

심전도 신호에서의 대표 비트 설정에 관한 알고리즘 비교

김동석·전대근·윤형로

연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과
(1999년 2월 18일 접수, 1999년 4월 22일 채택)

A Comparison of Representative Beat Extraction Algorithms in ECG

D.S. Kim, D.K. Jeon, H.R. Yoon

Dept. of Biomedical Engineering, College of Health Science, Yonsei University
(Received February 18, 1999, Accepted April 22, 1999)

요약: 본 연구에서는 잡음이 포함된 심전도 신호로부터 진단 파라미터 추출을 위한 대표 비트 설정에 관한 알고리즘들을 비교 분석하였다. 사용된 알고리즘들은 중앙 집중치를 계산하기 위하여 사용되는 방법들로서 산술 평균, 중앙값, 최빈값, 절사 평균을 이용하였다. 첨가된 잡음들은 심전도 신호에서 자주 발생하는 근전도 잡음, 60Hz 전원잡음, 급작성 기저선 변동, 호흡에 의한 기저선 변동으로 제한 시켰고 각각의 잡음들이 첨가되었을 때의 신호 대 잡음비를 계산하였다. 연구 결과 신호 평균화 방법은 근전도 잡음이 포함되었을 때 신호 대 잡음비가 가장 높았으며, 중앙값, 최빈값, 절사 평균을 이용하는 방법들은 급작성 기저선 변동과 같이 입력 신호에 극단값이 존재할 때 높은 신호 대 잡음비를 가지고 있었다. 특히 호흡에 의한 기저선 변동 잡음이 포함된 경우에는 절사 평균을 이용하여 설정된 대표 비트의 ST 레벨 변화가 0 V로써 가장 효율적이었다.

Abstract: In this paper, the representative beat extraction algorithms for the diagnostic parameter extraction in noisy ECG signal were compared. We used the average, median, mode, and trimmed mean to calculate the central tendency. In our experiment, we have restricted to four kinds of noises -EMG noise, 60Hz powerline interference, abrupt baseline shift, and baseline drift due to respiration- which were commonly occurred in ECG signal, then we have calculated signal-to-noise ratios(SNRs) for the ECG corrupted with each noise and all noises together. As the result of this paper, we have proved that the average method has superior performance than the others in the ECG corrupted with EMG noise. When the signal includes extreme value such as abrupt baseline shift, the median, mode, trimmed mean methods have superior performance in the SNR ratios. Especially when the ECG corrupted with baseline drift due to respiration, the trimmed mean method was most efficient because ST level change was 0 V.

Key words: Representative beat extraction algorithms, Average, Median, Mode, Trimmed mean

서 론

심전도는 피검자의 심장 전기 활동을 비관혈적으로 진단하는 방법으로써 널리 사용되고 있으며 컴퓨터를 이용한 심전도 자동 진단은 지난 수 십 년 동안 연구 개발되어 왔다. 심전도 자동 진단 시스템에서 사용하는 진단은 크게 심장 박동의 주기성을 분석하여 진단하는 것과 한 박동의 신호에서 P, Q, R, S, T파

의 위치 및 크기에 관한 특징값을 추출한 후 분석하여 진단하는 것으로 나뉜다. 정상적인 심장은 박동을 유발시키는 주기가 일정하고, 심장을 흥분시키는 전기 신호의 선도 경로가 일정하므로, 심전도 상에 나타나는 모양도 일정하다. 특히 심전도 자동 진단 시스템의 경우에는 추출된 특징값에만 의존하여 진단을 실시하므로 정확한 특징값 추출이 필요하다. 그러므로 심장 활동의 특성을 이용하여 각각의 박동에서 특징값을 추출하여 분석하는 방법 보다 대표되는 박동의 모양을 찾아 특징값을 추출하고 분석하는 방법이 더욱 바람직하다[1]. 대표되는 박동 즉, 대표 비트를 설정하는 방법에는 전체 심전도 신호에서 신호 대 잡

통신저자: 김동석, (220-701) 연세대학교 의용전자공학과,
Tel. (0371)760-2499, Fax. (0371)760-2197
E-mail: dong@mlab.yonsei.ac.kr

음비(signal-to-noise ratios)가 가장 큰 비트를 선택하는 방법과 같은 모양의 박동을 조합하여 하나의 대표 비트를 만드는 방법이 있다. 최근에는 특정 비트를 선택하는 방법보다 여러 가지 조합을 이용하여 대표 비트를 만드는 방법이 신호 대 잡음비를 증가시키게 되므로 많이 사용되고 있다[2].

신호 평균화 방법(signal average), 중앙값(median value)을 이용한 방법, 최빈값(mode value)을 이용한 방법, 절사 평균(trimmed mean)을 이용한 방법들은 중앙 집중치를 계산하기 위한 방법들을 응용한 것으로서 심전도 신호의 대표 비트 설정에 사용될 수 있다.

그러나 현재까지도 신호 평균화 방법을 제외한 나머지 3가지 방법들에 대한 객관적인 수행 능력 평가가 이루어지지 않고 있으며, 신호 평균화 방법 또한 첨가된 잡음을 가우시안 분포를 갖는 화이트 잡음(white noise)로 국한 시켜 평가를 실시하였으므로 다양한 잡음들에 대한 평가가 필요하였다. 특히 진단용 심전도의 경우에는 10 초간의 심전도 신호를 측정하여 사용하므로 모든 비트가 동일한 형태를 갖더라도 반복되는 횟수가 제한되어 신호에 포함된 잡음의 크기, 분포, 형태에 따라서 설정된 대표 비트에 큰 왜곡을 줄 수 있기 때문에 잡음에 대한 능력 평가가 필요하였다.

본 연구의 목적은 같은 모양의 박동을 조합하여 대표 비트를 만드는 방법들 중에서 제시된 신호 평균화 방법, 중앙값을 이용한 방법, 최빈값을 이용한 방법, 절사 평균을 이용한 방법의 특성을 분석하고 심전도 신호에서 흔히 나타나는 잡음들에 대한 상대적인 관계를 신호 대 잡음비를 이용하여 정량적으로 분석하는 것이다. 객관적인 분석을 위해 정상 상태의 평균 심전도 파라미터를 사용하여 심전도 신호를 구현하였으며, 잡음은 근진도 잡음, 60Hz 전원 잡음, 급작성 기저선 변동, 호흡에 의한 기저선 변동으로 제한하여 각각의 특성에 직간접적으로 모델링하였다.

대표 비트 설정 알고리즘

실험에 사용된 알고리즘들은 샘플링된 심전도 신호가 완전한 주기 파형 특성을 갖지 않아도 다음과 같이 $s(k)$ 가 M 번 반복되는 파형으로 나타낼 수 있다고 가정한다.

$$ECG(n) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=0}^{N-1} s(k) \delta(n - D_i - k) \quad (1)$$

$$x(n) = ECG(n) + n(n) \quad (2)$$

$s(k)$ 는 P, Q, R, S, T파를 모두 포함하는 한 비트의 심전도 신호, D_i 는 i 번째 비트의 기준점(fiducial point) 위치, $n(n)$ 은 잡음 신호이다. P파의 시작점부터 T파의 끝점까지는 각 비트마다 약간씩 변동될 수 있지만 본 실험에서는 충분히 큰 임정한 크기의 상수 N 으로 가정하였다.

1. 신호 평균화 방법

신호 평균화 방법에서는 식 (2)에 표현된 신호 $x(n)$ 을 각 비트의 기준점(D_i)을 기준으로 다음과 같이 산술 평균을 구하여 대표 비트 $\tilde{s}(n)$ 을 설정한다[3,4].

$$\tilde{s}(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x(n+D_i) - V_i), n = 0, 1, \dots, N \quad (3)$$

단, V_i 는 i 번째 비트의 QRS 시작 진압을 의미한다.

2. 중앙값을 이용한 방법

중앙값이란 데이터를 오름차순으로 정렬하였을 때 가운데에 위치한 데이터를 말하며, M 개의 입력 신호가 있을 때 중앙값을 이용한 대표 비트는 다음과 같다[5,6].

$$\begin{aligned} \tilde{s}(n) &= \text{Med}\{x(n+D_1) - V_1, x(n+D_2) - V_2, \dots, \\ & x(n+D_M) - V_M\}, n = 0, 1, \dots, N \\ &= 크기 정렬 후 \frac{M+1}{2} \text{ 번째 데이터 } (M: \text{홀수}) \quad (1) \\ &= 크기 정렬 후 \frac{M}{2} \text{ 번째와 } \frac{M}{2} + 1 \text{ 번째 데이터의} \\ & \text{ 평균 } (M: \text{짝수}) \end{aligned}$$

입력되는 신호 $x(n+D_i)$ 의 극단값(extreme value) 차이가 심할 경우에 주로 중앙값을 이용하여 대표값을 설정한다[7].

3. 최빈값을 이용한 방법

최빈값이란 출현 빈도수가 가장 많은 데이터를 말하며, 중앙값과 마찬가지로 극단값(extreme value)에 영향을 받지 않으므로 데이터의 분포가 고르지 않을 때 주로 사용된다. 단점은 최빈값이 존재하지 않을 경우가 있고, 두 개 이상의 최빈값이 존재하는 경우도 있어 대표값을 구하는 것이 곤란하거나 불합리한 경우가 발생한다[7].

4. 절사 평균을 이용한 방법

절사 평균이란 데이터를 크기 순서로 정렬시킨 후 최대, 최소의 일부를 제외한 나머지 값들의 평균을 말한다. 만약 절사율이 0.2 이면 정렬 후 양극단의 10%를 제외한 나머지의 평균을 계산한다. 중앙값은 절사율이 1인 절사 평균이고 산술 평균은 절사율이 0인 절사 평균이다. 이러한 절사 평균의 장점은 제외시키는 데이터의 양을 조절함으로써 극단값의 영향을 줄이고 산술 평균과 근접한 효과를 얻을 수 있다는 것이다[7,8].

실험 방법

객관적인 알고리즘 성능 비교를 하기 위해서는 심전도 신호에

표 1. 정상 심전도 신호에서의 파라미터[9]

Table 1. Parameters from the normal ECG signal[9]

파라미터	시간(sec)	파라미터	전압(mV)
P 간격	0.10	P 크기	0.2
Q 간격	0.02	Q 크기	-0.1
R 간격	0.07	R 크기	1.0
S 간격	0.02	S 크기	-0.2
T 간격	0.24	T 크기	0.3
PR 간격	0.20	ST 레벨	0
QT 간격	0.40		

포함된 잡음의 크기와 각 비트의 시작점, 끝점 위치를 정확히 알아야 한다. 그러나 실제 병원에서 측정된 심전도 신호에 대하여 잡음 존재 여부와 그 크기를 판단하는 것은 매우 주관적인 일이며, 비트의 시작점과 끝점의 위치는 진단하는 임상인에 따라 유동적이므로 실제 환자에게서 측정된 심전도 신호를 사용하여 정량적인 분석을 실시하는 것은 불가능하다. 또한 대표 비트는 심전도 신호의 형태 분류(morphology classification) 과정을 거친 후 정상 상태의 비트만을 추출하여 실시하므로 본 연구에서는 심장 질환이 없는 환자의 평균 파라미터를 기준으로 이상적인 심전도 신호를 구현하여 실험하였다[9]. 잡음은 흔히 발생하는 4가지 잡음으로 한정시켰으며, 각각의 특징 되는 파라미터를 사용하여 제작하였다. 잡음의 크기는 심전도 신호의 R파의 크기를 기준으로 각각 25, 50, 75, 100%로 가변하여 실험하였다.

식 (5)에서 정의한 수식을 이용하여 설정된 대표 비트의 신호 대 잡음비와 4가지 잡음이 동시에 존재할 때의 신호 대 잡음비를 계산하여 알고리즘 성능 비교를 실시하였다.

$$SNR = 10 \log \frac{\text{Variance}(\tilde{s}(n))}{\text{Variance}(n(n))} [dB] \quad (5)$$

단, $\tilde{s}(n)$ 는 설정된 대표 비트 신호이고, $n(n)$ 은 첨가된 잡음 신호이다.

1. 심전도 신호

실험에 사용된 심전도는 표 1과 같은 정상 심전도 신호의 파라미터를 기준으로 10 초간의 심전도 신호를 제작하였다. 제작된 심전도 신호의 샘플링 주파수는 500 samples/sec이고, 진단에 필요한 심전도 신호의 최대 주파수가 100Hz인 것을 고려하여[3], 100Hz 저역 통과 필터를 통과 시켰다. 심전도 신호의 형태는 리드 I에서 나타나는 형태를 기준으로 제작하였으며, 본 연구에서 비교하려는 알고리즘들과 심전도 형태와는 독립적인 관계를 가지고 있으므로 한가지 형태로 고정하여 실시하였다.

2. 근전도 잡음

근육 수축에 의하여 발생하는 근전도는 평균이 0 이고 가우시

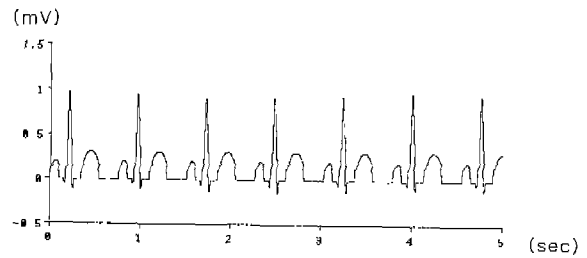


그림 1. 잡음 없는 심전도
Fig. 1. Noise free ECG signal

안 분포를 갖는 신호로 모델화 될 수 있으며, 본 실험에서는 의사 랜덤 발생기(pseudo random generator)를 사용하여 가우시안 분포를 갖도록 하였다. 발생된 근전도의 크기 조절을 위해 $E[n_e^2(n)]$ 이 각각 1, 0.75, 0.5, 0.25 mV^2 이 되도록 난수를 발생시켰으며, aliasing 현상을 방지하기 위하여 차단 주파수가 200 Hz인 저역 통과 필터를 통과 시켰다[10].

$$E[n_e(n)] = 0mV, E[n_e^2(n)] = V_{max} \quad (6)$$

단, $V_{max} = 1mV^2$ (100% 크기 일 때)

3. 60Hz 전원 잡음

전원 잡음은 기본 주파수가 60Hz인 정현파, 또는 60Hz에서 약간 편이된 주파수를 갖는 정현파의 함으로 나타낼 수 있다. 실제로는 전원 잡음의 크기와 주파수 성분이 시간에 따라 약간씩 불규칙하게 변하지만 본 실험에서는 다음과 같이 일정한 형태의 정현파로 가정하였다[11,12].

$$n_p(n) = A \sin(2\pi \cdot 60/F_s \cdot n) \quad (7)$$

단, $A=0.5mV$ (100 % 크기 일 때)

4. 급작성 기저선 변동

급작성 기저선 변동은 주로 진극의 접촉 불량에 의하여 발생하며 심전계의 전극과 피부사이의 접촉이 떨어짐으로써 커패시터와 같이 전압 충전 효과가 발생한다. 따라서 심전도 신호가 매우 빠르게 보화되거나 큰 기저선 변동을 하게된다. 지속 시간은 발생 원인에 따라서 순간적 또는 지속적으로 유지된다[11]. 본 실험에서는 다음과 같이 단순한 형태의 급작성 기저선 변동을 모델링하였다.

$$n_a(n) = \begin{cases} 0 & (t < a) \\ +V_{max} & (a \leq t < a + 1sec) \\ -V_{max} & (a + 1sec \leq t) \end{cases} \quad (8)$$

단, $V_{max} = 0.5mV$ (100% 크기 일 때)

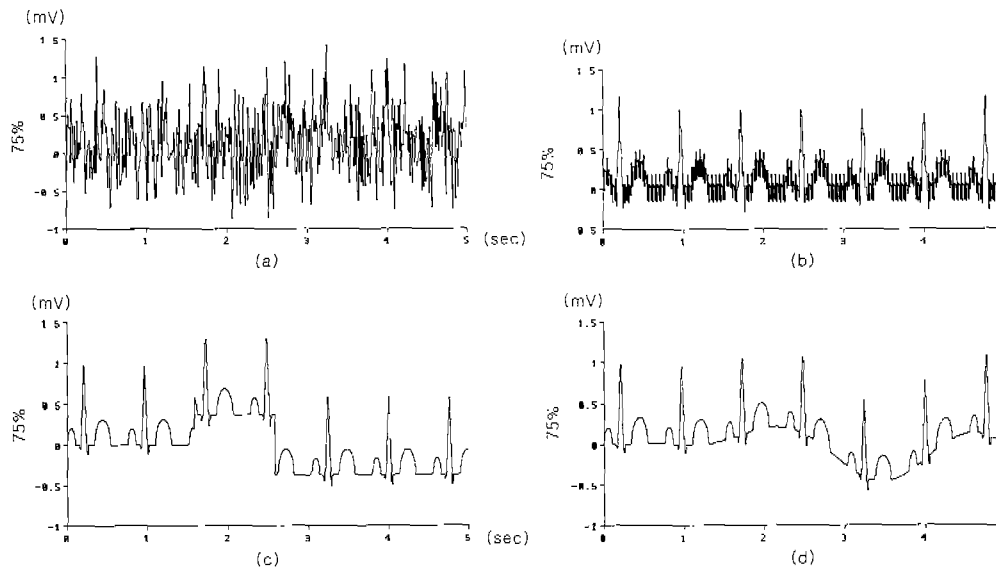


그림 2. 심전도 신호와 75%의 (a) 근전도 잡음이 섞인 경우, (b) 60Hz 전원 잡음이 섞인 경우, (c) 급작성 기저선 변동이 섞인 경우, (d) 호흡에 의한 기저선 변동이 섞인 경우
 Fig. 2. ECG corrupted with 75% (a) EMG noise, (b) 60Hz powerline interference, (c) abrupt baseline shift, (d) baseline drift due to respiration

5. 호흡에 의한 기저선 변동

피검자의 움직임은 심전계의 전극 위치를 변화시킴으로써 심전계의 증폭단에서 보는 소스 임피던스가 변하게 된다. 특히, 환자 호흡에 의한 기저선 변동은 흔히 발생하는 경우로써 성인 평균 호흡을 약 24 회/min으로 가정하여 다음과 같이 0.4Hz 미만의 주파수 성분을 갖는 정현파의 합으로 모델링하였다[13,14].

$$n_b(n) = amp(n) \cdot \sin(2\pi \cdot 0.2/F_s \cdot n) + amp(n) \cdot \cos(2\pi \cdot 0.45/F_s \cdot n) \quad (9)$$

단, $amp(n) = A \cdot \sin(2\pi \cdot 0.02/F_s \cdot n)$,
 $A=0.8mV(100\% \text{ 크기 일 때})$

제작된 각 크기별 잡음들은 표 1에 의하여 설정된 심전도 신호에 첨가되며 그림 2는 75% 크기의 잡음들이 포함된 경우를 보여주고 있다.

결과 및 분석

표 2부터 표 5는 본 연구에서 비교하려는 4가지 알고리즘에 의하여 설정된 대표 비트의 신호 대 잡음비를 첨가된 잡음의 종류와 크기에 따라 측정된 결과이다. 표 2는 심전도 신호에 25% 크기의 잡음들이 포함된 경우인데 이 중, 근전도 잡음이 포함된 경우(경우 1)와 60Hz 전원 잡음이 포함된 경우(경우 2)에서는 대표 비트 설정 이전의 각 비트의 평균 신호 대 잡음비가 -1.

53dB, 7.72dB이었고, 이러한 신호들을 신호 평균화 방법(방법 1)을 사용하여 설정한 대표 비트의 신호 대 잡음비는 9.18dB, 31.51dB로 다른 방법들에 비해 가장 높게 측정되었다. 반면에 급작성 기저선 변동이 첨가된 경우(경우 3)에서는 절사 평균을 이용한 방법(방법 2), 중앙값을 이용한 방법(방법 3), 최빈값을 이용한 방법(방법 4)들이 가장 높은 신호 대 잡음비를 갖는 대표 비트를 설정하였다. 잡음의 주파수 대역과 신호의 주파수 대역이 일부 겹치는 경우에는 주로 신호의 평균화 방법을 사용하여 잡음을 제거시킨다. 그러나 호흡에 의한 기저선 변동(경우 4)과 같은 저 주파수 잡음은 심전도 신호의 주파수 대역에 완전히 포함되어 있으므로 잡음 제거 시 원 신호의 왜곡을 유발시킨다. 측정 결과 절사 평균을 이용한 방법이 신호의 평균화 방법보다 약 4dB 정도 높은 신호 대 잡음비를 나타내었다.

근전도의 경우에는 평균이 0이고 가우시안 분포를 갖도록 모델링하였으므로 잡음의 분포가 단봉 분포(unimodal distribution)의 형태를 나타낸다. 그러므로 이론적으로는 산술 평균, 중앙값, 최빈값 그리고 절사 평균 모두가 일치해야 하지만[7], 실제 측정된 신호 대 잡음비는 그 값이 서로 다르다. 그 이유는 그림 3과 같이 측정된 신호의 스펙트럼 분석을 살펴보면 알 수 있다. 그림 3은 심전도 신호의 R파 크기(1mV)와 일치하는 100% 크기의 근전도 잡음이 혼합되었을 때 각 알고리즘들에 의하여 설정된 대표 비트의 주파수 스펙트럼이다. 실험에 사용된 근전도 잡음의 최대 주파수는 200Hz 이지만 (b), (c), (d)의 경우에는 존재하지 않았던 200Hz 이상의 고주파 성분이 발생하였고 그 결과 신호 대 잡음비가 신호 평균화 방법보다 작게

표 2. 25% 크기의 잡음들이 포함된 경우. [dB]

Table 1. Corrupted with noise amplitude of 25%. [dB]

	경우1	경우2	경우3	경우4	경우5
처리 전	-1.53	7.72	14.93	14.51	-2.13
방법1	9.18	31.51	25.23	33.47	9.03
방법2	8.69	30.69	∞	37.47	8.33
방법3	7.68	27.42	∞	30.37	6.71
방법4	5.10	11.20	∞	15.60	3.77

경우1 : 근전도 잡음이 포함된 경우
 경우3 : 급작성 기저선 변동이 포함된 경우
 경우5 : 4가지 잡음이 동시에 포함된 경우
 방법1 : 신호 평균화 방법
 방법3 : 중앙값을 이용한 방법

표 3. 50% 크기의 잡음들이 포함된 경우. [dB]

Table 1. Corrupted with noise amplitude of 50%. [dB]

	경우1	경우2	경우3	경우4	경우5
처리 전	-7.58	1.58	8.91	8.44	-8.19
방법1	3.11	26.73	20.08	28.28	2.98
방법2	2.61	24.41	∞	32.07	2.26
방법3	1.59	22.23	∞	24.60	0.63
방법4	0.68	6.49	∞	11.97	-0.35

경우2 : 60Hz전원 잡음이 포함된 경우
 경우4 : 호흡에 의한 기저선 변동이 포함된 경우
 방법2 : 절사 평균을 이용한 방법
 방법4 : 최빈값을 이용한 방법

표 4. 75% 크기의 잡음이 포함된 경우. [dB]

Table 4. Corrupted with noise amplitude of 75%. [dB]

	경우1	경우2	경우3	경우4	경우5
처리 전	-11.10	-1.94	5.39	4.92	-11.71
방법1	-0.42	22.71	16.86	24.81	-0.56
방법2	-0.91	21.20	∞	28.68	-1.26
방법3	-1.93	18.92	∞	21.45	-2.88
방법4	-2.18	2.90	∞	9.80	-3.72

표 5. 100% 크기의 잡음이 포함된 경우. [dB]

Table 5. Corrupted with noise amplitude of 100%. [dB]

	경우1	경우2	경우3	경우4	경우5
처리 전	-13.62	-4.48	2.89	2.39	-14.23
방법1	-2.94	20.38	14.50	22.34	-3.08
방법2	-3.44	18.77	∞	26.55	-3.80
방법3	-4.47	16.43	∞	18.72	-5.42
방법4	-4.84	0.36	∞	7.09	-7.00

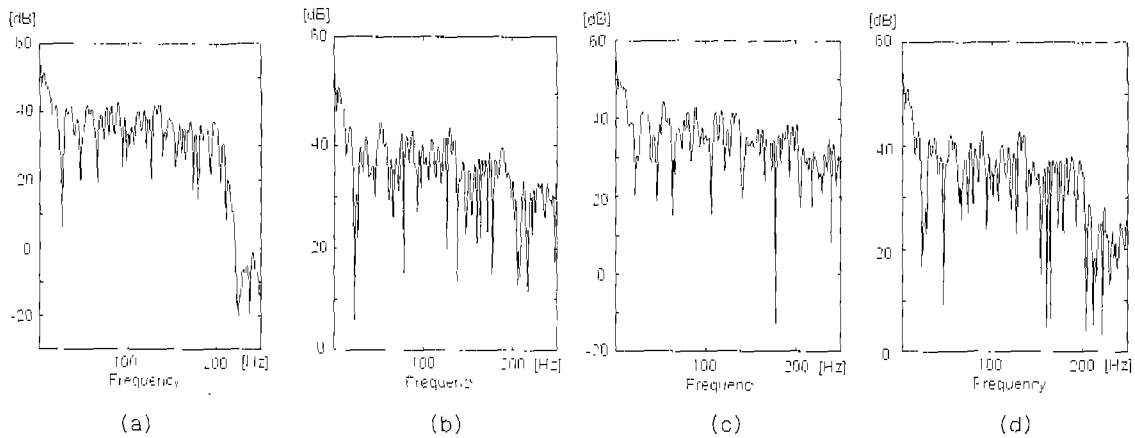


그림 3. 측정된 신호의 스펙트럼 (a) 신호의 평균화 방법 (b) 중앙값 방법 (c) 최빈값 방법. (d) 절사 평균 방법
 Fig. 3. Spectrum of the estimated signal. (a) Signal average (b) Median value (c) Mode value (d) trimmed value

측정되었다.

다른 방법과 비교하여 60Hz 전원 잡음이 혼합된 경우에는 최빈값을 사용한 방법이 상당한 차이를 보여주고 있다. 그림 4의 (a)는 알고리즘 평가를 위하여 첨가된 60Hz 전원 잡음의 히스토그램(histogram)이다. 이러한 경우 데이터의 분포는 크기에 상관없이 모두 균일한 분포를 가지며 최빈값이 존재하지 않는다 [7]. 그림 (b)는 최빈값을 이용한 방법을 사용하여 대표 비트에서 제거된 60Hz 전원 잡음의 히스토그램이다. 전체적인 분포는 그림 (a)와 비슷하지만 심전도 신호의 주기 N과 60Hz와의 상

관성에 따라 불규칙한 최빈값이 존재하게 되어 설정된 대표 비트의 신호 대 잡음비가 감소하게 된다.

급작성 기저선 변동은 다른 잡음들에 비하여 비교적 출현 회수가 적지만 그 크기가 매우 크므로 신호에 커다란 왜곡을 준다. 그림 5는 100% 크기의 급작성 기저선 변동이 발생하였을 때 신호 평균화 방법에 의하여 설정된 대표 비트의 모습이다. 신호 평균화 방법은 입력된 데이터를 모두 사용하므로 P파와 ST 세그먼트 사이에 비 선형적인 왜곡이 발생하였다.

표 6에서는 심근 허혈을 판단하는 중요한 파라미터로 사용되

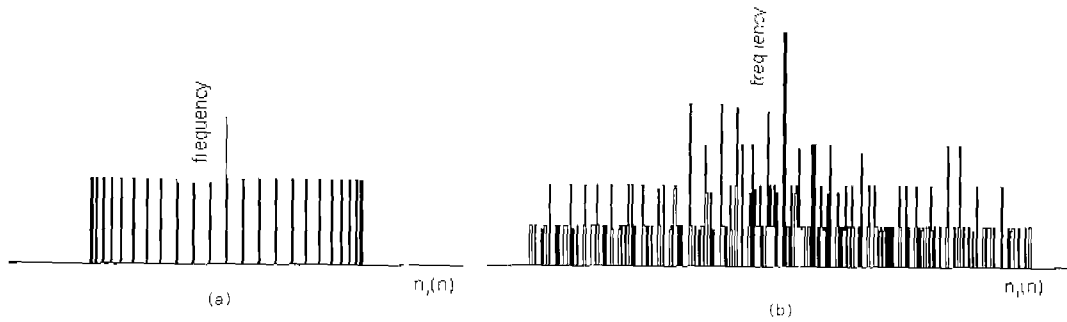


그림 4. (a) 60Hz 전원 잡음의 분포도. (b) 대표 비트 설정에 사용된 60Hz 전원 잡음의 분포도
 Fig. 4. (a) 60Hz powerline interference distribution, (b) 60Hz powerline interference distribution used to build the representative beat

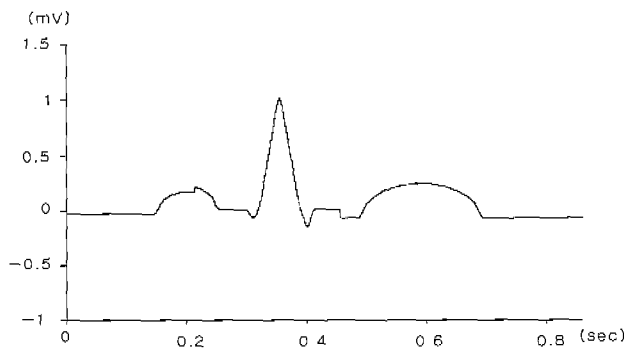


그림 5. 평균화 방법에 의한 대표 비트 오류
 Fig. 5. Error in the representative beat by signal average

는 ST 레벨의 변화를 나타내고 있다. ST 레벨은 크기와 주파수 성분이 매우 작고 호흡에 의한 기저선 변동과 같은 저 주파수 잡음에 민감하므로[13], 각 알고리즘에 의하여 변화된 ST 레벨을 측정하였다. 이 경우에는 절사 평균을 이용하여 설정된 대표 비트의 ST 레벨 변화가 없으므로써 가장 적절하였다.

실험에 사용된 알고리즘들에 의하여 설정된 대표 비트들 중에서 모든 잡음들에 대하여 가장 높은 신호 대 잡음비를 나타내는 것은 없었다. 그러나 잡음이 동시에 발생하였을 경우에는 신호 평균화 방법과 절사 평균을 이용한 방법이 비교적 높은 신호 대 잡음비를 갖는 대표 비트를 설정하였다.

고찰

본 연구에서 사용된 알고리즘들은 주로 통계학에서 집중 경향치를 구하기 위하여 사용되는 대표적인 방법들으로써 각 알고리즘에 의하여 설정된 대표 비트는 입력 데이터의 분포에 크게 의존한다. 특히 신호 평균화 방법에서 사용된 산술 평균은 계산이 간편하고 가장 많이 사용되는 집중 경향치이다. 그러나 급작성 기저선 변동과 호흡에 의한 기저선 변동같이 데이터의 분포가 정적 편포 분포(positively skewed distributions) 또는 부직 편

표 6. 100% 크기의 호흡에 의한 기저선 변동이 첨가된 심전도 신호에서의 ST 레벨 변화. [μV]

Table 6. ST level variation in ECG corrupted with baseline drift due to respiration. [μV]

	방법 1	방법 2	방법 3	방법 4
ST 레벨 시작 점	0	0	-15	-65
ST 레벨 중간 점	-5	0	-25	-5
ST 레벨 끝	-5	0	-35	90

방법 1 : 신호 평균화 방법 방법 2 : 절사 평균을 이용한 방법
 방법 3 : 중앙값을 이용한 방법 방법 4 : 최빈값을 이용한 방법

포 분포(negatively skewed distributions)일 경우에는 대표 비트 설정에 부적절하였다. 중앙값과 최빈값을 이용하는 방법은 데이터 분포에서 극단값(extreme value)이 존재할 경우에 주로 사용되지만 계산된 출력 데이터에 비해 손실된 데이터의 양이 매우 크다는 단점과 출력 신호에 고 주파수 성분이 발생한다는 단점이 있었다. 절사 평균은 극단값의 일부를 제거시킨 후 산술 평균을 적용함으로써 보다 안정된 대표 비트를 얻을 수 있지만 절사율을 효율적으로 적용해야 하는 어려움이 있었다.

참고 문헌

1. 전대근, QRS의 경사편을 이용한 심전도 파형의 분류·분석에 관한 연구, 연세대학교 석사학위 논문, 1997
2. C. Z. Zywiets, et al., "Stability of computer ECG amplitude measurements in the presence of noise", Comp. Biomed. Res., Vol. 23, pp. 10-31, 1990
3. Willis J. Tompkins, Biomedical Digital Signal Processing, Prentice Hall PTR, 1995
4. Fatma E. Z. Abou-chadi, "Waveform estimation techniques for event-related bioelectric signals: a study of performance", Frontiers Med. Biol. Engng., Vol. 7, No. 3, pp. 221-241, 1996
5. A. C. Bovik, T. S. Huang, D. C. Munson, "A generalization

- of median filtering using linear combinations of order statistics.*”, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 31, No. 6, pp. 1342-1349, December, 1983
6. T. I. Haweel, P. M. Clarkson, “*Analysis and generalization of a median adaptive filter*”, Proceedings of the 1990 international Conference on Acoustics, speech, and signal processing, Vol. 3, 1990
 7. Sir Maurice Kendall, Sc. D., Alon Stuart, D.Sc., *The advanced theory of statistics*, Vol. 1, 4th ed., pp. 33-56, Butler & Tanner LTD. London, 1977
 8. Shuenn-Shyang Wang, Chung-Fen Lin, “*Conditional trimmed mean filters and their applications for noise removal.*”, Signal processing, Vol. 43, No. 1, pp. 103-109, 1995
 9. Galen S. Wanger, Practical Electrocardiography, Williams & Wilkins, 9th edition, 1994
 10. J. Kreifeldt, S.Yao, “*A signal to noise investigation of nonlinear electromyographic processors*”, IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 21, pp. 298-308, July, 1974
 11. Gary M. Friesen, Thomas C. Jannett, Manal Afify Jadallah, Stanford L. Yates, Stephen R. Quint, H. Troy 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
 12. Patrick S. Hamilton, “*A comparison of Adaptive and Nonadaptive filters for reduction of power line interference in the ECG*”, IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 43, No. 1, pp. 105-109, Jan., 1996
 13. C. R. Meyer, H. N. Keiser, “*Electrocardiogram baseline noise estimation and removal using cubic splines and state-space computation techniques.*”, Computers and biomedical research, Vol. 10, pp. 459-470, 1977
 14. J. A. Van Alst, T. S. Schilder, “*Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps.*”, IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 32, No. 12, pp. 1052-1060, December, 1985