

선택틱 패턴 인식에 의한 심전도 신호의 피이크 검출에 관한 연구

(Peak Detection Using Syntactic Pattern Recognition in the ECG Signal)

申 建 洙*, 李 秉 采*, 李 明 鎬*

(Kun Soo Shin, Byung Chae Lee, and Myoung Ho Lee)

要 約

본 연구는 선택틱 패턴 인식에 의한 심전도 신호의 피이크 검출 알고리즘에 관한 연구로 3차스플라인 함수로 기저선 변동을 제거한 후 선형근사화이론과 정형이론을 도입한 '분할-융합(split and merge) 알고리즘'을 이용하여 선형근사화한 심전도 신호를 언어의 문장 구조와 유사한 서브패턴의 계층적구조로 묘사하여 종전의 알고리즘보다 효율적으로 피이크를 검출하는 선택틱 피이크 검출 알고리즘을 제안하였다.

Abstract

This paper represents a syntactic peak detection algorithm which detects peak in the ECG signal. In the algorithm, the input waveform is linearly approximated by "split-and-merge algorithm," and then each line segment is symbolized with primitive set. The peak in the symbolized input waveform are recognized by the finite-state-automata. This proposed algorithm correctly detects peaks in normal ECG signal as well as in the abnormal ECG signal and the contaminated signal with noise.

I. 서 론

심장에서 발생하는 전기신호를 기록한 심전도는 심장의 임상적인 진단수단으로 널리 사용되고 있다. 의사는 우선 심전도의 중요 피이크(P, Q, R, S, T등)를 인식한 후, 진단 파라미터를 측정하여 환자의 심장상태를 진단한다.

종전의 알고리즘은 이 피이크를 검출하기 위해 미

분법, 역치비교법, zero-crossing 방법등을 많이 사용하여 왔다. 그러나 이 방법들은 진원잡음, 근잡음, 기저선 변동등의 잡음의 혼입에 매우 민감하며 단지 정량적인 자료를 근거로하여 피이크를 검출하였기 때문에 피이크 인식에서 매우 중요한 구조적 정보를 고려하지 못하는 단점을 내포하고 있다. 즉, 기존의 피이크 인식 방법은 심전도 신호의 각 피이크(P, Q, R, S, T등)가 갖는 특성보다는 미분치, 문턱치에 의존하므로 복잡한 패턴, 잡음에 의한 급격한 변화 또는 각 심전도 피이크와 유사한 잡음등과의 구별이 상당히 어려운 점이 발생한다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 최근에는 피이크의 구조적 정보를 사용

*正會員, 延世大學校 電氣工學科
(Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ.)
接受日字: 1991年 4月 18日

함으로써 인식과정이 인간의 판단방식과 매우 유사한 선택틱(syntactic) 패턴인식 시스템이 널리 사용되고 있다. 이 방법은 하나의 패턴을 서브패턴(subpattern)으로 나누고, 다시 그 서브패턴을 좀 더 간단한 서브패턴으로 분해하는 과정을 반복하여 복잡한 패턴을 간단한 구조로서 묘사할 수 있기 때문에 패턴이 복잡하고 종류(class)의 수가 많은 경우에도 정확하고 신속하게 피이크를 검출할 수 있으며 실제 임상에서 요구하는 심전도 신호의 특성 및 구조적 정보를 고려하여 임상적으로 유용한 정보를 제공하기 때문에 기존의 알고리즘보다 효율적이다. 본 연구에서는 선형근사화이론과 정형이론을 도입하여 심전도 신호를 언어의 문장 구조와 유사한 서브패턴의 계층적 구조로 묘사하여 종전의 피이크 검출알고리즘보다 효율적으로 심전도 신호의 피이크를 검출하는 선택틱 피이크 검출알고리즘을 설계하고자 한다

II. 선택틱 피이크 검출 알고리즘의 설계

선택틱 패턴 인식방법을 사용하여 심전도 신호의 피이크를 검출하기 위한 선택틱 피이크검출 알고리즘을 그림1과 같이 구성하였다.

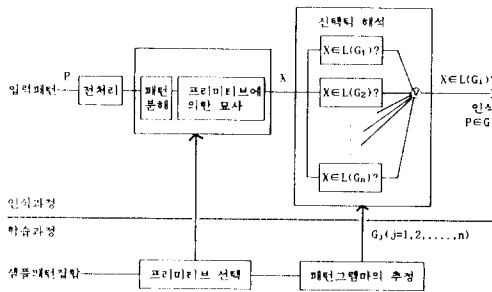


그림 1. 선택틱 패턴 인식의 처리과정
Fig. 1. The process of syntactic pattern recognition.

1. 패턴 프리미티브의 선택

패턴 프리미티브(pattern primitive)는 특정한 구조적관계를 통해 인식하고자 하는 패턴을 묘사하기 위한 가장 기본적인 서브패턴으로서, 특정 응용에서 그 패턴이 갖는 중요한 정보를 포함해야 한다. 심전도 파형의 피이크는 선분의 연결로 볼 수 있기 때문에 본 연구에서는 선분을 패턴 프리미티브로 선택하였다.

패턴 프리미티브를 선택한 후에는 입력신호를 언어구조와 비슷한 문자열(string)로 표현하기 위하여 프리미티브 심볼(primitive symbol)을 선택하여야 한다. 본 연구에서는 기울기를 프리미티브 심볼로 선택하였다. 즉, 파형의 두점 $[(x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1})]$ 을 연결하는 세그먼트에 대한 기울기 특성을 a_i 라 하면

$$\begin{aligned} A_p &> stol \dots\dots > "/" \\ a_i = A_p &< -stol \dots\dots > "\" \\ |A_p| &< stol \dots\dots > "0" \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 A_p : 각 세그먼트에 대한 선형 근사식의 기울기

stol : 기울기에 대한 기준치

심전도파형에는 "+"피이크와 "-"피이크가 존재하며 이들을 구별하여야 한다. 이를 위해 각 세그먼트의 시작점(또는 끝점)이 기저선에 대해 어떤 위치에 놓이는가에 대한 기준을 프리미티브 심볼로 선택하였다.

$$\begin{aligned} Y_p &> btol \dots\dots > "+" \\ b = Y_p &< -btol \dots\dots > "-" \\ |Y_p| &< btol \dots\dots > "*" \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 Y_p : 각 세그먼트의 시작점(끝점)에서의 값

btol : 기저선에 대한 기준치

2. 그램마의 설계

프리미티브 심볼을 선택한 후, 인식하고자 하는 피이크의 구조를 묘사하기 위한 언어를 생성하는 즉, 주어진 부류에 속하는 모든 피이크를 묘사할 수 있는, 그램마(grammar)를 설계하여야 한다. 프리미티브 심볼/, \, 0을 이용하여 그림2와 같은 "+" 피이크와 "-" 피이크를 묘사하기 위한 정규표현(regular expression)은 다음과 같다.

"+" 피이크의 좌측부 $L = / : / (/ : 0) * / \quad (3)$

"+" 피이크의 우측부 $R = \backslash : \backslash (\backslash : 0) * \backslash \quad (4)$

여기서 ":" : 합집합의 연산자

"*" : reflexive transitive closure of the set

식 (3)과 (4)를 결합함으로써

"+" 피이크 = $LO * R$

"-" 피이크 = $RO * L$

이와 같은 "+" 피이크와 "-" 피이크의 성질로부터 다음과 같은 결정적 자유 그램마를 설계 하였다.

$$G = (V_N, V_T, P, \{S\})$$

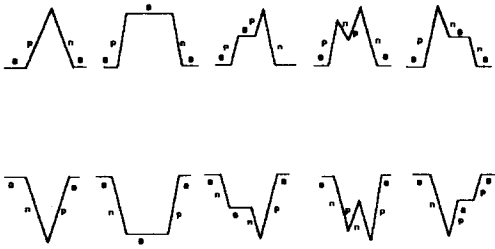


그림 2. 피이크의 종류
Fig. 2. Various peaks of ECG.

여기서 $\{S\}$: 시작 기호의 집합으로서 $S \in V_N$
 V_T : 종단 기호로 이루어진 집합
 $V_T = \{/, \backslash, 0\}$
 V_N : 비종단 기호로 이루어진 집합
 $V_N = \{S, \langle \text{pos} \rangle, \langle \text{neg} \rangle, \langle \text{zero} \rangle\}$
 P : 생성 규칙으로 이루어진 집합
 $P = \{S \dots \rangle 0 \langle \text{zero} \rangle,$
 $S \dots \rangle / \langle \text{pos} \rangle,$
 $S \dots \rangle \backslash \langle \text{neg} \rangle,$
 $\langle \text{zero} \rangle \dots \rangle 0,$
 $\langle \text{zero} \rangle \dots \rangle 0 \langle \text{zero} \rangle,$
 $\langle \text{zero} \rangle \dots \rangle / \langle \text{pos} \rangle,$
 $\langle \text{zero} \rangle \dots \rangle \backslash \langle \text{neg} \rangle,$
 $\langle \text{pos} \rangle \dots \rangle /,$
 $\langle \text{pos} \rangle \dots \rangle \langle \text{pos} \rangle,$
 $\langle \text{pos} \rangle \dots \rangle \backslash \langle \text{neg} \rangle,$
 $\langle \text{pos} \rangle \dots \rangle 0 \langle \text{zero} \rangle,$
 $\langle \text{pos} \rangle \dots \rangle 0,$
 $\langle \text{neg} \rangle \dots \rangle \backslash,$
 $\langle \text{neg} \rangle \dots \rangle \backslash \langle \text{neg} \rangle,$
 $\langle \text{neg} \rangle \dots \rangle / \langle \text{pos} \rangle,$
 $\langle \text{neg} \rangle \dots \rangle 0 \langle \text{zero} \rangle,$
 $\langle \text{neg} \rangle \dots \rangle 0\}$

3. 기저선 동요 제거 알고리즘

심전도 파형을 자동 인식하기 위해서는 먼저 파형에 존재하는 저주파 성분의 기저선 동요(baseline-drift)를 제거하여야 한다. 이와 같은 잡음을 제거하기 위한 방법으로 고역통과 필터(highpass filter), 직선 보정에 의한 방법등이 널리 사용되어 왔다. 고역 통과 필터를 사용할 경우 기저선 동요를 만족스럽게 제거하기 위해서는 차단주파수가 0.5Hz 이상이어야 한다 그러나 이것은 ST 세그먼트와 같은 저주파 성분에 영향을 미치게 된다. 또한 직선에 의한

보정은 저주파 성분의 기저선 동요는 제거할 수 있으나 고주파 성분의 기저선 동요를 제거하는데는 부적합하다. 따라서 본 연구에서는 3차 스피라인 함수(cubic spline function)를 사용하여 ST 세그먼트에 영향을 미치지 않고 동시에 고주파 성분의 기저선 동요도 제거할 수 있는 알고리즘을 사용하였다.



그림 3. 기저선이 동요된 심전도 신호
Fig. 3. ECG signal corrupted with baseline drift.

본 연구에서 사용한 알고리즘은 다음과 같다. 그림3에서와 같이 심전도 신호의 PR 세그먼트에는 3차 스피라인 함수가 반드시 지나게 되는 마디(knot)가 존재한다. 이 마디는 R파의 하향기울기(down slope)가 최대인 지점에서 66msec 앞에 위치하며 R파의 하향기울기는 다음식에 의하여 계산된다.

$$\text{downslope}(I) = \text{datum}(I-6) + \text{datum}(I-2) - \text{datum}(I+2) - \text{datum}(I+6) \tag{5}$$

위와 같이 마디를 결정한 후 구간 $[0, T_1]$ 에 대한 3차 스피라인 함수 $y(t)$ 는

$$y(t) = y''(0)t^3/6 + y'(0)t^2/2 + y'(0)t + y(0) \tag{6}$$

이라고 놓을 수 있다. 이 함수는 다음 조건을 만족하여야 한다.

$$y(0) = y_0 \tag{7}$$

$$y'(0) = y'_0 = (y_1 - y_0)/T_1 \tag{8}$$

$$y(T_1) = y_1 \tag{9}$$

$$y'(T_1) = (y_2 - y_0)/T_2 \tag{10}$$

식 (6), (7), (8), (9), (10)으로부터

$$y''(0) = -6(y_0 - y_1)/T_1^2 - 2(2y'_0 + (y_2 - y_0)/T_2)/T_1 \tag{11}$$

$$y'''(0) = 12(y_0 - y_1)/T_1^3 + 6(y'_0 + (y_2 - y_0)/T_2)/T_1^2 \tag{12}$$

식 (7), (8), (11), (12)을 식(6)에 대입함으로써 구간 $[0, T_1]$

에 속하는 모든 점에 대한 $y(t)$ 를 구할 수 있으나 시간이 많이 소요된다.

따라서 본 연구에서는 다음과 같이 상태 공간 (state-space) 접근 방법을 사용하였다.

$$y(t) = y'''(0)^3/6 + y''(0)t^2/2 + y'(0)t + y(0)$$

$$y'(t) = y'''(0)t^2/2 + y''(0) + y'(0)$$

$$y''(t) = y'''(0)t + y''(0)$$

$$y'''(t) = y'''(0)$$

이를 매트릭스로 나타내면

$$\begin{bmatrix} y(t) \\ y'(t) \\ y''(t) \\ y'''(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t & t^2/2 & t^3/6 \\ 0 & 1 & t & t^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(0) \\ y'(0) \\ y''(0) \\ y'''(0) \end{bmatrix}$$

또한 t 를 하나의 샘플 간격과 같도록 선택함으로써 다음과 같이 t^2, t^3 을 제거할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} y(N+1) \\ y'(N+1) \\ y''(N+1) \\ y'''(N+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1/2 & 1/6 \\ 0 & 1 & 1 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(N) \\ y'(N) \\ y''(N) \\ y'''(N) \end{bmatrix}$$

(13)

여기서 $N, N+1$ 은 인접 샘플이다.

그림4는 본 연구에서 사용한 알고리즘의 순서도이다.

4. 선형 근사화 알고리즘

심전도 파형에는 근육의 움직임, 몸의 움직임, 환자의 몸에 부착된 전극의 이동, 전원등에 의해 많은 잡음이 섞여있다. 이와같은 잡음이 섞인 신호로부터 피이크를 검출하기 위해서는 먼저 잡음을 제거하여야 한다. 이를 위한 방법으로는 i) 아날로그 또는 디지털 필터링, ii) series expansion / reconstruction, iii) 선형 근사화 방법등이 널리 사용되어 왔다. 그러나 첫번째 방법은 신호의 부분적 특성을 손상시키는 단점을 가지며, 두번째 방법은 일반성이 결여되어 어느 특정파형에만 적용가능하다. 그러나 선형 근사화 방법은 파형을 가장 근사한 파형으로 세그먼트를 나누는 방법으로서 파형이 갖는 특징의 크기와 분포에 관계없이 근사화가 가능하며, 간접적으로 잡음성분에 의한 작은 피이크들을 제거할 수 있다. 또한 이 방법은 기울기, 극대점의 위치, 지속기 등과 같은 피이크에 대한 유용한 정보를 제공하기 때문에, 본 연구에서는 피이크를 인식하기 위한 선택틱 피이크 검출 알고리즘의 전처리 단계로서 선형근사화방법을 사용

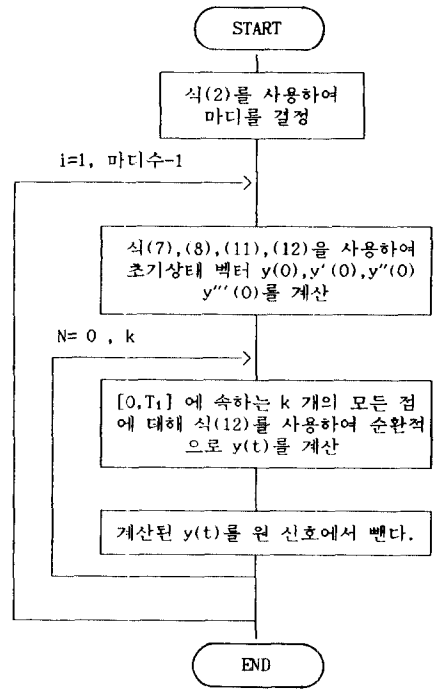


그림 4. 기저선 동요제거 알고리즘의 흐름도
Fig. 4. The flowchart of the removal algorithm of baseline drift.

하였다. 본 연구에서는 선형근사화를 수행하기 위해 초기세그먼트의 수를 임의로 할 수 있고, 속도도 빠른 “분할-융합(split-and-merge)”알고리즘을 사용하였다.

분할-융합 알고리즘은 다음과 같다.

- [Step 1] 끝점이 일치하고 길이가 같은 임의개의 세먼트로 파형을 나눈다.
- [Step 2] 다음 식과 같이 각 세그먼트에 대해 에러 norm (error norm)을 계산한다.

$$E_i = \sum_{i=1}^n [y_i - (A_p * x_i + b)]$$

여기서 y_i : 각 세그먼트에 속하는 점 x_i 에서의 값

A_p : 선형 근사함수의 기울기

b : 선형근사함수의 절편

n : 각 세그먼트의 길이(세그먼트에 속하는 포인트 수)

E_i 를 최소화하는 선형함수의 기울기와 절편은 다음과 같다.

$$A_p = \frac{(n * \sum_i x_i y_i - \sum_i x_i \sum_i y_i)}{(n * \sum_i x_i - (\sum_i x_i)^2)}$$

$$b = \frac{1}{n} (\sum_i y_i - A_p * \sum_i x_i)$$

그 다음, 위에서 계산한 에러를 모두 합한 다.

$$E = \sum_i^k E_i$$

여기서 k : 세그먼트의 수

[Step3] E > ETOL인 경우, 가장 큰 E_i를 갖는 세그먼트를 찾아내어 두개의 세그먼트로 분할 한다. E < ETOL이 될 때까지 반복 수행한다.

[Step4] 모든 세그먼트를 분할한 후, E가 최소로 되도록 끝 점을 수정한다.

[Step5] E가 최소로 되도록 끝점을 수정한 후 E < ETOL로 되게하는 인접 세그먼트를 결합 한다.

5. 유한 상태 기계의 설계

입력 심볼에 유한상태 그래머를 적용하여 얻은 유한상태 언어는 다음과 같은 유한상태 기계 (finite-state-automata)로 인식될 수 있다.

입력 문자열 W(심전도 신호를 프리미티브의 배열로 나타낸 것)가 문법 G에 의해서 생성된 것인지의 여부, 즉 W ∈ L(G)인지를 해석하기 위하여 유한 상태 기계를 설계해야 한다. 일반적으로 유한상태기계 A는

$$A = (\Sigma, Q, \delta, q_0, F)$$

여기서 Σ : 입력 심볼로 구성된 집합

Q : 상태로 구성된 집합

δ : 상태전이 함수로서 Q * Σ를 Q의 부분집합으로의 대응시켜준다. 즉, δ(q, a) = q₁은 상태 q에서 기호 a가 입력 되면 상태 q₁으로 천이됨을 의미한다.

q : q₀ ∈ Q인 초기상태

F : F ⊆ Q인 최종상태의 집합

과 같이 정의되며 유한상태 그래머로부터 다음과 같이 설계된다.

1) Σ = V_r로 놓는다.

$$\Sigma = \{ /, \backslash, 0 \}$$

2) Q = V_r ∪ {T}로 놓는다.

$$Q = \{ s, z, p, n \}$$

3) q₀ = s로 놓는다.

4) 만일 P가 생성규칙 S → λ를 포함하면 F = {S, T}라 놓고, 그렇지 않은 경우에는 F = {T}라 한다.

5) P중에 B → a가 존재하면 δ(B, a)는 T를 포함한다. 여기서 B ∈ V_n, a ∈ V_r이다.

6) P중에 B → aC가 존재할 때 δ(B, a)에 모든 C를 포함시킨다. 여기서 B, C ∈ V_n, a ∈ V_r이다.

7) 임의의 a ∈ V_r에 대해 δ(T, a) = ∅으로 한다.

$$\delta(s, 0) = z, \delta(s, /) = p, \delta(s, \backslash) = n,$$

$$\delta(z, 0) = \{z, T\}, \delta(z, /) = p, \delta(z, \backslash) = n,$$

$$\delta(p, /) = \{p, T\}, \delta(p, \backslash) = n, \delta(p, 0) = \{z, T\},$$

$$\delta(n, \backslash) = \{n, T\}, \delta(n, /) = p, \delta(n, 0) = \{z, T\}$$

III. 실험

본 연구에서는 피이크를 검출하기 위한 입력 파형으로서, 환자로부터 검출한 심전도 신호와 CSE (common standards for quantitative electrocardiography) 데이터베이스를 사용하였다. 입력파형은 더욱 효율적인 처리를 위하여 기저선 동요를 제거한 후 선형근사화되고, 그 결과 파형은 원파형에 가장 유사한 선 세그먼트로 분리 된다. 그 다음 각 세그먼트는 본 연구에서 제안한 그래머를 적용함으로써 프리미티브심볼의 표현으로 변환된다. 최종적으로 이 표현에 결정적 유한상태 기계를 적용하여 피이크를 검출한다. 그림5는 피이크를 검출하기 위하여 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 흐름도이다.

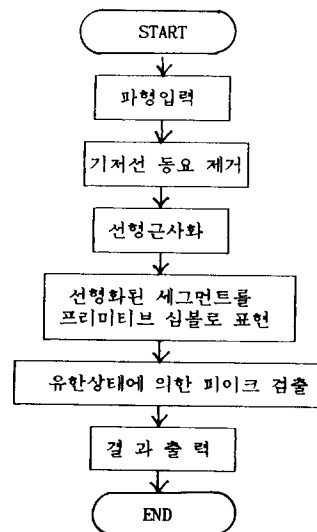


그림 5. 피이크 검출 알고리즘의 흐름도
Fig. 5. The flowchart of peak detection algorithm.

IV. 결과 고찰

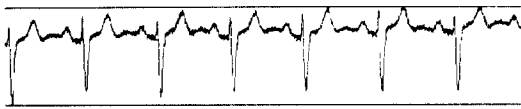
위에서 소개한 방법으로 환자에서 검출한 신호에 대해 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용한 결과는 그림 6, 7, 8과 같다. 각 그림에서 (a)는 리이드 II, V1, V6를 통해 기록한 심전도 원파형이고 (b)는 원신호에서 기저선동요를 제거한 신호, (c)는 split-and-merge 알고리즘에 의해 검출된 세그먼트의 시작과 끝점을 "0" 표시로 나타내었으며 그림(d)는 선형근사화 알고리즘에 의해 얻어진 세그먼트의 수, 끝점의 좌표, 선형근사식의 기울기와 절편을 나타낸 것이다. 또한(e)는 본 알고리즘에 의해 검출된 피크이다. 그림(e)에서 slope string은 본 알고리즘을 적용하여 분리한 세그먼트의 기울기를 패턴 심볼로 나타낸 것이며, baseline string은 기저선에 대한 세그먼트 분리점의 위치를 패턴 심볼로 나타내어 얻어진 것이다.

그림 6, 7, 8에서와 같이 본 연구에서 제안한 알고리즘은 심전도에 존재하는 모든 피크를 정확히 검출하였음을 알 수 있다.

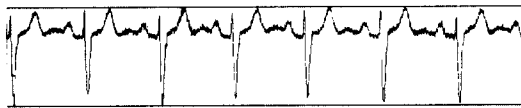
V. 결론

본 연구로부터 제안한 알고리즘을 적용하여 얻어진 결론은 다음과 같다.

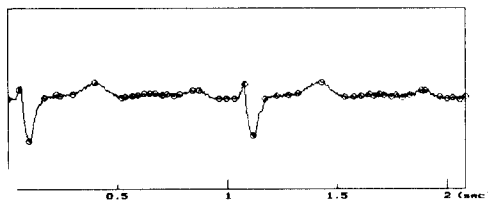
- 1) 본 알고리즘은 선형근사화 알고리즘과 정형언어 이론을 도입하여 파형의 전체적인 성질을 이용하였기 때문에 국부적인 성질에 의존하던 종전의 알고리즘보다 피크를 효율적으로 검출하였다.
- 2) 본 알고리즘은 정상파형 뿐만 아니라 부정맥 등의 비정상 파형에서도 피크를 정확히 검출하였다.
- 3) 본 알고리즘은 3차 스플라인 함수를 사용하여 기저선 동요를 제거함으로써 저주파 신호성분에 대



(a) 리이드 II의 심전도 원파형



(b) 기저선 동요를 제거한 신호



(c) split-merge 알고리즘에 의해 검출된 세그먼트

```

slope string:
/\ /\ 0 /\ 000000/00/0/00/\ /\ 00/\ 000/\ 000/\ 0/\ /\
baseline string:
* * * * *
count=8
=====
The information for the detected peak
=====
begin_point    peak_point    right_point    peak_type
( 1) 11,000    ( 24 155,000)  ( 27  0,000)    positive
( 27  0,000)   ( 44 -714,000) ( 77 17,000)    negative
(135 88,000)   (182 282,000) (236 21,000)    positive
(358 75,000)   (392 139,500) (440 3,000)     positive
(412 -9,000)   (453 248,000) (498 0,000)     positive
(498 0,000)    (511 -628,000) (535 -6,000)    negative
(603 99,000)   (654 271,000) (701 43,000)    positive
(836 67,000)   (864 141,500) (899 30,000)    positive
    
```

(e) 본 알고리즘에 의해 검출된 피크

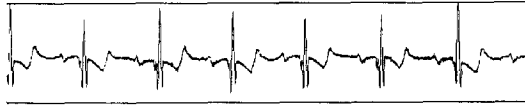
point_no	position	amplitude	slope
(0	1	11,000	0,0000)
(1	24	155,000	6,2609)
(2	44	-714,000	-43,4500)
(3	77	17,000	22,1515)
(4	102	77,000	2,4000)
(5	110	47,000	-3,7500)
(6	136	88,000	1,5769)
(7	182	282,000	4,2174)
(8	236	21,000	-4,8333)
(9	244	40,000	2,3750)
(10	260	57,000	1,0625)
(11	271	71,000	1,2727)
(12	285	93,000	1,5714)
(13	295	92,000	-0,1000)
(14	308	90,000	-0,1538)
(15	322	60,000	-2,1429)
(16	332	87,000	2,7000)
(17	348	57,000	-1,8750)
(18	358	75,000	1,8000)
(19	386	140,000	2,3214)
(20	398	139,000	-0,0833)
(21	440	3,000	-3,2381)
(22	455	7,000	0,2667)
(23	473	-9,000	-0,8889)
(24	493	246,000	12,7500)
(25	511	-628,000	-48,5556)
(26	535	-6,000	25,9167)
(27	561	54,000	2,3077)
(28	585	72,000	0,7500)
(29	603	99,000	1,5000)
(30	654	271,000	3,3725)
(31	701	43,000	-4,8511)
(32	719	43,000	-0,0556)
(33	735	47,000	0,3125)
(34	753	75,000	1,5556)
(35	762	50,000	-2,7778)
(36	774	89,000	3,2500)
(37	782	73,000	-2,0000)
(38	798	44,000	-1,8125)
(39	807	63,000	2,1111)
(40	820	19,000	-3,3846)
(41	836	67,000	3,0000)
(42	860	144,000	3,2083)
(43	869	139,000	-0,5556)
(44	899	30,000	-3,6333)
(45	914	-13,000	-2,8667)
(46	925	25,000	3,4545)
(47	940	-19,000	-2,9333)
(48	951	32,000	4,6364)

(d) 선형근사화 알고리즘에 의한 세그먼트의 정보

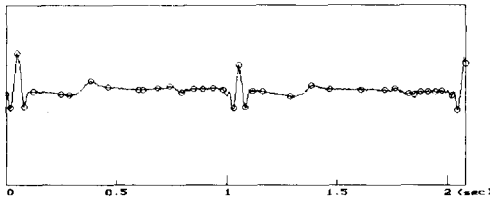
그림 6. 리이드 II 심전도 파형의 결과
Fig. 6. Results of lead II ECG signal.



(a) 리이드 V1의 심전도 원파형



(b) 기저선 동요를 제거한 신호



(c) split-merge 알고리즘에 의해 검출된 세그먼트

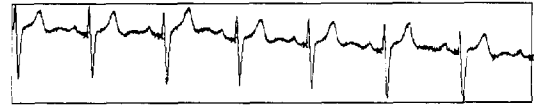
point_no	position	amplitude	slope
(0	1	3.000	0.0000)
(1	10	-239.000	-26.8889)
(2	24	691.000	66.4286)
(3	39	-224.000	-61.0000)
(4	59	53.000	13.8500)
(5	117	12.000	-0.7069)
(6	133	-21.000	-2.0625)
(7	177	225.000	5.5909)
(8	215	124.000	-2.6579)
(9	277	82.000	-0.6774)
(10	287	87.000	0.5000)
(11	319	112.000	0.7812)
(12	343	140.000	1.1667)
(13	369	41.000	-3.8077)
(14	393	92.000	2.1250)
(15	412	100.000	0.4211)
(16	434	111.000	0.5000)
(17	455	87.000	-1.1429)
(18	477	-225.000	-14.1818)
(19	487	504.000	72.9000)
(20	500	-219.000	-55.6154)
(21	516	74.000	18.3125)
(22	538	50.000	-1.0909)
(23	594	-44.000	-1.6786)
(24	640	158.000	4.3913)
(25	677	94.000	-1.7297)
(26	743	85.000	-0.1364)
(27	793	75.000	-0.2900)
(28	814	112.000	1.7619)
(29	842	18.000	-3.3571)
(30	854	3.000	-1.2500)
(31	868	45.000	3.0000)
(32	884	52.000	0.4375)
(33	898	56.000	0.2857)
(34	912	65.000	0.6429)
(35	934	-29.000	-4.2727)
(36	945	-265.000	-21.4545)
(37	961	534.000	49.9375)

(d) 선형근사화알고리즘에 의한 세그먼트의 정보

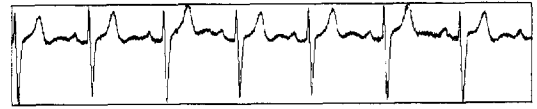
```

slope string:
/\ / 0 / \ 0 0 0 0 / \ / 0 0 / \ / 0 / \ 0 0 / \ / 0 0 0 0 / \ / 0 0 0 0 / \
baseline string:
* * * * *
count=12
*****
The information for the detected peak
*****
begin_point    peak_point    right_point    peak_type
( 1  3.000)    ( 10 -239.000)  ( 12  0.000)    negative
( 13  0.000)    ( 24  691.000)  ( 35  0.000)    positive
( 35  0.000)    ( 39 -224.000)  ( 59  53.000)    negative
(133 -21.000)   (177 225.000)  (215 124.000)   positive
(319 112.000)  (343 140.000)  (369 41.000)    positive
(369 41.000)   (413 101.500)  (455 87.000)    positive
(455 87.000)   (477 -225.000) (480 0.000)     negative
(480 0.000)    (487 504.000)  (496 0.000)     positive
(496 0.000)    (500 -219.000) (516 74.000)    negative
(594 -44.000)  (640 158.000)  (677 94.000)    positive
(793 75.000)   (814 112.000)  (842 18.000)    positive
(934 -29.000)  (945 -265.000) (960 0.000)     negative
    
```

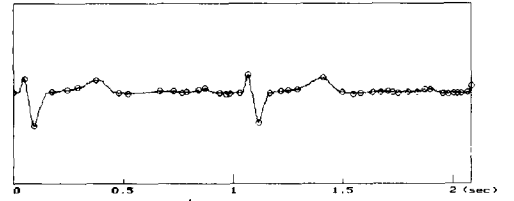
(e) 본 알고리즘에 의해 검출된 피크
 그림 7. 리이드 V1 심전도 파형의 결과
 Fig. 7. Results of lead V1 ECG signal.



(a) 리이드 V6의 전도 원파형



(b) 기저선 동요를 제거한 신호



(c) split-merge 알고리즘에 의해 검출된 세그먼트

point_no	position	amplitude	slope
(0	1	10.000	0.0000)
(1	23	227.000	9.8636)
(2	44	-564.000	-37.6667)
(3	80	15.000	16.0833)
(4	113	59.000	1.3333)
(5	135	91.000	1.4545)
(6	173	218.000	3.3421)
(7	220	2.000	-4.5957)
(8	238	-15.000	-0.9444)
(9	306	36.000	0.7500)
(10	334	31.000	-0.1786)
(11	351	9.000	-1.2941)
(12	361	15.000	0.6000)
(13	385	46.000	1.2917)
(14	398	81.000	2.6923)
(15	428	0.000	-2.7000)
(16	442	-19.000	-1.3571)
(17	450	-23.000	-0.5000)
(18	471	7.000	1.4286)
(19	488	306.000	17.5882)
(20	510	-495.000	-36.4091)
(21	534	4.000	20.7917)
(22	557	35.000	1.3478)
(23	571	51.000	1.1429)
(24	591	60.000	0.4500)
(25	643	258.000	3.8077)
(26	683	20.000	-5.9500)
(27	706	-17.000	-1.6087)
(28	721	2.000	1.2667)
(29	747	18.000	0.6154)
(30	764	22.000	0.2353)
(31	779	42.000	1.3333)
(32	788	27.000	-1.6667)
(33	800	14.000	-1.0833)
(34	821	28.000	0.6667)
(35	839	29.000	0.0556)
(36	855	63.000	2.1250)
(37	867	73.000	0.8333)
(38	893	7.000	-2.5385)
(39	905	-15.000	-1.8333)
(40	915	8.000	2.3000)
(41	923	14.000	0.7500)
(42	931	-14.000	-3.5000)
(43	945	21.000	2.5000)
(44	951	123.000	17.0000)

(d) 선형근사화알고리즘에 의한 세그먼트의 정보

```

slope string:
/\ / 0 0 / \ 0 0 0 0 0 / \ 0 0 0 / \ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 / \ 0 0 / 0 / \
baseline string:
* * * * *
count=8
*****
The information for the detected peak
*****
begin_point    peak_point    right_point    peak_type
( 1  10.000)    ( 23 227.000)  ( 29  0.000)    positive
( 29  0.000)    ( 44 -564.000) ( 80 15.000)    negative
(135 91.000)   (173 218.000) (220 2.000)     positive
(385 46.000)   (398 81.000)  (428 0.000)     positive
(471 7.000)    (488 306.000) (496 0.000)     positive
(496 0.000)    (510 -495.000) (534 4.000)     negative
(591 60.000)   (643 258.000) (683 20.000)    positive
(839 29.000)   (861 63.000)  (883 7.000)     positive
    
```

(e) 본 알고리즘에 의해 검출된 피크
 그림 8. 리이드 V6 심전도 파형의 결과
 Fig. 8. Results of lead V6 ECG signal.

한 정보를 유지할 수 있다.

4) 그림6(d), 7(d), 8(d)에서 알 수 있듯이 본 알고리즘은 피이크의 방향, 위치, 크기, 지속시간등에 관한 유용한 정보를 추출할 수 있었다.

5) 본 알고리즘은 파형을 그림6(d), 7(d), 8(d)와 같이 소수의 프리미티브패턴을 사용하여 언어의 문장구조와 유사한 계층적 구조로 묘사하여 피이크를 검출하기 때문에 기존의 알고리즘보다 prior knowledge가 부족한 파형이나 복잡한 파형에 대해서도 적용가능하다.

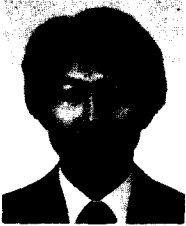
6) 본 알고리즘은 피이크검출 뿐 아니라 파서나 그램마의 형태를 수정함으로써 QRS인식, 부정맥 검출등의 심전도 신호의 여러가지 특성을 검출할 수 있으며 디지털 신호처리, 패턴 인식등의 다른 분야에도 적용가능하다.

7) 앞으로의 연구과제는 본 알고리즘을 토대로 심전도 신호를 보다 정확하고, 빠르게 진단할 수 있는 심전도 진단 전문가시스템을 구축하는 것이다.

參 考 文 獻

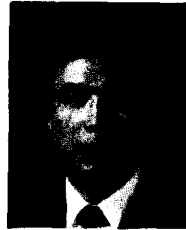
- [1] Josef Wartak, M.D., B. Sc., *Computers in Electrocardiography*, Charles C Thomas, Publisher, 1970.
- [2] E. Skodalkis, "Syntactic ECG processing: A review," in *Pattern Recognition*, vol. 19, no. 4, pp. 305-313, 1986.
- [3] T. Pavlidis, *Structural Pattern recognition*, Springer-Verlag, pp. 147-215, 1977.
- [4] Winston, P.H. Horn, B.K., *Lisp*, Addison-Wesley, 1981.
- [5] Nilsson, N.J., *Principles of Artificial intelligence*, Tioga Publishing Co., 1980.
- [6] Kenneth P. Birman, "Rule-based learning for more accurate ECG analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-4, 1982.
- [7] Lee, H.S. Thakor, N.V., "Frame-based understanding of ECG signals," in *Proc. of First Conference on Artificial Intelligence Application*, pp. 624-629, 1984.
- [8] 신건수, 이명호, "선택틱 패턴인식에 의한 심전도 피이크 검출에 관한 연구"의용생체공학회 춘계학술대회논문집, pp. 19-22, 1989.
- [9] Kunsoo Shin, Myoungho Lee, ECG waveform analysis using frame," in *Proc. of Korea-Japan Joint Conference on Medicine and Biological Engineering*, pp.131-134, 1989.
- [10] 신건수, 이병채, 황선철, 이명호, "AI 기법을 이용한 멀티채널 심전도 패턴인식 알고리즘," 한국자동제어학술회의 논문집, pp. 575-579, 1990.
- [11] Heekyo Jeong, Kunsoo Shin, Myoungho Lee, "A New algorithm for P wave detection using significant point extraction and pattern matching technique in the ECG signal," in *Proc. of Far Eastern conference on MBE*, pp. 244-245, 1990.
- [12] Kunsoo Shin, Seoncheol Hwang, Byungchae Lee, Myoungho Lee, "An Algorithm for Pattern Recognition of Multichannel ECG Signals," in *Proc. of 12th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 819-820, 1990.

著者紹介



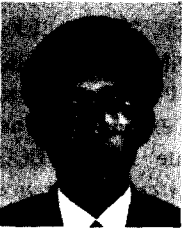
申建洙(正會員)

1959年 3月 16日生. 1982年 2月 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1984年 2月 연세 대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 현재 연세대학교 대학원 전기공학과 박사과정. 주 관심분야는 인공지능, 패턴인식, 심전도 컴퓨터 진단 시스템등임.



李明鎬(正會員)

1946年 6月 11日生. 1972年 연세대학교 전기공학과 졸업. 1978年 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1978~1980年 홍익대 전기공학과 조교수. 1984~1985年 미국 위스컨신대학교 교환교수. 1980年~현재 연세대학교 교수. 당학회 의용전자 및 생체공학 연구회 전문위원장. 주관심분야는 마이크로컴퓨터를 이용한 생체 신호처리 및 자동진단기법, 의용계측제어분야 등임.



李兼采(正會員)

1964年 10月 10日生. 1987年 2月 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1989年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 현재 연세대학교 대학원 전기공학과 박사과정. 주 관심분야는 패턴인식, 신호처리, 의용계측제어시스템등임.