

다항식 근사를 이용한 심전도의 ST-Segment 분석

ST-Segment Analysis of ECG Using Polynomial Approximation

정 구 영, 유 기 호, 권 대 규, 이 성 철

(Gu-Young Jeong, Kee-Ho Yu, Tae-Kyu Kwon and Seong-Cheol Lee)

Abstract : Myocardial ischemia is a disorder of cardiac function caused by insufficient blood flow to the muscle tissue of the heart. We can diagnose myocardial ischemia by observing the change of ST-segment, but this change is temporary. Our primary purpose is to detect the temporary change of the ST-segment automatically. In the signal processing, the wavelet transform decomposes the ECG(electrocardiogram) signal into high and low frequency components using wavelet function. Recomposing the high frequency bands including QRS complex, we can detect QRS complex more easily. Amplitude comparison method is adopted to detect QRS complex. Reducing the effect of noise to the minimum, we grouped ECG by 5 data and compared the amplitude of maximum value. To recognize the ECG signal pattern, we adopted the polynomial approximation partially and statistical method. The polynomial approximation makes possible to compare some ECG signal with different frequency and sampling period. The ECG signal is divided into small parts based on QRS complex, and then, each part is approximated to the polynomials. After removing the distorted ECG by calculating the difference between the original ECG and the approximated ECG for polynomial, we compared the approximated ECG pattern with the database, and we detected and classified abnormality of ECG.

Keywords : ECG, myocardial ischemia, QRS complex, ST-segment, polynomial approximation

I. 서론

현대 의학의 발달과 생활 수준의 향상으로 과거의 치료 중심의 의료 활동이 예방 중심의 의료 활동으로 변화하고 개인 건강에 대한 관심이 높아지고 있다. 또한 전체 인구에서 65세 이상의 고령자가 차지하는 비율이 높아지면서 고령자의 건강 및 복지와 가정의학에 관련된 산업의 발전 전망이 밝아지고 있다. 이러한 사회적 변화에 맞추어 건강 상태가 불안정한 고령자와 재택 환자가 병원에 가지 않고 집에서 수시로 건강상태를 체크하며 건강상에 문제가 발생했을 경우 조기에 응급치료를 받을 수 있도록 경고를 해주는 시스템의 개발이 진행되고 있다[1]. 건강상태를 확인하는 방법중의 하나로 심전도(ECG) 진단[2][3]이 있는데, 이와 관련하여 ECG 신호의 처리 및 분석에 관한 알고리즘의 제안[4]-[7]이나 실시간 진단 시스템의 개발[8][9]에 관한 연구결과가 보고되어 있다. 한편, ECG에는 60Hz 잡음 및 기저선 변동, 근 잡음 등 다양한 잡음이 포함되어 있으며, 이를 제거하기 위하여, 시간에 따라 주파수가 변화하는 시변(time-varying)신호들의 주파수 성분들을 관찰하는데 적합한 웨이블릿을 이용하는 연구가 최근 다양하게 진행되고 있다[6][10]. 웨이블릿은 ECG를 고주파 부분과 저주파 부분으로 분할하게 되는데, 여기서 고주파 부분에는 잡음과 함께 QRS complex 부분도 포함되어 있으며, 이 고주파 부분은 잡음제거와 함께 QRS complex를

검출하는데 사용된다. 이는 ECG의 진폭을 이용하는 것보다 정확하게 QRS complex를 검출해 부정맥 진단에 좋은 성능을 보인다. P파나 T파, ST-segment 등은 저주파 부분에 잡음이 제거된 상태로 남게되며, 이 저주파 부분을 이용하여 ECG의 형태를 검출할 경우 진단성을 높일 수 있다. 필자들은 ST-segment의 분류를 가능하게 하기 위하여 QRS complex를 기준으로 ST segment를 최소 제곱법을 이용하여 다항식으로 근사하는 방법을 제시하였다[11][12].

본 연구에서는 다항식 근사를 이용한 심전도 분석 알고리즘을 개발하여 QRS complex의 검출과 ST-segment의 분석을 자동화하였다. 이것은 장기간에 걸친 ECG를 분석하여 맥박수의 변화 및 ST-segment의 변화를 검출하고, 이를 이용하여 질병의 진행이나 징후를 검출할 수 있게 한다. 또한 각종 심장질환 심전도 데이터 베이스와의 비교를 용이하게 하여 질병에 따른 심전도의 분류를 가능하게 한다.

II. 심전도

ECG란 심방과 심실의 탈분극(depolarization)과 재분극(repolarization)에 의해 발생된 생체전기의 변화를 나타낸 것으로, 피부에 부착된 전극의 위치에 따라 여러 가지 형태의 파형이 그려지게 된다. ECG는 기본적으로 P파, QRS complex, T파로 구성되는데, P파는 심방이 수축할 때 발생하므로 이것의 형태가 변할 경우 심방의 이상을 의심할 수 있고 QRS complex와 T파는 심실이 수축과 이완을 할 때 발생하는 것으로 이것의 형태로 심실의 이상유무를 확인할 수 있다.

그림 1은 ECG의 전형적인 형태와 ST-segment를 나타내고 있다. ECG는 심근허혈(myocardial ischemia, 심근의 산소 부족)로 일어나는 병(심근경색, 협심증), 심실비대, 심방부하 등과 같은 질환을 진단하는데 사용된다. 특히 부정맥

논문접수 : 2001. 11. 10., 채택확정 : 2002.4.25.

정구영 : 전북대학교 대학원 메카트로닉스 공학과(jung902@mail.chonbuk.ac.kr)

유기호, 권대규, 이성철 : 전북대학교 기계항공시스템 공학부
(yu@moak.chonbuk.ac.kr / kwon10@hotmail.com / meconlee@moak.chonbuk.ac.kr)

※ 본 논문은 2000년도 전북대학교의 지원 연구비에 의하여 연구되었습니다.

(Arrhythmia)은 ECG가 없으면 진단할 수 없으며 심각한 부정맥의 경우 발작 후 수분 내에 치료하지 않으면 환자가 사망하기 때문에, 심장질환을 갖고 있는 환자나 심장의 기능이 떨어지는 노약자의 경우 이것을 항상 관찰할 수 있는 장치가 마련되어야 한다. 또한 심근허혈이란 심장 근육으로 공급되는 산소가 부족한 경우에 발생하는 것으로서 평상시에는 심장근육의 산소 소모량과 공급량이 평형을 이루다가 운동을 하거나 긴장을 해서 심박수가 빨라질 경우 심장근육에서 소모되는 산소량 보다 공급되는 산소량이 상대적으로 적어지는 것으로 이러한 것이 계속되면 심장근육의 일부가 괴사하는 심근경색으로 발전하게 된다. 이러한 경우 발작이 일어났을 때와 발작 직후 심전도를 관찰하면 ST-segment에 특징적인 변화가 있음을 알 수 있다. 그러나 시간이 지나면 평상시와 같은 심전도 패턴으로 되돌아오기 때문에 정상상태에서는 발견되지 않을 때가 많다. 그러므로 관찰대상자가 운동을 하거나 긴장, 흥분했을 때의 심전도를 관찰해야 할 필요가 있다.

그림 2는 본 연구에 사용된 MIT/BIH 데이터베이스의 ECG 신호의 예로서 신체에 전극을 붙이는 위치에 따라서 ECG의 형태가 다르게 나타남을 보여주고 있으며, 그림 3은 심근허혈을 나타내는 심전도로서 ST-segment가 변화하는 형태를 나타내고 있다.

그림에서 볼 수 있듯이 평상시에는 정상적인 심전도 형태를 유지하다가 심박수가 높아질 때 ST-segment가 변화하는

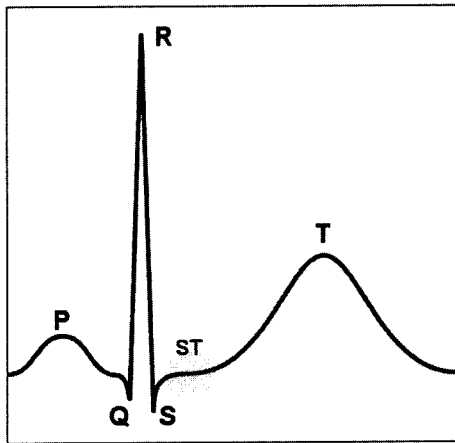


그림 1. 심전도의 형태와 ST segment.
Fig. 1. Typical ECG pattern and ST segment.



그림 2. MIT/BIH의 심전도.
Fig. 2. ECG signal of MIT/BIH database.

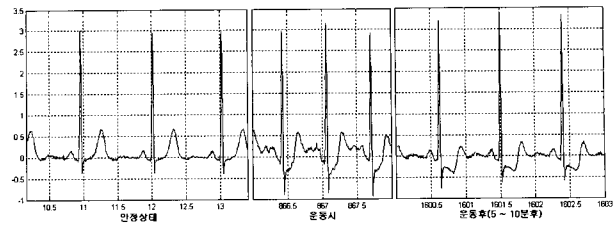


그림 3. 심근허혈의 증상을 보이는 심전도.
Fig. 3. Example of myocardial ischemia.

것을 알 수 있다. 이러한 ST-segment의 일시적인 변화를 검출해내는 것이 허혈성 심장질환을 조기에 발견하는데 아주 중요하다.

III. 신호처리 및 분석

일반적으로 심전도 신호처리 및 진단 알고리즘은 질병을 진단할 때 사용하기 위하여 파라미터를 추출하고 각각의 파라미터를 이용하여 입력되는 심전도 신호를 분류하는 과정이다. 현재 대부분의 심전도 분석 알고리즘은 진단을 위한 파라미터로서 QRS complex, P파, T파, ST-segment와 같은 특징점을 검출하고, 이러한 특징점들의 유무 및 위치를 판단하여 심장상태의 이상을 결정하고 있으며, 파라미터의 형태를 이용한 분석은 거의 이루어지지 않고 있다.

본 논문에서 ECG 분석 단계는 크게 웨이브렛 변환, 특징점 검출, 다항식 근사, 왜곡파형 검출 및 제거, 패턴 분석으로 구분할 수 있으며, 그림 4는 ECG의 분석 과정을 나타내고 있다. ECG 신호의 ST-segment를 정확하게 분석하기 위해서는 다항식 근사의 구간을 선정함에 있어 기준이 되는 R, S 및 T파가 정확히 검출되어야 하며, 다항식으로 근사되는 ST-segment에 잡음이 얼마나 섞여 있는지, 포함된 잡음과 근사된 다항식의 왜곡 정도와의 상관관계를 나타내는 알고리즘이 구성되어야 한다. 웨이브렛은 심전도로부터 QRS complex가 포함되어 있는 고주파부분을 분리해냄으로써 R파 및 각각의 특징점 검출 성능을 향상시킨다. 심전도의 다항식 근사는 심박수의 변화와 시간에 따른 ST-segment의 형태변화를 알 수 있게 하고 실제 심전도와의 오차계산을 통해 잡음이 심하게 포함된 심전도와 잘못된 다항식 근사를 검출해 낼 수 있다.

1. 웨이브렛 변환

변환은 신호를 주파수 성분으로 분할하는 푸리에 변환이나 STFT(Short Time Fourier Transform)등의 단점을 보완하기 위한 방법으로 시변화 신호의 분석에 사용되며, (1) 및 (2)와 같은 스케일링 함수와 웨이브렛 함수를 사용하여 입력신호를 고주파와 저주파로 분할하게 된다.

$$\phi(t) = \sum_n h_0(n)\sqrt{2}\phi(2t - n) \tag{1}$$

$$\phi(t) = \sum_n h_1(n)\sqrt{2}\phi(2t - n) \tag{2}$$

여기에서, $h_0(n)$ 와 $h_1(n)$ 은 각각 스케일링 계수와 웨이브렛 계수를 나타낸다. 이것이 정해지면 입력신호 $g(t)$ 는

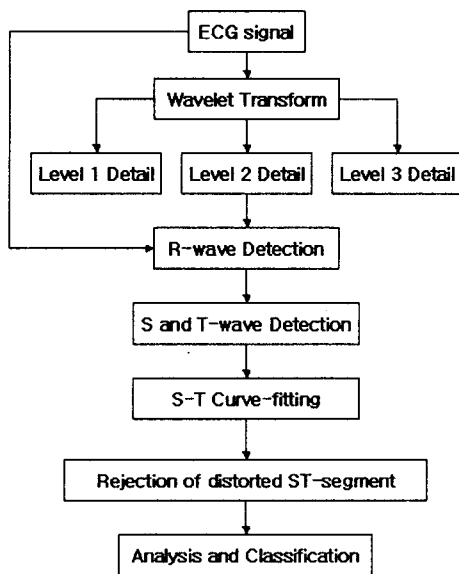


그림 4. 심전도 분석 블록선도.
Fig. 4. Block diagram of ECG analysis.

(3)과 같이 스케일링 함수와 웨이브렛 함수들의 급수 전개로 되며, 스케일링 함수와 웨이브렛 함수가 직교한다면 (3)의 급수 전개에서 계수들은 (4), (5)와 같이 내적의 합으로 나타낼 수 있다.

$$g(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \phi_k(t) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j, k) \psi_{j, k}(t) \quad (3)$$

$$c(k) = \langle g(t), \phi_k(t) \rangle = \int g(t) \phi_k(t) dt \quad (4)$$

$$d(j, k) = \langle g(t), \psi_{j, k}(t) \rangle = \int g(t) \psi_{j, k}(t) dt \quad (5)$$

위 (4), (5)에서 $c(k)$ 는 입력신호의 저주파부분을 나타내고, $d(j, k)$ 는 고주파부분을 나타내며, j 와 k 는 각각 스케일 파라미터와 시간천이변수를 나타낸다. 심전도의 경우 여러 주파수성분이 포함되어있는 시변화 신호이기 때문에 이를 이용하면 기존의 푸리에 변환보다 정확한 분석이 가능하다.

그림 5는 MIT-BIH database의 ECG를 레벨 3으로 분해한 것으로 웨이브렛 함수는 다우비치(daubech) 웨이브렛을 사용하였다. d_1, d_2, d_3 는 입력신호 s 의 고주파 부분을 나타내고 a_3 는 입력신호 s 에서 d_1, d_2, d_3 를 제거한 저주파 부분을 나타낸다.

2. 특징점 검출

d_1, d_2, d_3 에는 ECG의 QRS complex 부분이 특징적으로 나타나 있고 또한 그 크기가 서로 보완적이기 때문에 R, S 및 T파 등의 특징점 검출을 위하여 이를 이용하였다. 이에 앞서 d_1, d_2, d_3 에 절대값을 취하고 각각의 최대값이 동일하도록 조정함으로써 특징점 검출의 정확도를 높였다. 또한 d_1, d_2, d_3 로부터 검출된 값이 올바른지 판단하기 위하여 실제 ECG

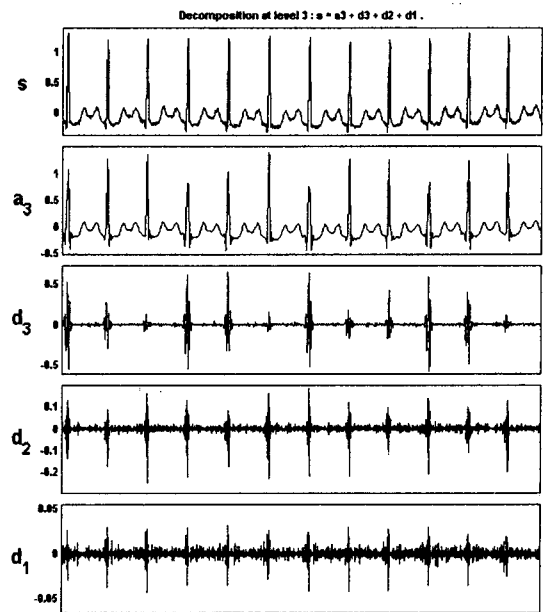


그림 5. 웨이브렛 변환된 심전도.
Fig. 5. Wavelet transformed ECG signal.

와 비교 후 최종적인 특징점을 검출하였다. R파의 검출구간을 설정함에 있어 신호의 증가 감소를 조사하여 기준이상으로 신호가 증가하거나 감소할 경우, 이러한 증가 감소구간을 검출구간으로 설정하였다. 그러나 단순히 신호의 증감을 조사하면 잡음에 의한 영향이 커짐으로 신호를 순차적으로 검사함에 있어서 5개의 데이터씩 구간을 나누고, 이를 기본 단위로 하여 각 구간의 최대값을 비교하여 신호의 증감을 판단함으로써 기타 잡음에 의한 영향을 최소화하였다. 이러한 계산은 d_1, d_2, d_3 에 대하여 각각 수행되며, 각각에 의해서 검출된 QRS complex를 서로 비교하면 가능한 모든 QRS complex가 나오게 된다. 이를 이전에 검출된 실제 ECG의 QRS complex와 비교하여 그 크기가 70%이상인 것을 실제 QRS complex로 인정하였다. d_1, d_2, d_3 에서 R파의 정확한 위치가 검출되면, 이것과 실제 ECG 데이터를 이용하여 S 및 T파를 검출한다. 이상의 과정을 그림 6에 나타내었다.

3. 다항식 근사 및 패턴분석

환자로부터 지속적으로 측정된 심전도는 환자가 수면을 취하고 있거나 운동을 하고있는 상태, 편안히 쉬고있는 상태에 따라서 그 주기가 바뀌게 된다. 즉, 운동을 하거나 긴장을 할 때는 편안히 쉬고있을 때보다 심박수가 증가해 주기가 짧아지고, 수면상태에서는 상대적으로 주기가 길어지게 된다. 이처럼 환자의 상태에 따라서 심전도의 주기가 변하게 되어 각 상태의 심전도간의 단순한 데이터 비교가 어렵게 된다. 예를 들어 위에 언급된 MIT-BIH database의 심전도는 0.003 초 간격으로 데이터를 읽어 들인 것으로 정상인의 ECG의 한 주기를 0.8초로 보면 약 267개의 데이터가 이를 표현하고 있는 것이다. 그러나 운동을 하거나 긴장, 흥분 상태일 때 ECG의 한 주기가 0.5초라면 약 167개의 데이터가 이를 표현하게 된다. 이에 대한 해결방법으로 QRS complex를 기준으로 ECG를 부분적으로 다항식으로 근사하여 비교하는 방법을 사용하였다. 구체적인 방법은 다음과 같다.

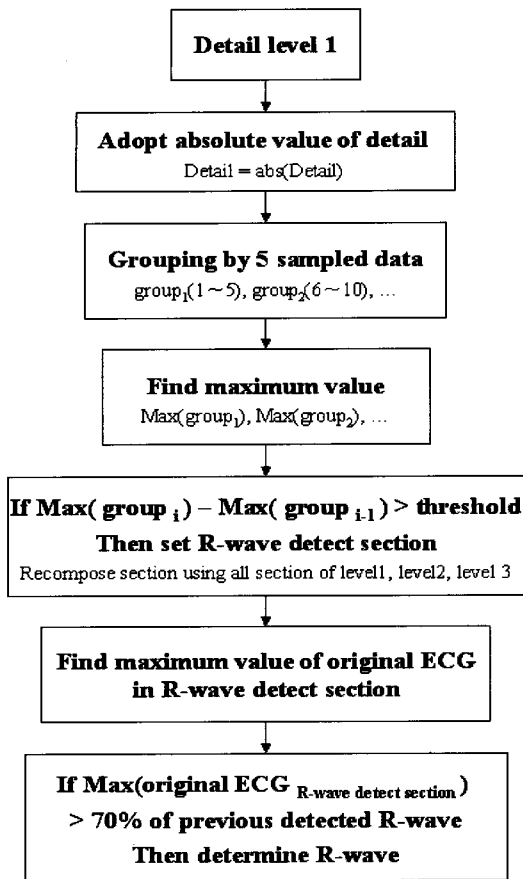


그림 6. QRS 검출 알고리즘.
Fig. 6. QRS detection algorithm.

다항식에 근사된 ECG신호의 비교방법을 안정상태의 ST segment와 운동상태의 ST segment를 예로 설명하자. 우선, 안정상태와 운동상태의 ST segment를 각각 (6), (7)과 같이 근사 한다.

$$ST_{steady} = a_n t^n + a_{n-1} t^{n-1} + \dots + a_1 t + a_0 \quad (6)$$

$$ST_{exercise} = b_n t^n + b_{n-1} t^{n-1} + \dots + b_1 t + b_0 \quad (7)$$

이처럼 다항식으로 근사된 각 상태의 ECG 신호의 데이터 간격을 적절히 조정하여 안정상태와 운동상태의 ECG 신호로부터 같은 수의 데이터를 취함으로써, 간단한 계산에 의하여 두 신호의 오차를 계산할 수 있다.

두 신호의 오차를 계산하여 패턴 분석을 하기에 앞서 ST-segment에 잡음이 얼마나 포함되어 있으며, 포함된 잡음이 다항식 근사 과정에 어느 정도의 영향을 주었는가를 결정하여야 한다. 즉, 잡음이 많이 포함된 ST-segment나 ST-segment의 특징을 다항식에 적절하게 근사 시키지 못한 경우 패턴분석을 하더라도 그 결과 값에 대한 정확도가 떨어지기 때문에 이러한 것을 검출해서 제외시켜야만 한다.

4. 분석결과 및 고찰

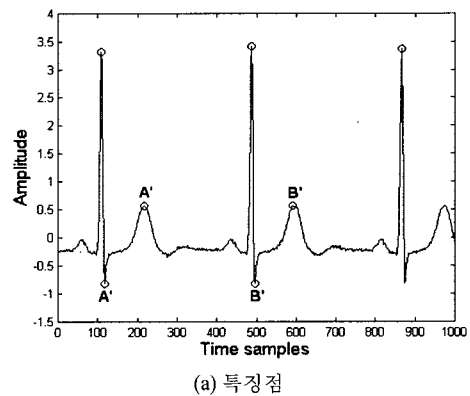
그림 7부터 그림 9는 MIT-BIH database의 ECG 데이터를

위에서 기술한 알고리즘을 이용한 분석을 통하여 얻은 것으로 그림에서 (a)는 각각 정상상태와 운동시, 운동후의 ECG를 나타낸 것이다. 각각의 그림에서 (a)에 표시된 'o'은 검출된 특징점(R, S 및 T파)을 나타낸 것으로, 모든 상태에서 특징점이 정확하게 검출되었음을 알 수 있다. 단, 입력되는 ECG에 잡음의 크기가 상대적으로 큰 구간의 경우 특징점을 검출해 내기 어렵고, 또한 ECG의 신뢰도가 떨어지기 때문에 다항식 근사의 의미가 없어진다. 따라서 위와 같이 정확하게 특징점을 검출하기 위하여 신호가 상대적으로 안정적인 구간에 대하여 실험을 하였다.

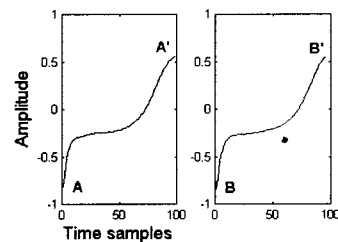
그림 10은 잡음이 심하게 포함된 ST-segment와 이를 패턴 분석에서 제외시키기 위한 오차수준을 나타낸 것으로, 상단의 그림은 본래의 ST-segment 데이터와 근사된 다항식과의 오차를 각 beat별로 누적하여 나타낸 것이다. 상단의 그림에서 볼수 있듯이 오차가 A와 B에서 상대적으로 크게 나타나며, 해당부분의 실제 심전도는 하단 그림의 A와 B부분처럼 잡음이 심하게 포함된 것을 알수 있다. 이렇게 오차를 계산할 경우 잡음이 심한 ST-segment와 왜곡된 다항식을 모두 검출하여 패턴분석에서 제외시킬 수 있다.

그림 7부터 그림 9의 (b)는 각각의 상태에서 검출된 특징점 사이(S파와 T파 구간)를 다항식에 근사한 것을 나타낸다. 안정상태 ST구간은 96개의 데이터로 이루어져 있으며, 운동시 74개, 운동후 83개이고 모두 9차의 다항식으로 근사 되었다.

그림 11은 시간에 따라서 ST-segment의 패턴이 변화하는 것을 분석하여 나타낸 것이다. (a)는 비교 분석을 위한 기준 ST-segment로써 AA' 패턴은 정상적인 심전도에서 일반적으로 나타나는 J형 ST-segment를 다항식에 근사하여 나타낸 것



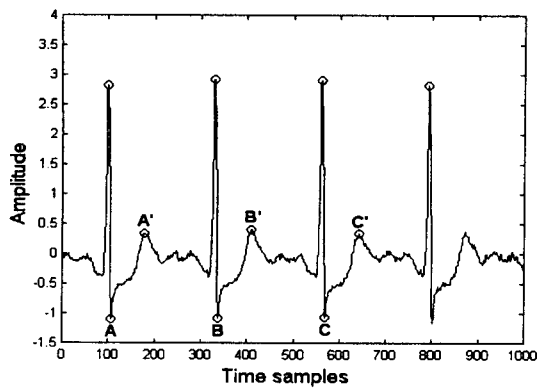
(a) 특징점



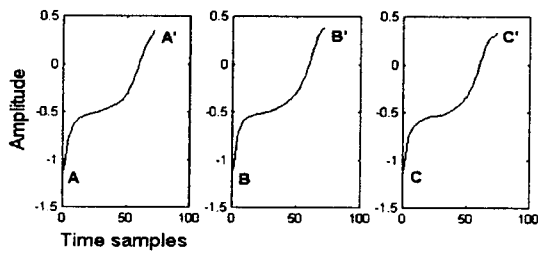
(b) 다항식 근사

그림 7. 안정상태의 심전도.

Fig. 7. ECG in steady state.

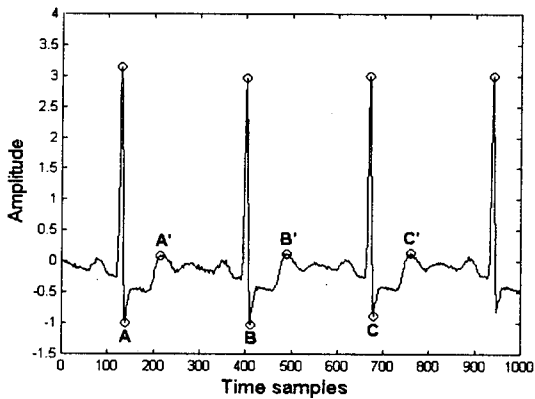


(a) 특징점

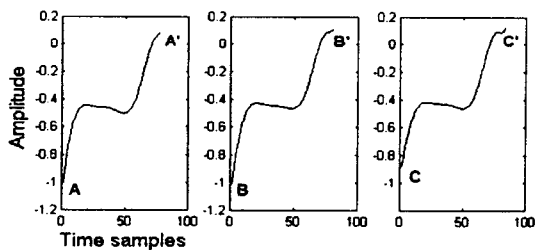


(b) 다항식 근사

그림 8. 운동중의 심전도.
Fig. 8. ECG in exercise.



(a) 특징점



(b) 다항식 근사

그림 9. 운동후 심전도.
Fig. 9. ECG after exercise.

이고 BB' 패턴은 심근허혈이 발생했을 경우 전형적으로 나타나는 스트레인형 ST-segment를 다항식에 근사하여 나타낸 것이다. (b)와 (c)는 이러한 기준 심전도와 분석하고자 하는 심전도에서 추출된 ST-segment의 근사 다항식을 비교하여 오차를 계산하고 시간에 따른 오차의 변화를 나타낸 것

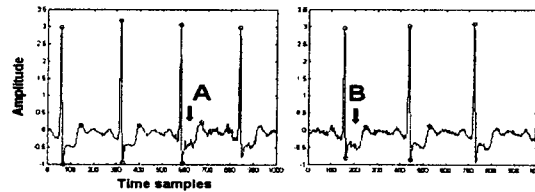
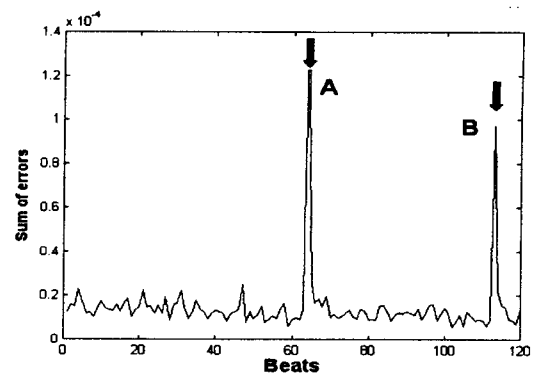
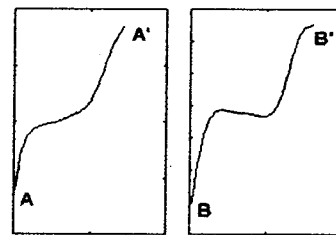
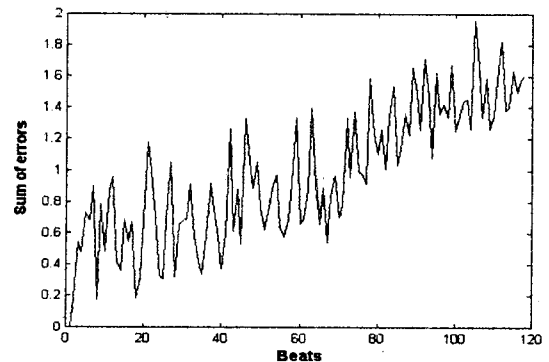


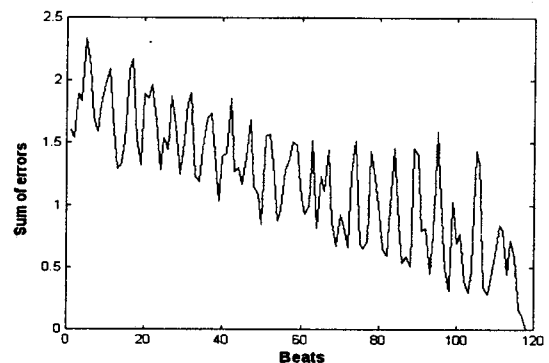
그림 10. 왜곡된 ST-segment 검출.
Fig. 10. Detection of distorted ST-segment.



(a) ST-segment의 기준 패턴



(b) AA' 패턴과의 비교



(c) BB' 패턴과의 비교

그림 11. ST-segment의 비교.
Fig. 11. Comparison of ST-segment.

이다. (b)는 AA' 패턴과 분석하고자 하는 심전도의 시간에 따른 오차의 변화를 나타낸 것으로 오차가 점점 증가하는 것을 알 수 있으며, (c)는 BB' 패턴과 시간에 따른 오차의 변화를 나타낸 것으로 오차가 점점 감소하는 것을 알 수 있다. AA' 패턴과의 오차가 증가한다는 것은 형태의 유사성이 그 오차가 작아진다는 것은 형태의 유사성이 커진다는 것을 의미한다. 따라서 분석하고자 하는 심전도의 ST-segment는 시간이 지남에 따라서 AA' 패턴에서 BB' 패턴으로 형태가 변화한다는 것을 알 수 있으며, 또한 BB' 패턴은 진단을 위해서 사용된 기준 ST-segment로서 심근허혈에서 나타나는 전형적인 형태이므로 분석에 사용된 심전도는 시간이 지남에 따라 심근허혈의 증상이 나타남을 알 수 있다.

IV. 결론

심전도(ECG)는 심장의 이상을 관찰할 수 있는 간단하면서도 효과적인 방법이기 때문에 심전도를 분석함으로써 질병의 진행경과와 발병의 예측 등 많은 정보를 얻을 수 있다.

QRS complex를 기준으로 ECG를 부분적으로 다항식에 근사함으로써, ECG의 주기나 샘플링 시간이 변하더라도 정상상태의 심전도를 운동상태나 긴장, 흥분상태의 것과 쉽게 비교할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 또한 부분적으로 잡음이 많이 포함된 심전도와 다항식 근사 과정에서 왜곡이 심한 부분을 자동으로 배제시킴으로써 왜곡된 다항식 근사 및 신호에 포함된 잡음이 ST-segment 분석에 끼치는 영향을 최소화하였다. 이로서 P파, T파 및 ST-segment가 시간에 따라 어떻게 변화하는지, 얼마나 변화했는지 보다 정확하게 알 수 있게 하였다. 이와 같은 분석을 기초로 질병의 경과나 발병을 모니터링 할 수 있으며 유사한 질병의 심전도 패턴과 비교함으로써 질환에 따른 심전도의 분류도 가능함을 확인하였다.

참고문헌

- [1] J. C. Lin, "Applying telecommunication technology to health-care delivery," *IEEE Engineering in Medicine and*

Biology, vol. 18, no. 4, pp. 28-31, 1999.

- [2] 홍순표, "심전도 판독법," 서광의학서림, 1992.
Engineering in Medicine and Biology, vol. 19, no. 2, pp. 95-100, 2000.
transient ST segment episodes during ambulatory ECG monitoring," *Computers and Biomedical Research*, vol. 31, pp. 305-322, 1998.
- [3] 김조자, 왕명자, 이영자, 전시자, "심전도," 현문사, 1999.
- [4] F. Jager, G. B. Moody, and R. G. Mark, "Detection of
- [5] L. Gang, Y. Wenyu, L. Ling, Y. Qilian, and Y. Xuemin, "Artificial-intelligence approach to ECG analysis," *IEEE*
- [6] 박광리, 이경중, "웨이브렛 변환을 이용한 스트레스 심전도 신호의 분석 알고리즘 개발," 의공학회지, 제3권, 3호, pp. 269-278, 1998.
- [7] 박상희, "생체신호처리 및 응용," 에드텍, 1999.
- [8] Sun Ying, Suppappola Seth and Wrublewski Thomas A, "Microcontroller based real time QRS detection," *Biomedical Instrumentation & Technology*, vol. 26, no. 6, pp. 477-484, 1992.
- [9] Suppappola Seth and Sun Ying, "Automated performance evaluation of real-time QRS-detection devices," *Biomedical Instrumentation & Technology*, vol 29, no.1, pp. 41-49, 1992.
- [10] C. K. Chui, "Wavelet : A Tutorial in theory and applications," Academic Press Inc., 1992.
- [11] 정구영, 권대규, 유기호, 이성철, "심전도 자동진단에 관한 연구," CDRom of International Conference on Control, Automation and System(Domestic Section), Oct., 2001.
- [12] G-Y Jeong, K-H Yu, T-K Kwon, and S-C Lee, "Signal processing and diagnosis of ECG for health monitoring," *International Conference of Mechatronics and Information Technology*, pp.175-180, Dec., Yamaguchi, Japan, 2001.



정 구 영

1975년 1월 25일생. 2000년 2월 전북대 항공우주공학과 졸업. 2002년 2월 전북대 메카트로닉스 석사. 현재 전북대학교 대학원 메카트로닉스공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 원격진단시스템, 시스템 제어 및 응용, 모델링.



권 대 규

1968년 2월 1일생. 1993년 전북대 기계공학과 졸업. 동대학원 석사(1995). 일본 Tohoku 대학 기계전자공학과 박사(1999). 1999년~현재 전북대학교 박사후 연구원. 관심분야는 메카트로닉스, 시스템 제어 및 응용, 스마트 구조물.



유 기 호

1962년 8월 1일생. 1988년 2월 전북대, 정밀기계공학과 졸업. 1990년 8월 동대학 기계공학과 석사. 1994년 3월 일본 Tohoku 대학 기계공학과 박사. 1994년 4월 - 1997년 8월 동대학 전임연구원. 1997년 9월 - 1998년 2월 한국과학기술원 연구원. 1998년 3월~현재 전북대 기계항공시스템공학부 조교수, 관심분야는 원격진단시스템, 촉각센싱 및 피드백, Haptic 인터페이스, 원격로봇 등.



이 성 철

1952년 11월 15일생. 1974년 전북대 기계공학과 졸업. 동대학원 석사(1976). 전남대 박사수료. 1979년~현재 전북대학교 교수. 관심분야는 메카트로닉스, 계측제어 응용.