

템플레이트 매칭에 의한 심전도신호의 P파 검출 알고리즘에 관한 연구

⁰
홍재우, 정희교, 신건수, 이명호

연세대학교 전기공학과

A P-wave Detection Algorithm by Template Matching Method

⁰
Jae-Woo Hong, Hee-Kyo Jeong, Kun-Soo Shin, Myoung-Ho Lee

Dept. of Electrical Engineering, Yonsei University

ABSTRACT

This paper presents a new algorithm for P-wave detection in the ECG signal, we get the peak, onset and offset point by using significant point extraction algorithm with 5-point derivative. To these set of extracted significant points, we apply amplitude and duration threshold criterion. we define the set of significant point meeting the criterion as P-wave candidate. Then P-wave candidate is classified through match-process with template. The template with maximum number of P-wave candidate is selected to be the P-wave.

2. 특성점 추출 및 폐인 분류

2.1 특성점의 추출

특성점을 추출하기 위하여 전단계로 미분 차동방정식으로 심전도 신호를 미분하고, 이 미분파형에 제로 크로싱 방법을 적용한다. 제로 크로싱 방법이란 미분파형이 영을 통과하는 점의 양쪽 부호가 다르면 그점을 극점으로, 양쪽 점중 하나가 영이면 ONSET 또는 OFFSET 점으로 한다. 이렇게 구한 후보 특성점의 집합중에서 문턱값과 비교하여 기울기와 크기가 작은 잡음성분을 제거한 후 최종적인 특성점을 추출한다. ONSET, OFFSET 및 피크 점으로 구성된 특성점 그룹으로 특성점 집합을 이룬다. 미분에 사용된 차동방정식은 다음과 같으며 이 식은 고주파 잡음을 제거하는 특성을 가지고 있다[5].

$$Y(n) = [-2X(n-2) - X(n-1) + X(n+1) + 2X(n+2)] / 8 \quad \dots \dots \dots (1)$$

그림 1은 특성점 추출의 블럭 선도이다.

1. 서론

심전도의 기계적 해석이 가능해지면서 컴퓨터 자동진단 알고리즘의 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 QRS파 검출에 의한 심실성 부정맥 진단은 높은 수준에 이르고 있다. 그러나 심방성 부정맥의 진단은 P파 검출의 어려움 때문에 여러 단계를 암고 있다. 최근 P파 검출 알고리즘이 발표되고 있으나 대개 기울기의 경매와 폭을 기준으로 비교하거나 대역통과 필터(3~11 Hz)를 통과하는 방법이었다. [2] 그러나 이 방법에서 P파에 잡음이 혼입되기 쉽고 필터링할 경우 ONSET 및 OFFSET 점을 정할수 없는 단점이 있다.

본 논문에서는 폐인해석 방법을 이용하여 P파를 검출하고자 한다. 폐인해석 시스템은 입력된 ECG신호를 관련된 사전지식의 형태에 따라 입력신호 폐인의 클래스(Class)를 결정하는 것이다. 이때 과정의 특성을 더욱 명확하고 적은 기억용량으로 왜곡없이 처리할 수 있도록 하는 방법은 특성점을 추출하여 신호의 폐인을 분석하는 것이다. 특성점 추출에는 곡률을 이용하여 추출하는 방법이 있으나 [4] 곡률을 이용하는 방법은 전처리를 통해 신호대 잡음의 비가 커야하기 때문에 곡률이 비교적 작은 P파에 적용하기가 힘든 문제가 있다. 따라서 본 논문에서는 ECG신호의 미분을 이용한 제로 크로싱(Zero-crossing) 방법으로 ECG파형의 특성점 ONSET, OFFSET 점 및 피크점과 변곡점을 추출한다. 이를 추출된 특성점으로부터 각 과정에 대한 진폭 및 폭의 문턱치 값을 적용하여 이를 만족하는 과정을 P파의 후보파형으로써 정하고 템플레이트의 매칭과정을 통하여 P파의 후보를 분류한 다음 가장 많은 P파 후보를 갖는 템플레이트 그룹을 P파로 결정하여 검출하고 그 밖의 템플레이트는 이상 P파로서 나타낸다.

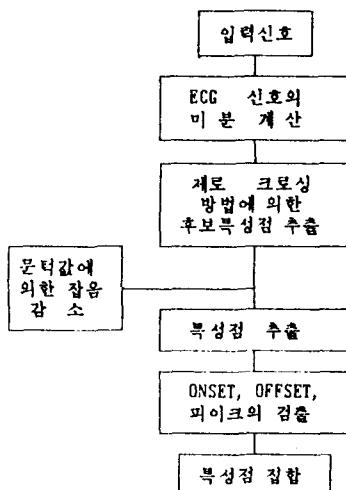


그림 1. 특성점 추출 블럭선도

2.2 P파 후보의 검출과 분류

1 단계에서 문턱치와 비교하여 제거된 특성점들은 그 폭과 기울기가 매우 작아 잡음으로 판단되는 파들이었다. 다음 단계로 특성점 집합들이 P파인지지를 판별하기 위하여 P파의 템플레이트를 구성한다.

최초에는 어떠한 템플레이트도 선택되지 않고 P파의 후보를 결정하기 위한 기준(criterion)만이 적용된다. 즉 P파의 폭과 진폭의 문턱치를 적용하여, 이 문턱치를 만족하면 P파의 후보로 선택하고 최초의 템플레이트로 이용한다.

다음에 모든 P파 후보는 현재의 템플레이트에 속하거나 새로운 템플레이트가 된다. 이미 선택된 템플레이트와 다른 새로운 템플레이트가 자동적으로 저장된다. 결국, ECG 신호에 존재하는 모든 P파가 분류되고 이를 템플레이트가 저장된다.

P파의 분류 방법은 상관(correlation) 기법을 이용한다. 수학적 상관 방법은 심전도 파형해석에 적용되어 왔다. [5]

개개의 신호 값으로부터 auto-cross-correlation 함수를 계산하는 대신 파형의 특성 속성 사이의 상관 계수를 정한다. 그러나 수학적인 상관 방법은 연산 과정이 복잡하고 많은 계산 시간을 필요로 하기 때문에 (time consuming) 상관할 속성값으로써 형태(up, down, horizontal), 진폭, P파의 폭을 선정하고 이를 속성함을 비교하므로써 P파의 후보와 각 템플레이트 사이의 상관을 구한다.

이 상관은 P파 후보와 각 템플레이트 사이의 속성함을 비교함으로써 얻을 수 있고 P파의 임상적 해석을 위하여 어떤 속성은 다른 속성에 비하여 더욱 중요하기 때문에 상관 계수 계산시 더 큰 가중치(weight)를 주게 된다. 표 1은 할당된 가중치를 나타낸다.

Table 1. P파 후보에 할당된 가중치

특징	가중치
파이크 형태	4
포인트 수	2
폭	5
진폭	5
onset 형태	1
offset 형태	1

3. 템플레이트 매칭과 P파의 검출

템플레이트 매칭을 위해 P파 후보 1과 템플레이트 j사이의 상관 계수 R_{1j} 가 계산된다. 각 템플레이트에 대한 값(score)과, 템플레이트와 P파 후보를 매치(match)한 속성의 상관 값으로부터 R_{1j} 를 구한다. j번째 템플레이트의 값 RS_j 를 다음과 같이 계산한다.

$$RS_j = \sum_j W_j$$

1번재 P파 후보와 j번재 템플레이트를 비교한 상관 값 RC_{1j} 를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$RC_{1j} = \sum_i C_i$$

C_i 는 j번재 템플레이트에 대응하는 속성과 상관될 때 1번재 P파 후보에 있는 각 속성의 값을 나타낸다.
1번재 P파 후보와 j번재 템플레이트의 상관 계수

$$R_{1j} = \frac{RC_{1j}}{RS_j}$$

만약 P파 후보가 몇 개의 템플레이트와 매치될 때 이 P파 후보는 가장 큰 값을 갖고 문턱치를 만족하는 템플레이트에 속하게 된다. 그림2는 템플레이트와 P파 후보의 매칭과정을 나타낸다.

이와같이 P파 후보가 모두 분류되면 가장 많은 P파 후보 그룹을 P파로 결정하여 검출하고 그 밖의 템플레이트는 이상 P파로 나타낸다. 그림4는 P파 검출을 위한 블럭선도이다.

P파 분류와 새로운 템플레이트를 만들기 위한 과정(procedure)은 다음과 같다.

```

begin
  Initialize
  i <- 1      { Begin with P-wave candidate }
  j <- 1      { Create template }
repeat      { for each new P-wave candidate i=1,...,N }
  calculate coefficient Rij
  Select template j for which Rij is maximum
  if ( $R_{ij} > \text{Threshold}$ )
    then
      P-wave candidate i belong to template class j
    else
      begin
        Form a new template j+1
        j <- j + 1      { enter new P-wave candidate i to template }
      end
until (all P-wave candidate i are matched and classified)
Define the group with the largest number of P-wave candidate to be P-wave
end
  
```

템플레이트	레코드	속성	가중치	WI	값
P	파이크 형태 : u-d	1	4	4	
on	포인트 수 : 3	1	2	2	
off	폭 : 25	1	5	5	
	진폭 : 60	1	5	5	
	onset-형태 : h-u	1	1	1	
	offset-형태 : d-h	1	1	1	

(a) 18

P파 후보파형1	레코드	속성	가중치	C1	값
P	파이크 형태 : d-u	0	4	0	
on	포인트 수 : 3	1	2	2	
off	폭 : 27	1	5	5	
	진폭 : 60	1	5	5	
	onset-형태 : h-d	0	1	0	
	offset-형태 : u-h	0	1	0	

(b) 12

템플레이트 1과 P파 후보파형1	RC11	$\frac{RC_{11}}{RS_1}$	= 0.66
			문턱 값 = 0.7

템플레이트 1과 P파 후보파형1은 매치되지 않는다.

그림 2. P파 템플레이트와 P파 후보 파형의 매칭 예

- (a) P파 템플레이트의 예
- (b) P파 후보파형의 예
- (c) 속성과 속성값

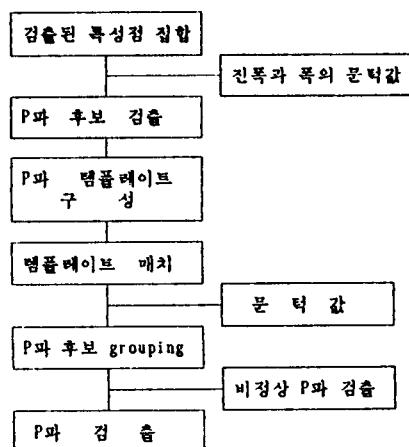


그림 3. P파 검출 블럭 선도

4. 실험 및 고찰

4.1 실험 데이터

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 ECG 신호의 시뮬레이터로부터 얻은 데이터를 이용해 실험하였다. KONTRON 994 ECG SIMULATOR로부터 얻은 ECG 신호를 240 samples/sec인 12 bit A/D 변환기를 이용하여 데이터를 얻었다. 그 후 본 알고리즘을 일상적으로 실험하기 위해 원주 기독병원에서 외래환자중 50명의 심전도를 A/D 변환기를 이용해 데이터 파일로 저장한 후 실험하였다.

4.2 성능 평가

제시된 알고리즘은 ECG 신호로부터 여러 종류의 P파 후보를 분류하여 정상적인 P파를 검색할 수 있었으며 매우 높은 정확도와 신뢰성을 보여주었다.

그림4 (a), (b) 와 (c)는 심전도 신호로부터 얻은 특성점 후보, 특성점 추출과 P파 후보를 나타낸다. 그림5는 각 템플레이트와 P파 후보와의 상관 계수를 나타내며 상관 계수가 0.7이상인 경우 템플레이트와 P파 후보가 매칭되는 것으로 보았다. 여기서 최초의 P파 후보 P1이 템플레이트 1이 되며 두 번째 P파 후보가 템플레이트 2, 21번째 P파 후보가 템플레이트 3이 된다. 템플레이트와 P파 후보와의 매칭을 위한 탐색 우선순위(search priority)는 매칭의 빈도수가 많은 순서로 수행되었다. 즉 정상 P파(peak type:ud, No of points:3), inverse(peak type:du, No of points:3), Multiphasic의 순으로 검색을 수행하여 검색시간을 최소화하였다. Table2는 각 템플레이트에 할당된 속성에 대한 기록이며, Table3은 정상 P파와 이상 P파를 P파들의 발생 순서에 따라 분류한 것이다.

본 알고리즘은 IBM PC/AT에서 C 언어로 수행되었다.

Table 2. P파 후보의 예와 분류

템플레이트	P파 후보	분류
템플레이트 1	P1, P3, P4, P5, P6, P8, P9, P10, P11, P13, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P22, P24, P25, P26, P27, P29, P30, P31	정상 (25/31)
템플레이트 2	P2, P7, P12	비정상 (3/31)
템플레이트 3	P21, P23, P28	비정상 (3/31)

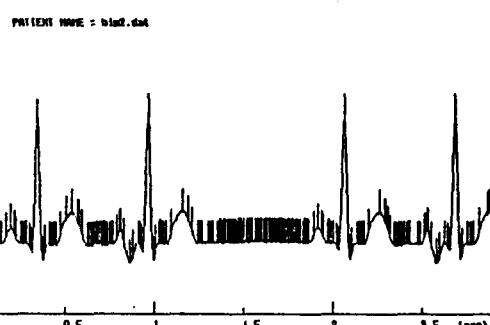
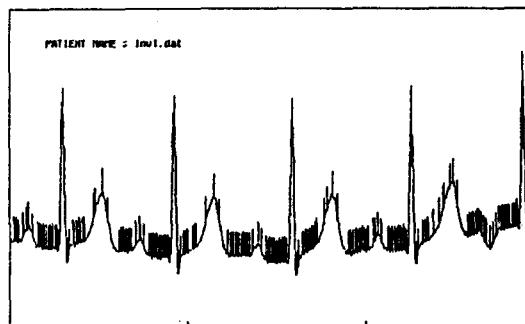
5. 결론

본 알고리즘을 수행하여 본 결과, 다음과 같은 결론을 얻었다.

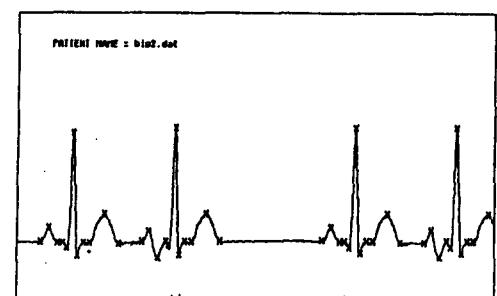
- (1) P파가 갖는 중요 특징에 대해서만 상관 계수를 계산하여 재된 매칭을 수행하였기 때문에 속도가 빠르고 계산량이 크게 감소되었다.
- (2) 본 연구에서 제안한 알고리즘은 정상적인 P파 뿐만 아니라 이상 P파도 정확하게 분류할 수 있었다.
- (3) 유사한 패턴을 갖는 P파를 하나의 템플레이트로 분류함으로써 연산에 필요한 기억 용량을 크게 줄일 수 있었으며, 이로 인해 장시간 심전도 모니터링에 유용하다.
- (4) 속성과 가중치를 바꿔줌으로써 QRS 및 T파의 검출에 활용될 수 있기 때문에 심전도 신호 분석 알고리즘에도 활용할 수 있다.

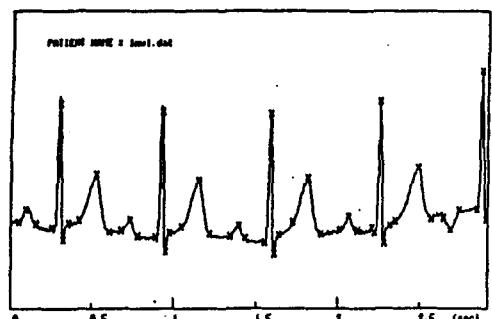
6. 참고문헌

- 1) JOSEF WARTAK, M.D., B.Sc., "Computers in Electrocardiography", CHARLES C THOMAS, PUBLISHER, U.S.A., 1970.
- 2) S. J. HENGEVELD AND J. H. VAN BEMMEL, "Computer Detection of P-Waves", Computers and Biomedical Research 9, P 125-132, 1976
- 3) S. SHIBATA, "A P-Wave Detector", Optimization of Computer ECG Processing, P 165-166, 1980.
- 4) Ho-soo Lee, N.V.Thakor, "ECG Waveform Analysis by Significant Point Extraction," Computer and Biomedical Research, Vol.20, P 428-442, 1987.
- 5) Willis J. Tomkins, John G. Webster, "Design of Microcomputer-based Medical Instrumentation", Prentice Hall, pp131-139 1981.
- 6) F.Gritzali, G.Papakontantinou, "Detection of P and T Waves in an ECG," Computer and Biomedical Research, Vol.22, P83-91, 1989
- 7) O.GOURIN, D.SADEH, S.AKSELROD, S.ABOUD, "Cross-correlation Technique for Arrhythmia Detection Using PR and PP Intervals", Computers and Biomedical Research 18, P 37-45, 1985.
- 8) JIAPU PAN and WILLIS J. TOMPKINS, "A Real-Time QRS Detection Algorithm", IEEE Trans. Vol BME-32, P 230-236, 1985.
- 9) 황 선철, 이 명호, "P파 검출에 의한 부정맥 진단 알고리즘에 관한 연구," 연세대학교 전 기공학과 석사학위논문, 1988.
- 10) 신 호옹, "실시간 부정맥 자동진단에 관한 연구," 연세대학교 대학원, 1987.

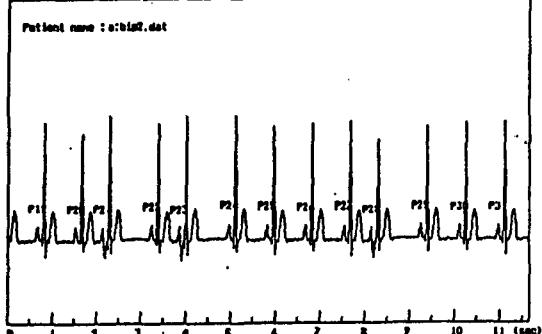
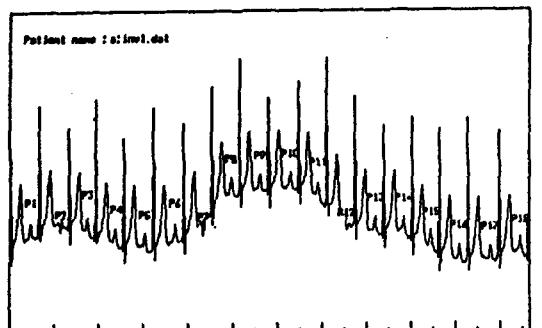


(a) 특성점 후보





(b) 주출된 복성검



(c) 검출된 P파 후보

그림 4. 복성검 주출과 P파 후보의 예

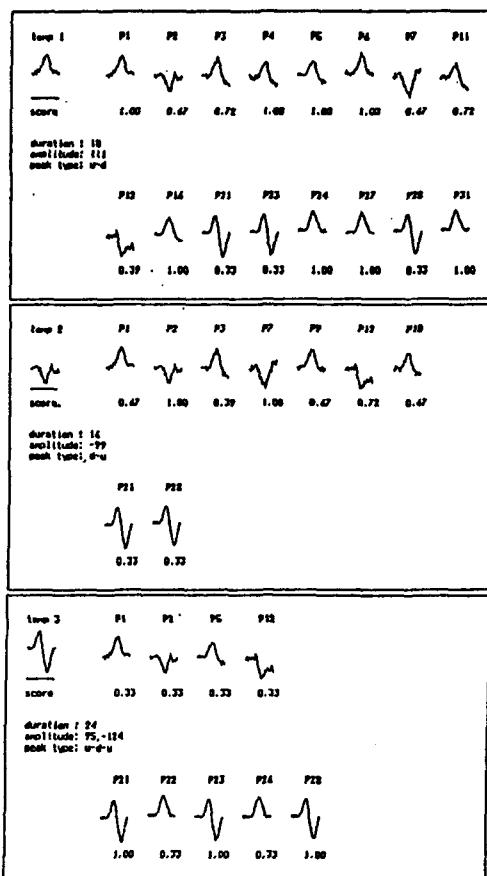


그림 5. 각 P파 후보와 명풀레이브의 상관 계수

(P파 후보를 검출하기 위한 폭과 진폭 문턱 기준
값은 각각 20 ± 6 과 $|110 \pm 30|$ 이다)