ECG 신호의 특성을 모두 고려하여 구조요소를 설계하는 것은 매우 어려운 일이다.

구조요소가 적절히 찾아지지 않은 경우 특징점 파형이 제대로 제거되지 못한 계단 파형이나 돌출 파형과 같은 이상 파형을 포함한 기저선 변동 잡음을 도출해낸다. 이렇게 도출된 이상 파형을 포함하는 기저선 변동 잡음을 이용하여 원 신호에서 기저선 변동을 제거하는 경우 원신호의 특징점 정보를 훼손시키는 왜곡을 발생시키게 된다.

기저선 변동을 구하기 위해서 P, Q, R, S, T파의 파형을 효율적으로 제거해야 한다. ECG 신호에서 형태연산자를 이용하여 기저선 변동을 구하기 위한 가장 중요한 요소는 구조 요소의 길이를 어떻게 선택하는가 하는 것이다. 구조 요소의 길이는 제거할 파형의



(a) Baseline drift



(b) Distortion of baseline corrected signal

그림 4. 형태학 연산을 적용하여 찾아낸 기저선 변동 잡음과 이상파형

Fig. 4. ECG data #100 in MIT/BIH Database removed baseline drift by using morphology operation

길이에 따라 달라지는데 제거할 파형의 길이가 T sec 이면, 구조 요소의 길이 L은 최소한 T 보다 커야 한다. 본 논문에서는 QRS군의 평균값을 사용하였다.

위의 그림 4의 (a)에 표시된 부분은 입력된 ECG 신호에 적절한 구조요소를 찾지 못하여 나타난 이상 파형을 나타낸다. ECG 신호에서 기저선 변동 잡음을 제거하면 이상 파형으로 인해 그림 4의 (b)와 같은 왜곡이 발생한다.

3.3 평활화 스플라인 연산

평활화 스플라인(Smoothing Spline)은 스플라인 함수를 사용하여 잡음이 포함되어 있는 수집된 데이터에 적절한 부드러운 곡선을 만드는 방법을 말한다. 스플라인 곡선은 주어진 복수의 제어점을 통과하는 부드러운 곡선으로, 인접한 두 점사이의 구간마다 별도의 다항식을 이용해 곡선을 정의한다.

함수 f 에 대한 평활화 스플라인 결과 s 는 다음의 식을 간소화 하는 것으로 정의된다.

$$p \sum_i w_i (y_i - s(x_i))^2 + (1-p) \int \left(\frac{d^2 s}{dx^2} \right)^2 dx \quad (5)$$

가중치 w_i 가 특정되지 않은 경우에는 모든 데이터의 가중치를 1로 가정한다. y_i 는 관측된 데이터 값 ($f(x_i)$)을 의미한다. 본 논문에서는 형태학 연산의 결과를 y_i 데이터 값으로 입력하여 평활화 스플라인 연산을 적용하였다. x_i 는 y_i 의 순서를 정의한다 (x_i, y_i); $\{x_1 < x_2 < \dots < x_n, i \text{는 정수}\}$. 가중치(w_i)는 입력된 신호가 평활화 스플라인 연산에 참여하는지를 판단하는 요소이다. 평활화 매개변수 p 는 0과 1 사이의 값으로 정의되는데, 1에 가까울수록 데이터와 근사한 곡선이 도출되고, 0에 가까울수록 데이터의 전체적인 경향만을 따라가는 곡선이 도출되어진다. 보통 이 평활화 매개변수 p 의 값은 $1/(1+h^3/6)$ 에 근사한다. 이때 h 는 데이터의 총 간격을 뜻한다. 이 평활화 스플라인 연산은 주어진 데이터들을 평활화

매개변수에 따라 그 추세를 부드러운 곡선으로 나타내는 것을 가능하게 한다.^[12-14]

형태학 연산을 적용하였을 때 발생하는 이상파형을 제거하기 위해 형태학 연산을 적용하여 도출된 결과를 다시 평활화 스플라인 연산을 적용시켰다.

그림 4의 (a)에서 확인되는 이상파형은 평활화 스플라인 연산을 통해 그림 5의 (a)에 표시한 것과 같은 부드러운 곡선으로 바뀌어졌고, 기저선 변동 잡음을 잘 추이해내고 있음을 알 수 있다.

IV. 실험 및 결과

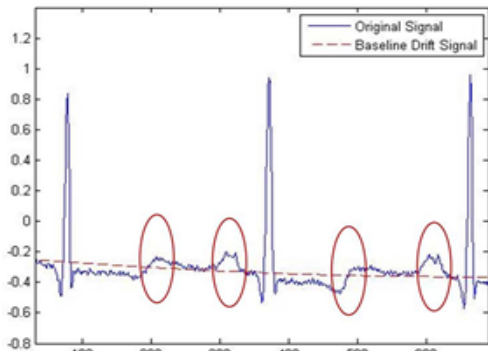
MIT/BIH 데이터베이스^[15]에서 제공하는 심전도 임상 데이터에 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동잡음을 제거한 경우와, 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용시켜 기저선 변동 잡음을 제거한 경우를 비교함으로써 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능 평가를 해보았다. 형태학 연산과 본 논문에서 제안한 알고리즘은 MATLAB 7.12.0(R2011a) 을 사용하여 구현하였다. MIT/BIH 데이터베이스에서 기저선 변동 잡음이 심한 파형과 적은 파형에 대한 실험 결과는 다음과 같다.

그림 6의 (a)에서는 형태학 연산으로 검출한 기저선 변동 잡음에서 나타나는 파형의 모양이 급변하게 변화하는 것을 알 수 있다. 그리고 이로 인해 그림 6의 (b)에서와 같이 원신호의 왜곡이 발생하였음을 확인할 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안된 방식을 적용하여 검출된 기저선 변동 잡음에서 나타나는 파형은 그림 7의 (a)에서 확인 급변하는 모양 없이 부드러운 곡선의 모양을 하고 있으며, 그림 7의 (b)에서와 같이 원신호의 왜곡도 적음을 알 수 있다.

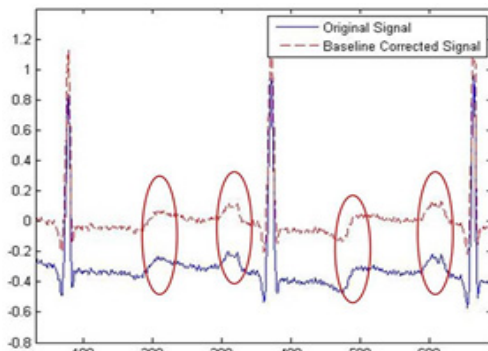
아래의 심전도 임상 데이터들은 기저선 변동 파형이 위 아래로 요동치지 않고 신호들이 y축을 기준으로 위로 올라가 있거나 아래로 치우쳐 있는데, 이러한 경우는 신호를 x축 근처로 정렬하는 동시에 원신호의 왜곡이 없어야 한다.

이 200번 심전도 임상 데이터는 기저선 변동이 적고, X축(y=0)에서 신호가 다소 아래로 치우쳐 있는데, 형태학 연산을 적용한 경우는 그림 9와 같이 아래로 치우친 신호를 x축 근처로 정렬하였으나, 신호의 특징점 파형들의 형태가 훼손되어 원신호의 왜곡이 발생하였다. 이를 제안된 알고리즘을 적용하여 그림 10과 같이 왜곡을 줄이고, 동시에 x축 근처로 정렬하였음을 확인하였다.

이 200번 심전도 임상 데이터는 기저선 변동이 적



(a) Baseline drift



(b) Baseline corrected signal

그림 5. 평활화 스플라인 연산을 적용하여 찾아낸 기저선 변동 잡음과 이상파형
Fig. 5. ECG data #100 in MIT/BIH Database removed baseline drift by using smoothing spline operation

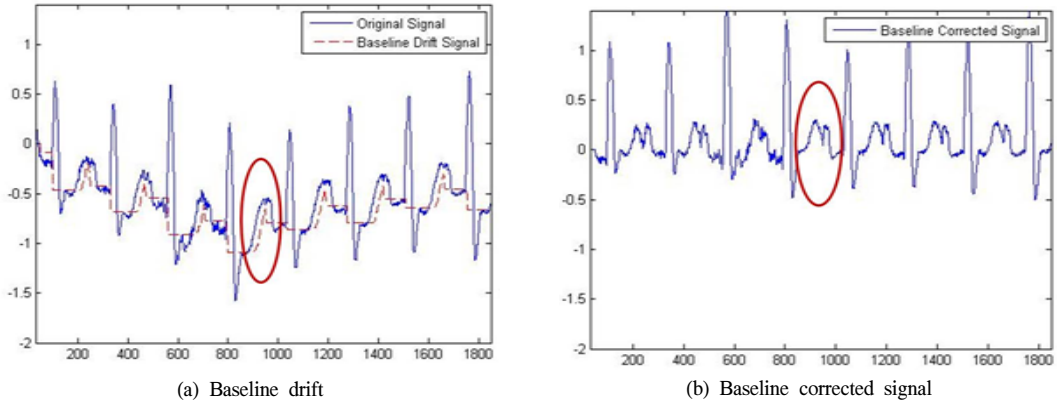


그림 6. 109번 ECG 신호에서 형태학 연산으로 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 6. ECG Data #109 removed baseline drift noise by using morphology operation

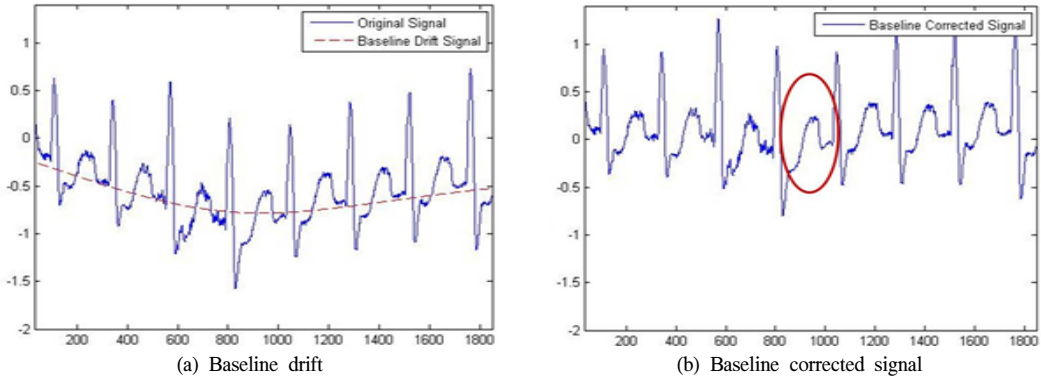


그림 7. 109번 ECG 신호에서 제안된 알고리즘을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 7. ECG Data #109 removed baseline drift noise by using proposed algorithms

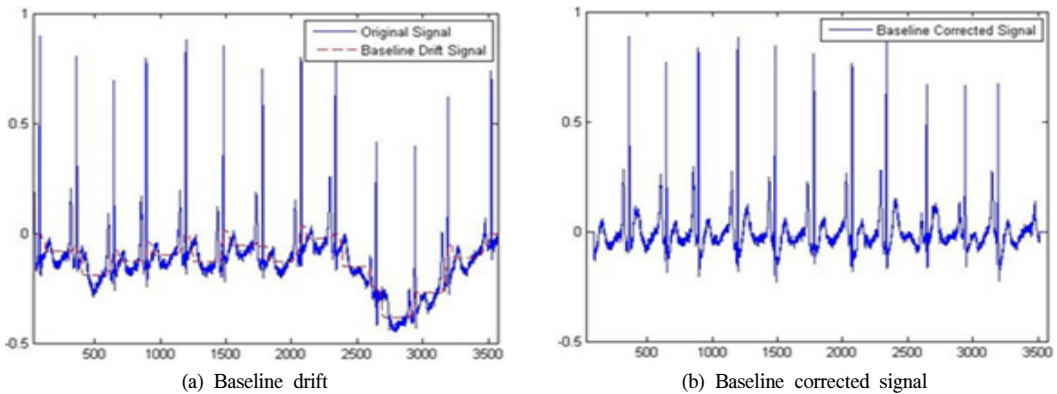


그림 8. 222번 ECG 신호에서 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 8. ECG Data #222 removed baseline drift by using morphology operation

고, X축(y=0)에서 신호가 다소 아래로 치우쳐 있는데, 형태학 연산을 적용한 경우는 그림 9와 같이 아래로 치우친 신호를 x축 근처로 정렬하였으나, 신호의 특징점 파형들의 형태가 훼손되어 원신호의 왜곡이 발생

하였다.

이를 제안된 알고리즘을 적용하여 그림 10과 같이 왜곡을 줄이고, 동시에 x축 근처로 정렬하였음을 확인하였다.

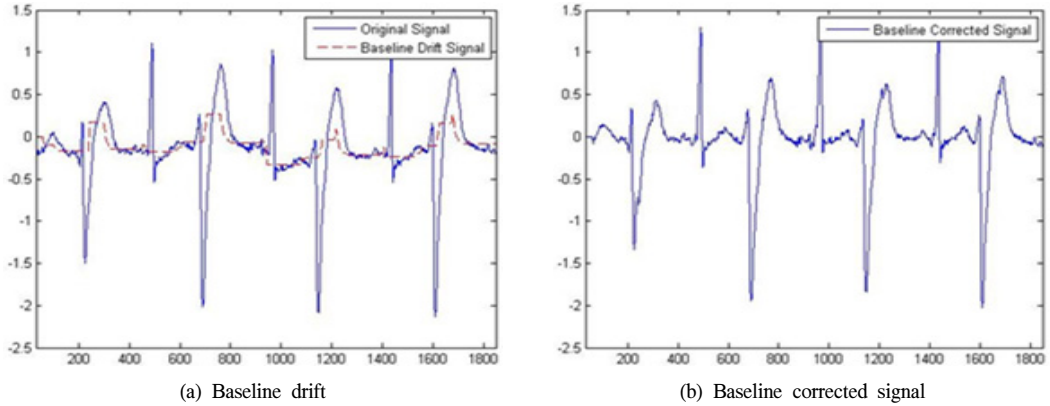


그림 9. 200번 ECG 신호에서 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 9. ECG Data #200 removed baseline drift by using morphology operation

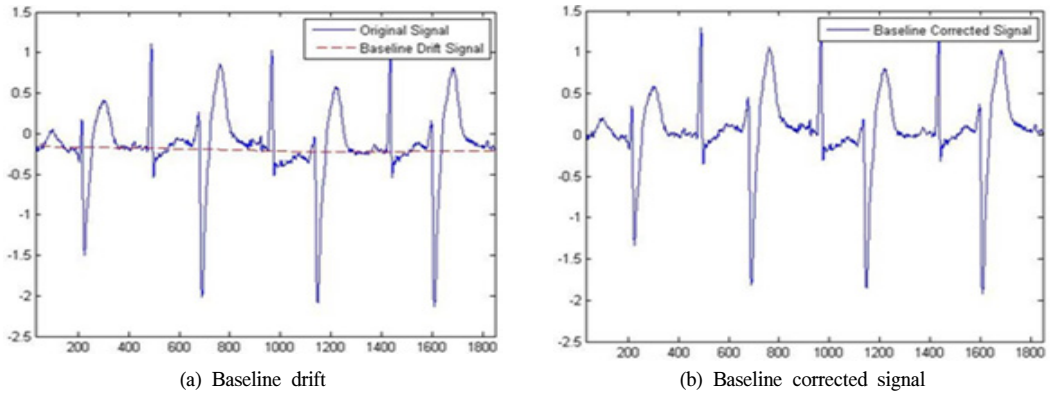


그림 10. 200번 ECG 신호에서 제안된 알고리즘을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 10. ECG Data #200 removed baseline drift by using proposed algorithm

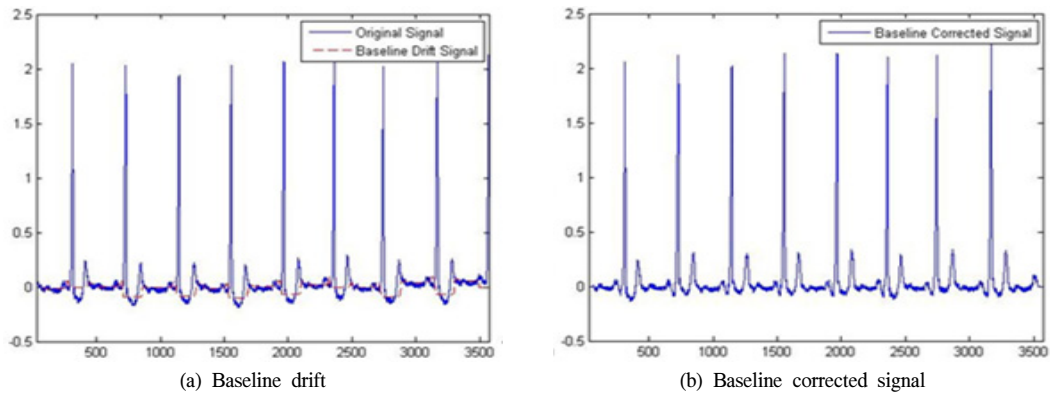


그림 11. 114번 ECG 신호에서 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 11. ECG Data #114 removed baseline drift by using morphology operation

ECG 신호에서 기저선 변동을 일으키는 잡음으로 인해 시간에 따라 측정되는 특징점(P, QRS-complex, T)의 전위차의 값이 변한다. 기저선 변동 잡음을 일으키는 잡음을 제거하면 원신호의 왜곡을 가져오므로 원신호의 왜곡도(D)는 다음과 같다.

$$D = \frac{\sum_{x=0}^{s-1} \|f(x) - f(x+1) - |f'(x) - f'(x+1)|\|}{s-1} \quad (6)$$

(단, s는 입력된 신호의 길이)

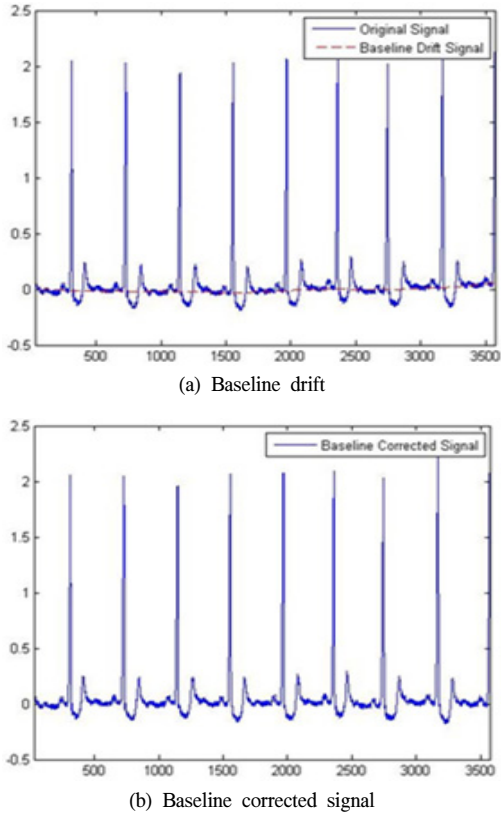


그림 12. 114번 ECG 신호에서 제안된 알고리즘을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우
 Fig. 12. ECG Data #114 removed baseline drift by using proposed algorithm

위의 식(6)에서 $f(x) - f(x+1)$ 는 원 신호에서 점 x 와 점 $x+1$ 에서의 전위차를 나타낸다. $f'(x) - f'(x+1)$ 는 기저선 변동 잡음이 제거된 신호에서 점 x 와 점 $x+1$ 에서의 전위차를 나타낸다. 이 전위차는 각각 그림 13에서 표시되어 있는 $f(x)$ 와 $f(x+1)$ 의 차이, $f'(x)$ 와 $f'(x+1)$ 의 차이이다.

이 왜곡도는 원 신호에서의 각 구간마다의 전위차와 기저선 변동 잡음 제거 신호에서의 각 구간마다의 전위차의 차이를 나타내는 것으로 이 값이 0에 가깝다는 것은 원신호의 전위차 값과 제거 신호의 전위차 값과의 그 차이가 적다는 것이고 이는 원신호의 그래프의 형태가 왜곡을 덜 받았음을 나타낸다.

위의 표는 MIT/BIH 데이터베이스에서 제공하는 심전도 임상 데이터에 형태학 연산과 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 뒤 그 결과로 왜곡도를 계산하여 표로 나타낸 것이다. 표에서 나타난 바와 같이 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 기저선 변

표 1. 데이터의 왜곡도
 Table 1. Distortion of data

Data Number	Morphology operation	Proposed algorithms
100	0.001166667	1.99E-04
107	0.013119444	0.001079446
109	0.005941667	0.001064743
119	0.006508333	6.00E-04
200	0.005769444	5.58E-04
203	0.006480556	8.31E-04
208	0.009261111	6.34E-04
213	0.00805	8.74E-04
214	0.007025	2.63E-04
217	0.007544444	8.12E-04
222	0.001005556	2.95E-04
233	0.007872222	9.32E-04

동 잡음을 제거한 경우의 왜곡도가 형태학 연산을 적용한 경우의 왜곡도보다 0에 가까운 값을 가진다. 이로써 형태학 연산을 적용한 경우 보다 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 경우가 원 신호에 왜곡을 덜 일어났다는 것을 확인할 수 있었다.

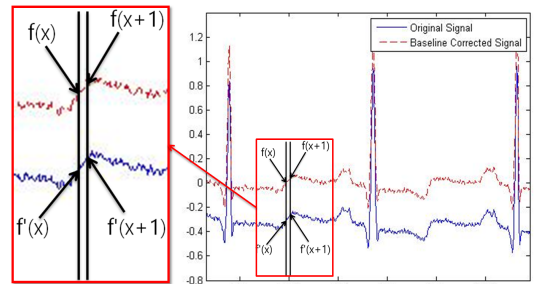


그림 13. 원신호와 기저선 변동 잡음 제거 신호의 전위차 비교
 Fig. 13. Comparison of the potential difference of original signal and baseline corrected signal

V. 결론

본 논문에서는 기저선 변동 잡음을 포함하고 있는 심전도 신호에 대하여 형태학 연산과 평활화 스플라인 연산을 이용하여 기저선 변동 잡음을 찾아내 제거하는 방법을 제안하였다. 형태학 연산을 사용하여 기저선 변동 파형을 검출할 경우, ECG 파형에 대한 적절한 구조요소를 구하기가 어렵다. 이로 인하여 원신호에서 기저선 변동 잡음을 제거할 경우 원신호인

ECG 파형에 왜곡이 발생한다. 이를 해결하기 위해, 형태학 연산의 결과 파형에 대하여 평활화 스플라인 연산을 적용시켜, 기저선 변동의 갑작스런 변화를 점진적으로 변화되도록 하였다. 제안한 알고리즘의 성능은 MIT/BIH 데이터베이스에서 제공되는 심전도 임상 데이터를 이용하여 실험하였다. 실험 결과 형태학 연산을 적용하여 기저선 변동 잡음을 제거한 경우보다 왜곡이 덜 발생하였음을 확인하였다. 그러나 제안한 알고리즘은 형태학 연산과 평활화 스플라인 연산의 두 가지의 연산을 거치기 때문에 형태학 연산을 적용하는 경우에 비해 그 실시간성이 현저히 떨어진다. 실시간으로 입력되어지는 심전도 신호에 따라 적응적으로 적용하기 위한 방법의 연구는 향후 과제로 남겨둔다.

References

- [1] K. H. Park and J. H. Kim, "Removing baseline drift in ECG signal using morphology-pair operation and median value," *J. Korea Soc. Comput. and Inf.*, vol. 19, no. 8, pp. 107-117, Aug. 2014.
- [2] K. L. Park, "Design of WAF and WIF for de-noising in the stress ECG," M.S. Thesis, The Graduate School of Yonsei University, Jun. 2005.
- [3] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, and Steven L. Eddins, *Digital Image Processing Using MATLAB*, pp. 142-144, Prentice-Hall, Inc., 2004.
- [4] G. Y. Lee, I. K. Kim, S. O. Hwang, K. H. Choi, and H. R. Yoon, "Improvement of ECG P wave detection performance using CIR (Contextual Information Rule-bass) algorithm," *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 17, no. 2, pp. 235-240, 1996.
- [5] J. A. Apolinario Jr., *QRD-RLS Adaptive Filtering*, pp. 12-23, Springer, 2009.
- [6] C. H. Choi, Y. J. Kim, T. H. Kim, Y. H. Ahn, and D. R. Shin, "Analysis of QRS-wave using wavelet transform of electrocardiogram," *J. Biosyst. Eng.*, vol. 33, no. 5, pp. 317-325, 2008.
- [7] S. M. Lee, J. S. Kim, and K. H. Park, "PVC detection based on the distortion of QRS complex on ECG signal," *J. KICS*, vol. 40, no. 04, pp. 731-739, Apr. 2015.
- [8] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M. A. Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint, and H. T. Nagle, "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 1, pp. 85-98, Jan. 1990.
- [9] J. H. Kim, S. M. Lee, and K. H. Park, "Stepwise detection of the QRS complex in the ECG signal," *J. KICS*, vol. 41, no. 02, pp. 244-253, Feb. 2016.
- [10] K. S. Bae, "ECG baseline wander rejection use improved morphological filter," M.S. Thesis, The Graduate School of Yonsei University, Jun. 2005.
- [11] Y. Sun, K. Chan, and S. M. Krishnan, "ECG signal conditioning by morphological filtering," *Comput. Biol. and Med.*, vol. 32, no. 6, pp. 465-479, Nov. 2002.
- [12] Wikipedia, *Smoothing spline*(2016), Retrieved Aug. 3, 2016, from https://en.wikipedia.org/wiki/Smoothing_spline
- [13] Simon Wood, *Generalized Additive Models: An Introduction with R*, pp. 142-144, Chapman and Hall/CRC, 2006.
- [14] MathWorks, *Smoothing splines*(2015), Retrieved Aug. 4, 2016, from http://kr.mathworks.com/help/curvefit/smoothing-splines.html#bq_6ys3-13
- [15] G. Moody and R. Mark, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database," *IEEE Eng. Med. and Biol.*, vol. 20, no. 3, pp. 45-50, May-Jun. 2001.

백 승 관 (Seung-Gwan Back)



2015년 2월 : 경북대학교 과학
기술대학 컴퓨터소프트웨어
전공 졸업
2015년 3월~현재 : 경북대학교
일반대학원 컴퓨터정보학과
석사과정
<관심분야> 영상처리, 신호처리

김 정 흥 (Jeong-Hong Kim)



1986년 : 경북대학교 전자공학
과 학사 졸업.
1988년 : 경북대학교 전자공학
과 석사 졸업.
1988년~1996년 : 한국전자통신
연구원
2001년 : 충남대학교 컴퓨터공
학과 박사 졸업
현재 : 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부 교수
<관심분야> 신호처리, 유비쿼터스

최 창 훈 (Chang-Hoon Choi)



1988년 2월 : 명지대학교 전자
계산학과(공학사)
1990년 2월 : 서강대학교 대학
원 전자계산학과(공학석사)
1997년 8월 : 서강대학교 대학
원 전자계산학과(공학박사)
1997년~2008년 : 국립 상주대
학교 컴퓨터공학과 교수
2009년~현재 : 경북대학교 과학기술대학 소프트웨어
학과 교수
<관심분야> 컴퓨터 시뮬레이션, 임베디드 시스템,
병렬처리 컴퓨터