

심전도신호의 QRS 패턴해석

*황선철 · 권혁제 · 김태국 · 이재준 · 이명호

= Abstract =

A QRS Pattern Analysis Algorithm for ECG Signals

Seoncheol Hwang, Hyukje Kweon, Taekook Kim, Jaejoon Lee, Myoungho Lee

This paper describes an algorithm of pattern analysis of ECG signals by significant points extraction method. The significant points can be extracted by modified zerocrossing method, which method determines the real significant point among the significant point candidates by zerocrossing method and slope rate of left side and right side.

This modified zerocrossing method improves the accuracy of detection of real significant point position. This paper also describes the pattern matching algorithm by a hierarchical AND/OR graph of ECG signals. The decomposition of ECG signals by a hierarchical AND/OR graph can make the pattern matching process easy and fast. Furthermore the pattern matching to the significant points reduces the processing time of ECG analysis.

1. 서 론

신호처리 기법의 발달은 심전도 자동진단을 가능케 하였다. 자동진단에 쓰이는 신호처리에는 크게 data acquisition, noise filtering, 특성점 추출, 패턴인식에 의한 과정 결정, 리듬분석 및 진단을 위한 전문가 시스템이 있다. 이중 data

acquisition과 filtering 등은 이미 높은 수준의 발전을 이루고 있다.

심전도 자동진단을 위한 신호처리에 있어서 가장 중요한 것은 심전도의 각 파라미터 추출이다. 이때 파라미터 추출은 특성점의 추출에 의해 좌우되며 정확한 특성점 추출이야말로 파라미터 추출에 필수적인 요건이 된다.

특성점 추출은 여러가지 방법이 있으나 곡률³⁾을 이용한 방법과 zerocrossing을 이용한 방법이 있다.

<접수 : 1991년 6월 26일>

연세대학교 전기공학과

Dept. of Electrical Engineering, Yonsei Univ.

곡률에 의한 방법은 noise가 혼입된 경우와 P파와 같은 작은 파형의 경우에서 특성점 검출의 어려움을 갖고 있다. 그러나 zerocrossing 방법은, 이때 사용되는 derivative식이 고주파 noise 제거 효과를 갖고 있어서 특성점의 검출 능력이 상당히 뛰어나다. 그래서 P파와 같은 작고 완만한 파형의 경우 특성점 검출이 용이하다. zerocrossing 검출법은 onset, offset점의 경우에 있어서 정확한 위치에서 다소 벗어나는 단점이 있다. 이는 특성점 근처에 잡음이 위치하는 경우인데 이런 경우를 보완하기 위해 변곡비를 이용하게 된다. 변곡비를 이용하면 잡음이 삽입된 경우 뿐만 아니라 다른 모든 경우에 있어서 실제의 특성점을 정확히 찾을 수 있게 된다. 이렇게 검출된 특성점은 그 점의 형태에 따라 onset, peak, offset점으로 분류된다. 이들 각 점은 AND/OR 계층도에 의해 패턴매칭이 수행되며 각 파형별로 분류된다. 패턴매칭은 관계상관식에 의해 수행되는데 적합성을 측정하기 위해 수치, 심볼 등으로 제한조건을 주었다. 본 논문에서는 보완된 zerocrossing에 의한 특성점 추출과 특성점형태 결정 및 이들 점을 기준으로 한 패턴매칭에 의한 심전도 파형인식에 대해 논하기로 한다.

2. 특성점 추출

2.1 특성점 후보 결정

모든 파형의 특징점에는 onset point, offset point, peak point, valley point 및 변곡점등이 있다. 이때 peak 및 valley점은 매우 쉽게 찾을 수 있다. 그러나 onset 및 offset점의 추출은 잡음이 섞인 경우 검출이 매우 어렵게 된다. onset 및 offset점의 검출알고리즘 중 Skodalkis⁵⁾가 제한한 알고리즘은 삼각형인 T파의 경우 매우 검출이 용이하지만 P파의 경우, 특히 파형이 작고 잡음이 섞인 경우는 검출이 어렵게 된다. 특징점을 찾는 또다른 알고리즘은 널

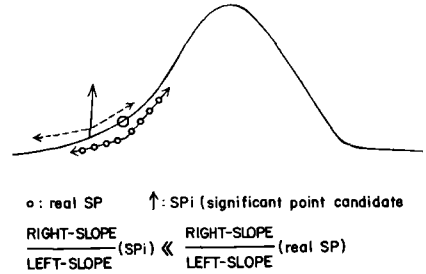


그림 1 특성점 후보와 실제 특성점의 변곡비
Fig. 1. The slope rate of the significant point candidate and real SP

리 사용되고 있는 zerocrossing 방법이다. 이 방법은 입력신호의 미분을 통해 행할 수 있다. 심전도 신호의 미분신호를 이용하여 zerocrossing되는 점을 모두 추출한다. 즉 미분이 양(positive)에서 음(negative)이나 그 반대로 변하는 점을 각각 peak와 valley점이라 한다. 또한 미분이 zero로 유지되다가 양이 되거나 음이 되면 peak및 valley의 onset점이 된다. 같은 원리로 미분이 양이나 음에서 zero로 되어 계속 유지된다면 그점은 offset점이 된다.

본 알고리즘에서 미분을 위한 식은 9-point derivative식을 이용하며 이 식은 고주파 잡음을 제거하는 특성이 있다. 이렇게 구해진 후보 특징점들 중에는 잡음성분에 의해 발생된 점이거나 또 그 점이 실제점보다 약간 빗나간 위치에 존재하는 경우가 발생된다. 그러므로 이들 점의 위치를 보정할 필요가 발생하는데 즉 이들점을 중심으로 좌우 일정 영역내에서 실제 점을 결정하기 위한 단계가 필요하다.

실제 특성점을 검출하는 방법은 다음과 같다.

- (1) 임의의 점을 i 라 할때, 범위 $i_{rg} \leq i \leq i + rg$ 에서 LEFR-SLOPE와 RIGHT-SLOPE를 구한다.
- (2) 변곡비 $\text{RIGHT SLOPE/LEFT-SLOPE}$ 을 구한다.
- (3) 구간내에서 변곡비가 최대가 되며 baseline level과 동일한 점을 onset 또는 offset점으

로 결정한다.

peak나 valley도 그점에서의 크기가 baseline level이 되면, 즉 그 점에서의 amplitude가 작으면 잡음으로 인정하여 제거한다.

이렇게 해서 특성점 후보들을 결정한다.

2.2 특성점의 속성값 계산

각 점의 형태는 점의 속성값으로 나타낼 수 있다. 예컨대 그점이 peak점이면 ud(up-down)이 되고 offset점이면 dh(down-horizontal)이 된다. 이들 특성점을 형태별로 구별해보면 그림 2와 같다. 각 특성점에 대한 속성을 계산하기 위하여 특성점간의 slope를 구하여 특성점 좌측을 $slop[i]$, 우측을 $slop[i+1]$ 라 하고 다음과 같이 속성값을 구하였다.

IF($|slop[i]| < TH$ && $slop[i+1] > TH$)
 THEN $p[i].attri = "hu"$
 IF($|slop[i]| < TH$ && $slop[i+1] < -TH$)
 THEN $p[i].attri = "ha"$
 IF($slop[i] > TH$ && $slop[i+1] < -TH$)
 THEN $p[i].attri = "ud"$
 IF($slop[i] < -TH$ && $slop[i+1] > TH$)
 THEN $p[i].attri = "du"$
 IF($|slop[i]| < -TH$ && $|slop[i+1]| < TH$)
 THEN $p[i].attri = "dh"$
 IF($|slop[i]| > TH$ && $|slop[i+1]| < TH$)
 THEN $p[i].attri = "uh"$

각 점의 속성값이 구해지면 onset에서 offset까지의 energy를 계산한다. 각 파형의 energy는 고유의 energy range가 확연히 구별되므로 패턴매칭 단계에서 사용할 energy를 구해야 한다.

energy 계산방법은 다음과 같다.

$$energy = \sum_{i=on}^{off} (ecg[i+1] - ecg[i])^2$$

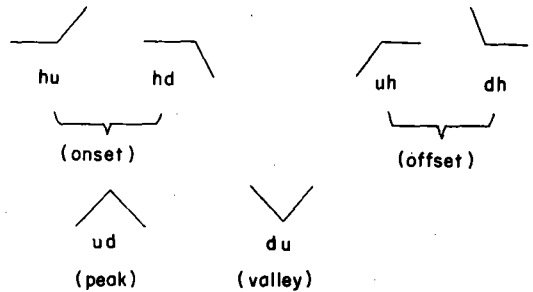


그림 2 특성점의 형태와 속성값

Fig. 2 Types of significant points and their attributes

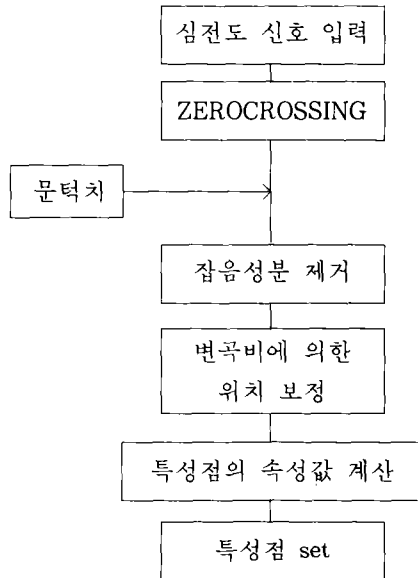


그림 3 특성점 검출 알고리즘의 블럭선도

Fig. 3 Block diagram of significant point extraction

3. 심전도 파형의 표현

3.1 AND/OR 계층도

모든 심전도 파형은 AND/OR 계층도로 표현할 수 있다. AND/OR graph는 문제의 풀이

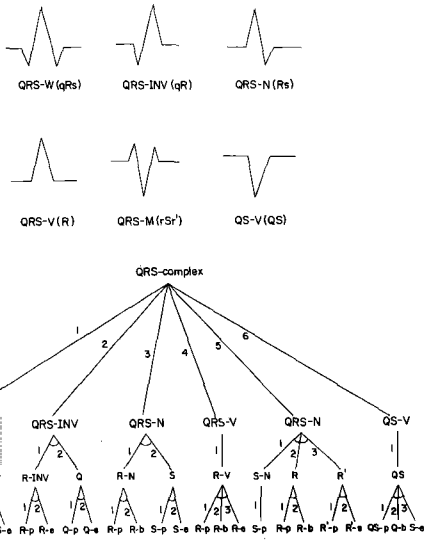


그림 4 QRS의 형태와 QRS의 AND/OR 계층도
Fig. 4 Morphology and hierarchical graph of QRS

를 후계문제들의 조합으로 축소하는 것으로 QRS의 여러 패턴을 몇몇 중요한 항목들의 AND 또는 OR 관계 조합으로 나열하여 모든 패턴을 표현할 수 있다. 즉 모든 파형은 onset point 1개와 peak point(valley point)1개 이상 및 offset point 1개로 이루어지는데 이들 각각은 동시에 존재하므로 AND로 연결된다. 그러나 P, QRS, T등은 예컨대 P파의 경우 다중 발생하거나 전혀 발생하지 않는등 그 유무 및 갯수가 결정되어있지 못하다. 그러므로 QRS와 P파 및 T파는 OR관계로 연결된다. 또한 QRS complex의 경우의 수가 OR 관계로 연결되어진다. 예컨대 정상파형과 PVC파형은 동시에 발생하는 것이 아니라 정상파형 다음에 PVC파형이 발생할 수도 있고 발생하지 않을 수도 있으므로 이들 관계는 OR 관계가 되는것이다. 반면 P파의 경우 onset, peak, offset점들은 동시에 발생해야 하므로 이들 점들은 AND 관계를 갖는다. 그래서 심전도 파형은 가능한 모든 경우의 형태들의 AND/OR 계층도로서 나타낼 수 있다. 또한 이들 모두는 고유의 기준을 갖게하여 입력파형에 대한 비교기준이 되는것이다.

입력파형을 그림4에서 나타낸 AND/OR계층도로 표현할 수 있으며 이렇게 표현된 knowledge base와 입력파형을 상호 패턴 매칭을 수행하여 파형을 분류할 수 있다.

3·2 패턴매칭

패턴매칭과정은 후보파형의 점이나 선과 같은 특징집합을 검출함으로써 시작하는데 이들 특징을 이용하여 후보파형의 관계를 나타낸다. 패턴 매칭 알고리즘은 그림 5와 같은 세 과정으로 구성된다. 관계의 정의에서는 후보파형에 존재하는 관계를 정의하고 관계스펙트럼(relational spectrum)은 후보의 각 특징에 대한 관계스펙트럼 리스트를 구성하는 것이며 관계를 이용한 관계 상관식(relational correlation)은 프로토타입 모델의 관계스펙트럼과 후보 모델의 관계스펙트럼과의 상관(correlation)을 나타내는 것이다. 그림 5는 관계상관식을 이용한 패턴매칭의 블록선도를 나타낸 것이다.

관계에는 부호관계와 수치관계가 있을 수 있다. 그러나 심전도 신호와 같은 1차원 신호를 매칭시키기 위해서는 특징사이의 수치적 관계

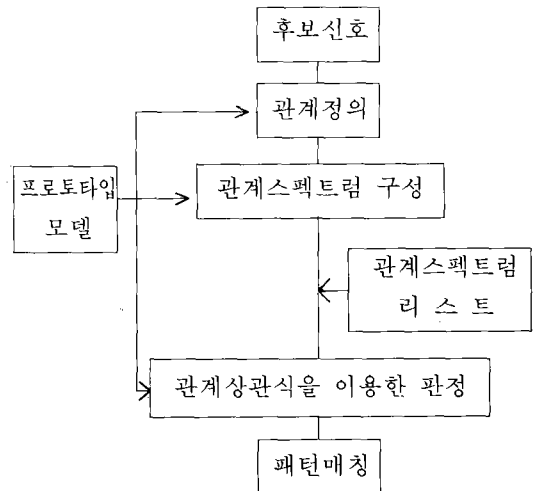


그림 5 관계상관식을 이용한 패턴매칭 블록선도

Fig. 5 Block diagram pattern matching using relation correlation

즉 수치적 제한조건을 사용해야하며 1차원 신호모델의 관계는 다음과 같이 표현할 수 있다.

프로토타입 모델의 관계 $W=(S, P, Q)$ 이다.

여기서 $S=\{W_1, W_2, \dots, W_{N_w}\}$ 는 특징의 유한집합이며 N_w 는 프로토타입 모델의 특징의 수이다.

$P=\{P_i\}$ 는 속성의 유한집합이며

$Q=\{q_i\}$ 는 신호에 대한 제한조건인 유한집합

후보신호에서 특징의 유한집합 S 는 $S=\{C_1, C_2, \dots, C_{N_c}\}$ 이며 N_c 는 후보신호에서의 특징의 수이다.

특징 W_i 와 W_{i+d} 사이의 제한 조건집합을 $Q=\{q_k(W_i, W_{i+d})\}$ 라 하면 프로토타입 모델의 관계스펙트럼은 다음과 같은 유한집합으로 나타낼 수 있다.

$RS=\{W_i, P(W_i), wt_i\}=\{(p(W_{i+d}), d, wt_{i+d}, Q)\}$

후보신호에 대한 관계스펙트럼도 프로토타입과 유사한 방법으로 구성할 수 있으며 다음과 같은 서술논리 특성을 가진다.

서술논리 $Pred(q_k, W_i, W_j; C_m, C_n)$ 이 '참'일 조건은 다음과 같다.

- (1) $q_k(W_i, W_j)$ 가 범위를 가지는 숫자일 때 $q_k(C_m, C_n)$ 이 $q_k(W_i, W_j)$ 를 포함하거나
- (2) $q_k(W_i, W_j)$ 가 부호인 경우 $q_k(C_m, C_n)$ 이 $q_k(W_i, W_j)$ 와 같을 때이다.

심전도 신호에 대한 적합성을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$N_{wc}=\{N_c-N_w\}$ 이고 $N(W_i)$ 가 $RS\{W_i\}$ 에 있는 성분의 수라면 프로토타입의 모델의 관계스펙트럼은

$RS\{W_i, p(W_i), wt_i\}=\{(p(W_{i+d}), wt_{i+d}, Q)\}$ 이고, 후보신호의 관계스펙트럼 $RS\{C_j, p(C_j)\}=\{(p(C'_{j+d}), d', Q')\}$ 일 때, 관계식은 $(RS[W_i] * RS[C_j])=f(wt, wt_{i+d}, N(W_i))$ 이다. 이때

- (a) $p(W_i)=p(C_j)$
- (b) $p(W_{i+d})=p(C'_{j+d})$
- (c) $Pred(Q_k, W_i, W_j; C_j, C_{j+d})='참'$
- (d) $d-d' \geq N_{wc}$

를 만족하면 적합하다고 한다.

3.3 적합성 판정

후보신호의 특징은 데이터 구동이나 모델구동 가설형을 이용하여 잠정적으로 분류하고자 할 때 하나이상의 특징이 나타날 수 있다. 이때 이들 특징이 전체 적합성을 만족시키는지를 조사하기 위하여 관계스펙트럼을 이용한 판정함수를 사용한다.

$SC_{i,k}$ 를 특징 i 에 대한 특징 k 의 적합성을 측정하기 위한 값이라하면 $SC_{i,k}=f(wt_k, wt_i)$ 이다. 여기서 wt_k 와 wt_i 는 특징 k 와 특징 i 의 가중치이다. 특징 k 에 대한 부분 판정값 SC_k 는

$$SC_k = \sum_{i=1}^n (SC_{k,i})$$

이다. 여기서 n 은 제한조건인 수

전체판정값 SC 는

$$SC = \sum_k (SC_k)$$

이다.

만약 $SC > Ts$ 이면 입력신호는 프로토타입 모델과 적합성을 유지한다고 하며, 여기서 Ts 는 미리 결정된 문턱치이다.

matching priority는 정상파형이 가장 높아서 우선적으로 매칭이 된다. 검출된 후보파형들은 각기 classification을 거쳐 주요 파형과 소수 파형들로 분류되고 각 형태에 따라 파형의 고유코드가 첨가되어 그 파가 정상인지 아니면 어떤 형태인지 일목요연하게 구별할 수 있게 되며 각 코드에 따라 어느 파가 그 코드에 속하는 가도 알 수 있게 된다.

4. 결 과 고 찰

4.1 특성점 검출

본 논문에서는 제시된 알고리즘을 이용하여 심전도 신호의 특성점 검출과 패턴분류를 위하여 CSE환자 데이터와 원주 기독교병원에서 취한 환자데이터를 사용하였다. CSE데이터는 12bit 500samples/sec로 A/D변환한 250명분의 데이

타이고 원주 기독교병원 데이터는 12bit 240 samples/sec로 A/D한 50명분의 데이터였다.

특성점 검출에 있어서 기존의 zerocrossing 단일 방법을 이용한 것 보다 변곡률을 복합시킨 것이 더욱 정확히 특성점을 검출하였다. 이 방법을 이용하면, 기존의 방식이 특성점 존재 검출은 뛰어나지만 정확한 위치 검출의 정확도가 떨어졌던 점을 보완하여 오차범위를 평균 ± 0.016 sec (sampling rate가 250Hz일때 4 samples)에서 ± 0.008 sec (2 samples/250 samples)로 향상시킬 수 있었다.

검출된 특성점은 그림 6과 같다.

4.2 패턴분류

본 알고리즘을 적용하여 QRS-complex에 대해 패턴을 분류해 보면 다음의 표 2에서와 같이 6개의 패턴으로 분류할 수 있었다.

각 파의 검출은 매우 높은 검출율을 기록하였다. QRS의 경우도 qRs, qR, Rs, Rsr', QS type 등 가능한 경우를 모두 찾아낼 수 있었다. 각 파형은 가능한 경우의 형태로 grouping 되므로 어떤 비정상파형이 몇가지 발생했는가 검출될 수 있게 되었다. 또한 본 알고리즘은 템플레이트가 고정되어 있는 것이 아니라 동형파끼리 grouping하고 최다 발생한 파형을 주 파형으로 인식하도록 하여 인식의 유연성을 높였다.

표 1 검출된 특성점 위치의 오차범위

Table 1 Error ranges of extracted significant points

| | zerocrossing만을 이용시 | 변곡비를 이용시 |
|-------------|---|---|
| 특성점 위치오차 | ± 0.016 sec (± 4 samples/ 250 samples) | ± 0.008 sec (± 2 samples/ 250) |

그림 6은 특성점 후보들을 나타낸 결과이다.

그림 7은 패턴분류된 결과인데 (a)는 단일 템플레이트만이 검출된 결과이고 (b)는 이에 따른 검출파들의 위치이며 (c)는 각 파의 파라미터들이 나타나 있다. 그림 8에서 (b)는 QRS-INV와 QRS-V의 두가지 템플레이트가 검출된 결과로서 각 템플레이트에 따른 검출파의 위치가 (b)에 나타나 있고 그에 따른 파라미터들이 (c)에 나타나 있다. 특히 그림 8에서 작은 R파가 존재할 경우 QS-V가 아니라 QRS-N으로 검출하는 예민성을 나타내는데 이들 파형의 임상적 분류를 위해서 R파의 amplitude 및 duration을 구하여 나타내었다. 만일 이들 R파가 매우 작아 무시할 수 있을 경우 이들 파라미터의 정보를 토대로 판정을 행할 수 있는 장점이 있으며 반대로 정확한 결과를 요구할 경우 검출된 결과를 그대로 사용할 수도 있게 되어 매

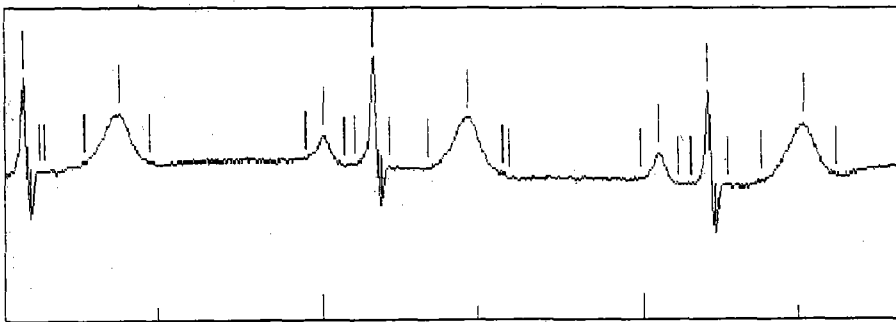


그림 6 검출된 특성점 후보

Fig. 6 Extracted significant point candidates

표 2 QRS-complex의 특성점 분포 및 형태별 특성

Table 2 The distribution of significant points of each QRS types

| | 특성점 분포 | Q파 | R파 | S파 | R'파 |
|--------------|--------------|----|----|----|-----|
| QRS-W(qRs)형 | ON-V-P-V-OFF | du | ud | du | - |
| QRS-INV(qR)형 | ON-V-P-OFF | du | ud | - | - |
| QRS-N(Rs)형 | ON-P-V-OFF | - | ud | du | - |
| QRS-V(R)형 | ON-P-OFF | - | ud | - | - |
| QRS-M(rSr')형 | ON-P-V-P-OFF | - | ud | du | ud |
| QS-V(QS)형 | ON-V-OFF | - | du | - | - |

ON : onset point OFF : offset point
 V : valley P : peak
 u : up d : down

우 용이한 결과로 사료된다.

본 알고리즘을 이용한 실험에서 전체적으로 사용된 QRS파의 갯수는 1085개였다. 이중 검출된 파의 갯수는 1048개로 37개를 검출하지 못하여 96.6%의 검출율을 나타냈다. 검출에 실패한 파형을 검색해 본 결과 1) Low Amplitude가 많았으며 2) QRS 파형에 impulse noise가 섞인 경우와 3) 파형이 6개의 범주에 속하지 않는 경우등이 있었다.

이들을 형태별로 보면 QRS-N(Rs)형이 471개로 가장 많았고 QRS-V(R)형이 311개, QRS-INV(qR)형이 135개, QRS-W(qRs)형이 60개, QRS-M(Rsr')형이 43개, QS-V(QS)형이 28개 순이었다.

이중 QRS-W는 경우의 수도 적고 파형도 깨끗하여 100%의 검출율을 보인 반면 QS-V의 경우 QRS-M과 QRS-N으로 오인되는 경우가 많아 검출율이 낮았다 그러나 위에서 언급한 바와 같이 각 파형에서 파라미터값이 정확히 검출되므로 이들 파라미터를 이용하여 진단 알고리즘에서 정확한 진단이 가능하리라 본다.

본 알고리즘을 사용하여 CSE 데이터를 패턴 분류한 결과를 살펴보면 다음 표 3과 같다.

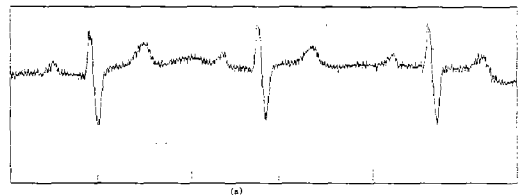
표 3 QRS 파형의 패턴분류 결과

Table 3 The results of pattern classification of QRS complexes

| 형 | 태 | 실제파형갯수 | 검출 갯수 | 검출률 |
|-------------|---|-------------|-------------|-------|
| QRS-W(qRs) | | 60 | 60 | 100% |
| QRS-INV(qR) | | 144 | 135 | 93.8% |
| QRS-N(Rs) | | 487 | 471 | 96.7% |
| QRS-V(R) | | 315 | 311 | 98.7% |
| QRS-M(Rsr') | | 44 | 43 | 97.7% |
| QS-V(QS) | | 35 | 28 | 80.0% |
| 합 | 계 | 1085(beats) | 1048(beats) | 96.6% |

5. 결 론

심전도 파형의 패턴매칭에 있어서 가장 중요한 것은 특성점의 추출이다. 본 알고리즘에서는 기존의 zerocrossing에 의해 검출된 특성점 후보에서 가장 특성점에 가까운 점을 특성점으로 인식, 검출하였다. 이 경우 기존의 방법보다



```

.....
template                characteristic
.....
template1               wave type:  huduh
                        duration :   37
                        amplitude : 1391
                        no of points:  4
.....
template2               wave type:  huduh
                        duration :   27
                        amplitude : 1341
                        no of points:  4
.....
.....
template                candidate      classification
.....
template1               P[1].position:110      QRS_N
                        P[2].position:343
                        P[3].position:578
                        P[5].position:1033
                        P[6].position:1271
.....
template2               P[4].position:866      QRS_N
.....
QA[1]=0.000 QD=0.000 R=0.440 RD=0.052 RA=0.249 SA=0.285 SD=0.089 QRS=0.148 T=0.740 ty=N
QA[2]=0.000 QD=0.000 R=1.372 RD=0.048 RA=0.239 SA=0.294 SD=0.072 QRS=0.136 T=1.872 ty=N
QA[3]=0.000 QD=0.000 R=2.312 RD=0.044 RA=0.210 SA=0.328 SD=0.064 QRS=0.124 T=2.568 ty=N
QA[4]=0.000 QD=0.000 R=3.224 RD=0.024 RA=0.264 SA=0.251 SD=0.084 QRS=0.108 T=3.504 ty=N
QA[5]=0.000 QD=0.000 R=4.132 RD=0.044 RA=0.215 SA=0.281 SD=0.080 QRS=0.140 T=4.436 ty=N
QA[6]=0.000 QD=0.000 R=5.084 RD=0.044 RA=0.214 SA=0.319 SD=0.078 QRS=0.136 T=5.368 ty=N
.....
    
```

그림 7 QRS-N(Rs)형에 대한 패턴분류 결과
 Fig. 7 Results of QRS-N(Rs) types



```

=====
template characteristic
=====
template1
=====
wave type: hduh
duration : 17
amplitude: 1064
no of points: 3
=====
template2
=====
wave type: hduh
duration : 20
amplitude: 1261
no of points: 4
=====
=====
template candidate classification
=====
template1
=====
P[1].position: 45          QS_V
P[3].position: 308
P[4].position: 439
P[6].position: 701
P[7].position: 832
P[8].position: 983
P[9].position: 1094
=====
template2
=====
P[2].position: 187          QS_N
P[5].position: 340
P[10].position: 1216
P[11].position: 1346
=====
=====
(a)
=====
QA[1]=0.000 QD=0.000 R=0.180 RD=0.000 RA=1.058 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.088 T=0.000 ty=N
QA[2]=0.000 QD=0.000 R=0.088 RD=0.000 RA=0.128 SA=1.141 SD=0.064 QS=0.080 T=0.000 ty=N
QA[3]=0.000 QD=0.000 R=1.232 RD=0.500 RA=1.203 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.078 T=1.448 ty=V
QA[4]=0.000 QD=0.000 R=1.758 RD=0.000 RA=1.183 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.072 T=0.000 ty=V
QA[5]=0.000 QD=0.000 R=2.240 RD=0.000 RA=0.057 SA=1.041 SD=0.084 QS=0.076 T=0.000 ty=N
QA[6]=0.000 QD=0.000 R=2.804 RD=0.000 RA=1.210 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.088 T=3.080 ty=V
QA[7]=0.000 QD=0.000 R=3.328 RD=0.000 RA=1.198 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.070 T=2.548 ty=V
QA[8]=0.000 QD=0.000 R=3.862 RD=0.000 RA=1.188 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.072 T=4.064 ty=V
QA[9]=0.000 QD=0.000 R=4.378 RD=0.000 RA=1.178 SA=0.000 SD=0.000 QS=0.072 T=4.580 ty=V
QA[10]=0.000 QD=0.000 R=4.884 RD=0.000 RA=1.164 SA=1.210 SD=0.088 QS=0.080 T=4.884 ty=N
QA[11]=0.000 QD=0.000 R=5.384 RD=0.000 RA=1.070 SA=1.094 SD=0.064 QS=0.080 T=5.488 ty=N
=====

```

그림 8 QS-V(QS)형에 대한 패턴분류 결과
Fig. 8 Results of QS-V(QS) types

더욱 정확한 특성점의 위치를 결정할 수 있었다. 또한 파형의 검출 및 분류에 있어서 계층화된 AND/OR 계층도를 이용하여 빠른 시간 내에 정확한 파형 분류를 가능하게 하였다. 이들 분류는 파형의 형태에 따른 병명 진단에 큰 도움이 되었다. 이런 심전도 파형의 각 파라미터 별 정확한 검출은 형태분류 및 리듬 분석을 가능하게 할 수 있었다. 특히 패턴검출의 예민성은 매우 정확한 진단을 가능케 하리라 기대된다.

6. 참고 문헌

- 1) Josef Wartak, M. D., B. Sc., "Computers in Electrocardiograph," Charles C. Thomas. Publisher, U. S. A., 1970.
- 2) S. J. Hengeveld and J. H. Van Bommel, "Computer Detection of P-waves," Computers and Biomedical Research 9, pp. 125-132, 1976.
- 3) Ho-Soo Lee, N. V. Thakor, "ECG Waveform Analysis by Significant Point Extraction," Computer and Biomedical Research, Vol. 20, pp. 428-442, 1987.
- 4) F. Gritzali, G. Papakontantinov, "Detection of P and T waves in an ECG," Computer and Biomedical Research, Vol. 22, pp. 83-91, 1989.
- 5) E. Skodidakis, "Syntactic ECG processing : A review," Pattern Recognition, Vol. 19, No. 4, pp. 305-313, 1986.
- 6) P. Trahanias and E. Skordalakis, "Syntactic Pattern Recognition of the ECG," IEEE Trans, on PAMI, Vol. 12, No. 7, 1990.
- 7) Nilsson N. J., "Principles of Artificial Intelligence," Tioga Publishing Co., 1980.
- 8) Rosenfeld, A. and Johnson, E., "Angle detection on digital curves," IEEE Trans. computers, vol. c-22, pp. 875-878, 1973.
- 9) 김재희, 인공지능의 기법과 응용, 교학사, 1988.