

---

# 심근허혈 진단을 위한 ST세그먼트 형태 분류 알고리즘

조익성\* · 권혁승\*\*

ST Segment Shape Classification Algorithm for Making Diagnosis of Myocardial Ischemia

Ik-Sung Cho\* · Hyeog-Soong Kwon\*\*

## 요 약

심전도는 심근허혈, 부정맥, 심근경색과 같은 심장질환의 진단에 이용된다. 특히 심근허혈은 ST 세그먼트의 형태 변화가 나타나는데, 이러한 변화는 일시적으로 나타나며 특별한 증상을 동반하지 않는다. 따라서 지속적인 모니터링을 통해서 ST의 일시적인 변화를 검출하는 것이 매우 중요하다. 이에 본 연구에서는 심근허혈 진단을 위한 ST 세그먼트 형태 분류 알고리즘을 제안한다. 이는 전처리 과정과 적응가변형 문턱치를 통해 R파와 각 특징점을 검출한 후 S와 T파사이의 골곡점으로부터 특정한 기울기 정보를 추출하여 ST의 기울기 기준점과 비교함으로써, 검출된 ST를 6가지 형태로 분류하는 방법이다. 개발된 알고리즘은 심전도로부터 ST 레벨 변화 구간을 검출하고, 검출된 구간에 대해서도 ST의 형태를 분류함으로써 심전도 레벨 변화뿐만 아니라 형태에 대한 정보도 제공한다. 제안한 알고리즘의 심근허혈 패턴 진단 성능을 평가하기 위해서 European ST 데이터베이스를 사용하였다. 성능 평가 결과 가장 높은 분류성공률은 99.4%이며, 낮은 성공률은 68.48%를 나타내었다.

## ABSTRACT

ECG is used to diagnose heart diseases such as myocardial ischemia, arrhythmia and myocardial infarction. Particularly, myocardial ischemia causes the shape change of the ST segment, this change is transient and may occur without symptoms. So it is important to detect the transient change of ST segment through long term monitoring. ST segment classification algorithm for making diagnosis myocardial ischemia is presented in this paper. The first step in the ST segment shape classification process is to detect R wave point and feature points based adaptive threshold and window. And then, the suggested algorithm detects the ST level change, To classify the ST segment shape, the suggested algorithm uses the slope values of the four points between the S and T wave. The ECG data in the European ST-T database were used to verify the performance of the developed algorithm. The best correct rate was 99.40% and the worst correct rate was 68.48%.

## 키워드

ST 세그먼트, 심근허혈, 부정맥, R파, 형태 분류

## Key word

ST segment, myocardial ischemia, arrhythmia, R wave, Shape classification

---

\* 정회원 : 부산대학교 (ischo@pusan.ac.kr)  
\*\* 종신회원 : 부산대학교 (교신저자, hskwon@pusan.ac.kr)

접수일자 : 2011. 05. 31  
심사완료일자 : 2011. 07. 13

## I. 서 론

심근 허혈은 다양한 원인으로 발생하는 하나의 증상이지만 치명적인 심장질환으로 진행될 위험이 높기 때문에 부정맥과 마찬가지로 이와 관련된 많은 연구가 진행되고 있다. 심근허혈이란 심장에 에너지를 공급하는 관상동맥이라는 혈관이 막혀서 심장근육에 산소나 영양분이 제대로 공급되지 못해 가슴에 발생하는 질환을 나타낸다. 이러한 산소 공급의 불균형은 운동을 하거나, 긴장을 해서 심박동수가 빨라질 때 심해지며, 평상시 또는 안정상태에서는 발생하지 않을 수도 있다. 하지만 주기적, 또는 지속적인 허혈은 심근의 괴사를 초래하고, 치명적인 심근경색으로 발전할 수 있으므로, 심전도 판독으로 심근허혈의 패턴을 읽어내는 것이 매우 중요하다 [1,2]. 심근허혈이 발생하면 심전도의 ST, T파 부분에 변화가 발생하며, 특히 ST 세그먼트의 전위 레벨 및 형태 변화를 가져온다.

하지만 심전도 상의 변화는 심근허혈이 발생하는 동안에만 유지되며, 평상시에는 허혈이 발생하지 않으므로 심전도상의 변화가 없는 경우가 많다. 이러한 이유로 지속적인 심전도 모니터링 시스템에 대한 필요성이 높아졌으며, ST의 변화를 자동적으로 검출하는 알고리즘에 대한 중요성도 높아졌다. 지금까지 심근허혈에 의한 심전도 변화를 자동으로 검출하는 알고리즘이 많이 개발되어 왔다. 그러나 이는 주로 허혈성 ST 변화와 비허혈성 ST 변화를 분리해내는 레벨 변화의 검출에 초점이 맞추어져 있다[3-5].

따라서 ST 레벨 변화뿐만 아니라 ST세그먼트 형태 분류과정을 추가하여, 그 결과를 심전도 전문의의 보조 자료로 활용한다면, 전문의에 의한 ST 분석 작업의 효율을 높일 수 있을 것이다. 본 연구에서는 심근허혈 진단을 위한 ST 세그먼트 형태분류 알고리즘을 제안한다. 이는 전처리 과정과 적응가변형 문턱치를 통해 R파와 각 특징점을 검출한 후 S와 T파사이의 굴곡점으로부터 특정한 기울기 정보를 추출하여 ST의 기울기 기준점과 비교함으로써, 검출된 ST를 6가지 형태로 분류하는 방법이다. 제안한 알고리즘의 심근허혈 진단 성능을 평가하기 위해서 European ST 데이터베이스를 사용하였다. 성능 평가 결과 제안한 알고리즘이 전문의에 의한 심전도 판독 작업을 적절하게 보조할 수 있으며, 효율성도 높일 수 있음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 심근허혈의 진단에 필요한 ST 세그먼트의 특징에 대하여, 3장에서는 본 논문에서 제안한 ST 세그먼트 형태분류 알고리즘에 대하여 설명하고 4장에서는 실험결과에 대하여 논하고 5장에서 결론으로 마무리한다.

## II. ST 세그먼트의 특징

정상 ST 세그먼트는 심실 재분극의 초기 부분을 나타내는 것으로 QRS군의 끝에서부터 시작하여 T파의 시작점에서 끝난다. 이 때 QRS군과 ST 세그먼트 사이의 점을 J-point 라고 한다. 기간은 보통 0.2초 이하이며 심박동수에 따라 달라지며, 심박동수가 빠르면 심박동수가 느릴 때보다 ST 세그먼트는 짧아진다. ST 세그먼트는 편평하거나 진폭이 J-point 이후 0.1 mV보다 상승 또는 하강하는 정도를 정상으로 본다. ST 세그먼트의 진폭 기준은 TP 분절이지만, 심박동수가 빨라 TP 분절이 나타나지 않으면, PR 분절을 대신 사용한다. 그 형태에 있어서는 약간 상승된 것은 편평하거나 오목한 모양, 등근 모양을 나타낼 수도 있으며, 약간 하강한 것은 편평하거나 처져 있는 모양, 하향으로 경사진 모양이 된다. 한편, 비정상 ST 세그먼트는 심근허혈, 급성 심근경색 시에 보이는 비정상 심실의 재분극을 나타낸다. 또한 심실섬유화, 심실동맥류, 심낭염, 좌심실 비대, 강심제 투여 시에도 나타날 수 있다. 시작과 끝은 정상 ST 세그먼트와 같으며, 기간은 0.2초이거나 약간 짧다. 진폭은 0.1 mV 이상으로 상승되거나 하강 시에는 비정상을 나타내며, 상승된 ST 세그먼트는 편평하거나 오목한 모양, 등근 모양 등을 나타내며, 하강된 ST 세그먼트는 편평하거나 상향 혹은 하향의 경사진 모양이다.

## III. 제안한 알고리즘

본 연구에서 제안한 ST 세그먼트 형태 분류를 위한 전체 구성도는 그림 1과 같이 네 단계로 나누어진다. 먼저 ECG 신호로부터 잡음을 제거하고, 신호 대 잡음비를 강조하여 R파를 검출하는 단계, 검출된 R파를 기준으로 Q파, S파, T파, J-point 등과 같이 분류에 필요한 특징점을 추출하는 단계, 특징점을 이용하여 ST의 변화

를 검출하는 레벨 검출 단계, 4개의 기율기 기준점을 이용하여 ST 세그먼트의 형태를 분류하는 단계로 나누어진다.

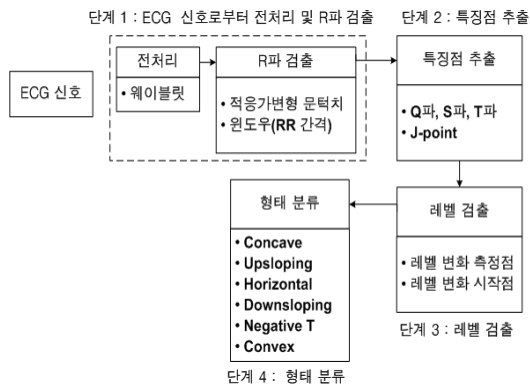


그림 1. 전체 시스템 구성  
Fig.1 Block diagram of proposed system

### 3.1. 전처리 및 R파 검출

정확한 진단을 위해서는 ECG 신호에 포함되어 있는 다양한 잡음을 제거해야만 한다. 특히 호흡에 의한 기저선의 변동이나 전력선 잡음을 제거하기 위한 전처리 과정은 필수적이다. 이를 위해 본 연구에서는 시간-주파수 영역에서 동시에 분석이 가능한 웨이블릿 변환을 이용하였다[6].

일반적으로 잡음제거를 위한 전처리 과정을 수행한 후 잡음이 제거된 신호로부터 특징점을 검출하지만 웨이블릿 변환을 이용하면 원하는 주파수 대역을 선택할 수 있기 때문에 다른 필터링 과정은 필요하지 않다. 본 연구에서는 기저선 변동이 포함된 저주파수 대역까지 신호를 분할하기 위하여 7번째 레벨까지 웨이블릿 변환을 취하였다. 저주파 영역의 7번째 신호는 적응필터의 주 입력으로 인가되어 저주파 영역에 포함된 기저선 변동만을 제거하며, 이러한 적응필터의 결과를 고주파 영역의 신호들과 조합하여 웨이블릿 역변환을 취함으로써 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화하면서 기저선 변동을 효과적으로 제거할 수 있게 된다. 먼저 ST 형태 분류에 사용되는 특징점 검출은 R파 검출을 통해 시작된다. R파는 다른 특징점을 검출하는 기준이 되기 때문에 정확히 검출되어야 한다. 심장에서 가장 두꺼운 근육으로 이루어진 심실의 수축 시 발생하는 QRS 군은 일반적으로

짧은 지속시간동안 큰 진폭을 보이기 때문에, 심전도 신호 중에서 가장 기율기 변화가 큰 부분이라 할 수 있다. 본 연구에서는 R파를 검출함에 있어서 웨이블릿 변환을 통한 고주파 대역의 합산신호를 구성하였으며, 적응가변형 문턱값과 RR 간격의 변화에 따라 적응적으로 R파를 검출하는 알고리즘을 이용하였다[7].

### 3.2. 특징점 검출

그림 2는 J-point, S파, T파의 레벨을 검출하는 과정으로 R파 전후로 Q파와 S파의 검출구간이 설정되며, R파 이후의  $2/3 \times$  (이전의 RR 간격) 구간이 T파 검출구간으로 설정된다. 검출된 R파를 기준으로 QRS 시작점 Q파, QRS 종점을 S파로 판단함으로써 계산되며, 그 과정은 문턱 값을 찾는 과정과 Q와 S파를 찾는 과정으로 나누어진다. 먼저 문턱 값을 찾는 과정은 다음과 같다. 검출된 R파를 기준으로 좌우측 50개씩을 포함하는 100개의 샘플 집합을 선택한다. 이후 샘플 값들 중의 최대 기율기를 계산한 다음, 두 기율기 중에서 작은 값을 선택하고 그 값의 25%를 최종 문턱값으로 설정한다. 두 번째로 Q파와 S파를 찾기 위한 과정은 정상 QRS 폭일 경우에는 R파를 기준으로 기율기의 크기가 문턱치보다 작거나 같은 지점이 적어도 세 개가 연속적으로 발생되면 그 위치를 좌측에서는 Q파, 우측에서는 S파로 판단한다. 만약 QRS 폭이 비정상일 경우에는, S파와 샘플 마지막 지점 사이의 최대 기율기의 크기를 구한 다음 이 기율기 크기의 50%되는 지점을 다시 S파로 지정한다.

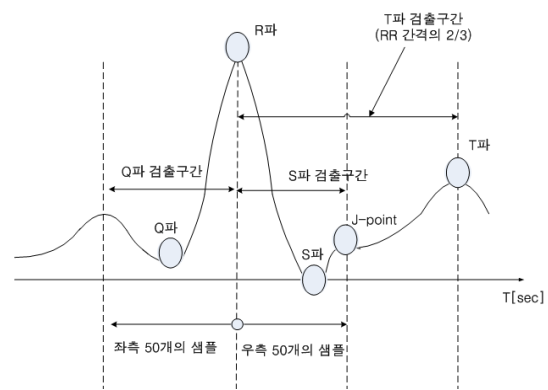


그림 2. 특징점 검출  
Fig. 2 Detection of feature points

J-point 검출은 기울기 검사 방법이 사용되며, R파로부터 기울기 검사를 시작하여 저장된 최대 기울기의 30%보다 기울기가 작아지면, 그 기점을 J-point로 설정하였다.

### 3.3. ST 세그먼트 레벨 검출

ST 레벨의 검출은 European ST 데이터베이스에서 정의한 ST 레벨 변환 검출방법을 이용하였다. 이러한 기준은 데이터베이스 구축에 참여한 심장전문가 그룹에 의해 설정된 것이다[8]. ST의 레벨은 기저선 구간을 기준으로 측정되었다. 심박동수가 120bpm 이하일 경우 J-point에서 80ms 지난 지점을, 심박동수가 120bpm을 초과하면 J-point에서 60ms 지난 지점을 ST레벨의 측정점으로 설정한다. ST 레벨의 모니터링 과정에서 변화의 절대값이 0.1mV를 초과하는 비트가 검출되면, 이전 비트를 검색하여, 레벨의 변화가 0.05mV 이상이 유지되는 구간을 검출하고, 구간의 시작점을 ST 레벨 변화의 시작점으로 설정한다. 본 연구에서는 최초 0.1mV 초과 후 5초 동안 지속된 경우에만, ST 레벨 변화 시작점 검출을 진행하였다. ST 레벨의 종료지점은 레벨의 변화가 0.05mV 이하로 처음 내려가는 부분을 종료지점으로 설정한다.

본 연구에서는 이러한 레벨 변화의 최소 유지기간을 30초로 설정하였다.

### 3.4. ST 세그먼트의 형태분류

#### 3.4.1 ST 세그먼트의 형태

본 연구에서는 ST 세그먼트 형태를 분류하기 위하여 기준이 되는 ST 세그먼트의 모양을 설정하였다. 이것은 심근 허혈이 발생할 때 나타나는 전형적인 형태를 포함하고 있다.

그림 3에 표시된 바와 같이 6개의 형태로 구성되어 있으며, 특정한 4곳의 기울기 정보로 구분된다. 그림에서 (↑), (↓), (↔)는 각각의 △ 위치에서의 기울기 부호를 나타내며 실제 분류과정에서 사용되는 기준 정보는 표 1과 같다. 그림 3(a)는 R파에서는 S파가 없이 T파로 진행되는 형태로 J-Point는 R파의 끝부분이며, “●”로 표시된 부분이다. 사지유도에서는 0.1mV, 흉부유도에서는 0.2mV의 레벨 상승은 정상인의 경우에서도 나타날 수 있으며, ST 세그먼트의 레벨 상승을 포함한 이러한 형태를 CCU(ConCave Upward)라 한다. 3(b)는 R파 이후에 S파가 존재하고, 상승하며 T파로 이행되는 형태를 나타낸다.

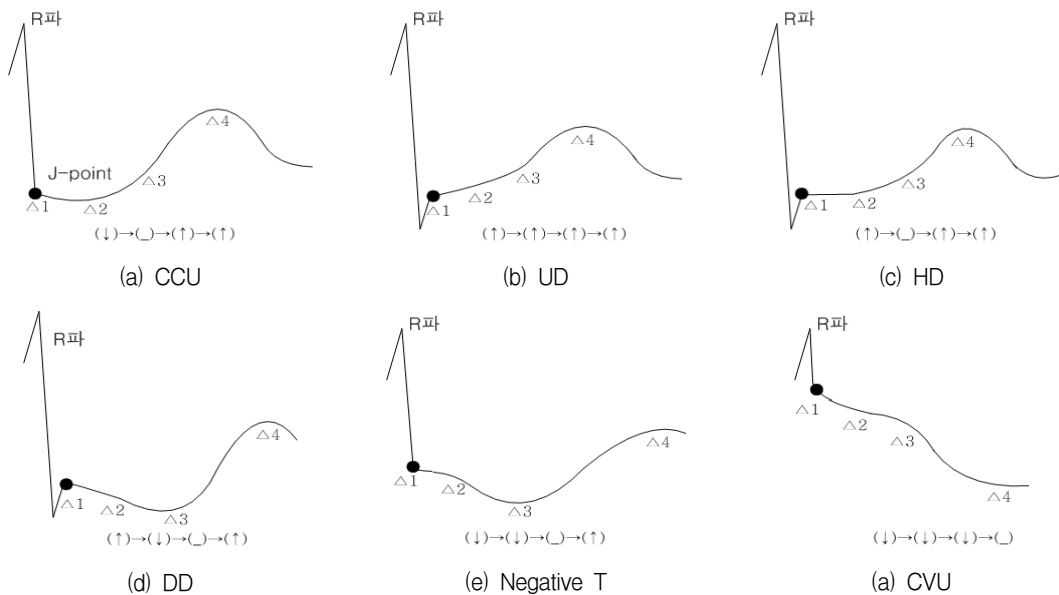


그림 3. 6개의 기준 ST 세그먼트의 형태  
Fig. 3 Six reference shape of ST segment

ST 레벨의 하강을 포함한 이러한 형태를 JD(Junctional Depression) 또는 UD(Upsloping Depression)이라고 하며, 정상인의 경우에서도 0.1~0.2mV 정도의 하강이 나타날 수 있다. 3(c)는 J-point 이후 수평이 유지되며 T파로 이행하는 형태로, ST 레벨의 하강을 포함한 이러한 형태를 HD(Horizontal Depression)이라고 한다. 3(d)는 J-point에서 종말부를 향해 U자 모양 또는 비스듬히 하강하는 경우로, ST 레벨 하강을 포함한 이러한 형태를 DD(Downsloping Depression)이라고 한다.

3(e)는 ST 레벨 하강의 한 형태로 전문의와의 토의 과정에서 다른 형태와 구분하기 위해 선택된 것이며, S 파가 없이 종말부를 향해 하강하여 Negative T파로 진행되는 형태이다. 3(f)의 경우 ST-T가 돛 형태로 상승하는 형태로 CVU(ConVex Upward)라 한다. 이러한 ST 레벨 상승은 병적으로 의의가 있으며, 심근경색이 발병했을 때 나타나는 전형적인 ST 세그먼트의 상승을 나타낸다. JD는 임상적으로 그다지 의미가 없는 경우에도 자주 보이지만, HD와 DD는 허혈성 ST 하강이라고도 표현되며, 심근 허혈을 판단함에 있어서 중요시되고 있는 형태이다.

표 1. 기울기에 대한 ST 세그먼트의 형태  
Table 1. ST segment shape according to slope

	$\Delta 1$	$\Delta 2$	$\Delta 3$	$\Delta 4$
(a) Concave Upward	↓	-	↑	↑
(b) Up Sloping	↑	↑	↑	↑
(c) Horizontal	↑	-	↑	↑
(d) Down Sloping	↑	↓	-	↑
(e) Negative T	↓	↓	-	↑
(f) Convex Upward	↓	↓	↓	-

### 3.4.2 ST 세그먼트 형태분류 알고리즘

분류 알고리즘은 앞서 설명된 6개의 ST 세그먼트의 형태와 4개의 기울기 정보를 비교함으로써 ST 세그먼트의 형태를 분류한다. 분류 과정은 모든 비트에 적용되는 것이 아닌, ST 레벨의 변화가 발생하는 부분에 대해서만 수행된다. 따라서 최종적으로 도출되는 결과는 ST 레벨이 포함되어 있는 부분과 이 부분에 대한 분류 정보라 할 수 있다. 정확성을 높이기 위해 일정한 규칙을 만들고 그

규칙에 따라 기울기에 의한 분류 과정을 조정하였다. 4개의 파라미터를 조합하여 총 27개의 규칙을 만들었으며, 각 파라미터는 표 2와 같다.

표 2. 분류 파라미터  
Table 2. Classification parameters

파라미터	설명
$p(\%)$	J-point와 T파 사이에서 각각의 샘플 데이터간의 기울기 값이 0.02 rad 이하를 유지하는 구간이 전체 ST 구간에서 차지하는 비율
$\theta(\text{radian})$	위 구간에서의 평균 기울기
$s(\text{radian})$	이전에 검출된 두 개의 ST 세그먼트에서 계산된 ST 기울기의 합
$t$	이전에 검출된 두 개의 ST 세그먼트의 형태로부터 얻어지는 점수의 합

$p, \theta, s, t$ 는 (1)식의 조건에 따라 각각의 그룹으로 분류된다.

$$\begin{aligned}
 p1 &= 22.5 > p \\
 p2 &= 22.5 \leq p \leq 27.5 \\
 p3 &= 27.5 < p
 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned}
 \theta1 &= -0.00087 > \theta \\
 \theta2 &= -0.00087 \leq \theta \leq 0.00087 \\
 \theta3 &= 0.00087 < \theta
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 s1 &= -0.01 > s \\
 s2 &= -0.01 \leq s \leq 0.01 \\
 s3 &= 0.01 < s
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 t1 &= 0.85 > t \\
 t2 &= 0.85 \leq t
 \end{aligned}$$

$$t = K \cdot W(\alpha)$$

$t$ 는 ST 세그먼트의 형태를 반영하는 K와 가중치 W와 곱으로 결정되는데, K는 Horizontal, Downsloping, Upsloping, Concave, Convex, Negative T에 대하여 각각 0.5, 0.4, 0.4, 0.3, 0.2, 0.2의 값을 갖는다. W는 ST의 기울기 값에 따라서 다른 값을 갖게 되며, 기울기를  $\alpha$ 라 할 때 아래 (2)식으로 계산된다.

$$W(\alpha) = \begin{cases} 0.9 & |\alpha| > 0.2(\text{rad}) \\ -5|\alpha| + 1 & |\alpha| \leq 0.2(\text{rad}) \end{cases} \quad (2)$$

$p, \theta, s, t$ 를 조합하여 생성한 27개의 ST 세그먼트의 형태분류 규칙은 표 3과 같다. 27가지의 규칙은 각각의 파라미터를 조절하고, ST 형태 분류과정을 반복함으로써, 경험적으로 설정하였으며, 규칙 생성에 사용된 데이터는 European ST 데이터베이스를 사용하였다. 규칙은 기울기를 이용한 분류 과정 이후, Horizontal, Downsloping은 심근 허혈을 판단함에 있어서 중요시 되고 있는 형태이기 때문에 나머지 4개의 형태는 Unknown으로 표현하였다. 따라서 규칙 적용 후 결과는 Horizontal, Downsloping, Unknown 중 하나가 되며, 표에서 조건 란에 '-'로 표시된 부분은 어떠한 조건이든 상관없음을 의미한다. 예를 들어  $\theta$ 가  $\theta_1$ 이고  $p$ 가  $p_2$  또는  $p_3$ 일 때,  $s$ 와  $t$ 에 상관없이 ST 세그먼트의 형태는 Horizontal로 분류가 된다. 만약 각각의 파라미터들이 만족시키는 조건이 없을 경우, ST 형태 분류는 이전 단계(기울기 비교에 의한 분류)의 결과를 유지한다.

#### IV. 성능 평가

본 연구에서는 개발된 알고리즘 및 프로그램의 성능 평가를 위해서 European ST 데이터베이스를 이용하였다. European ST 데이터베이스는 250Hz의 샘플링률로 기록되었으며, 한명의 환자에게서 2시간동안 기록된 심전도가 하나의 데이터를 이루고 있다. 총 48개의 심전도 데이터가 무료로 제공되고 있으며, 본 연구에서는 48개의 데이터 중 ST의 변화가 없이 레벨 변화만 발생하는 데이터들은 분석에서 제외하였다. MIT-BIH 데이터베이스는 European ST 데이터베이스와는 달리 부정맥이 주로 포함되어 있으며, R과 검출 성능을 평가하는데 주로 사용된다. 본 연구에서 개발된 ST 세그먼트 분류 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 심전도 전문의에게 성능 평가를 의뢰하였으며, 성능 평가를 의뢰하기 위하여 사용한 심전도는 European-ST 데이터베이스의 e105, e107, e0111, e0113, e0121, e0147, e207, e0415를 이용하였다.

표 3. ST 세그먼트의 형태 분류 규칙  
Table 3. Classification rule of ST segment shape

규칙	파라미터				판단
	$\theta$		$s$	$t$	
1	$\theta_2$	$p_2$	-	-	Horizontal
2	$\theta_2$	$p_3$	-	-	Horizontal
3	$\theta_2$	$p_1$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
4	$\theta_2$	$p_1$	$s_1$	$t_1$	Downsloping
5	$\theta_2$	$p_1$	$s_3$	$t_1$	Unknown
6	$\theta_3$	$p_2$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
7	$\theta_3$	$p_2$	$s_2$	$t_1$	Horizontal
8	$\theta_3$	$p_2$	$s_1$	$t_2$	Horizontal
9	$\theta_3$	$p_2$	$s_3$	$t_2$	Horizontal
10	$\theta_3$	$p_2$	$s_3$	$t_1$	Unknown
11	$\theta_3$	$p_3$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
12	$\theta_3$	$p_3$	$s_1$	$t_2$	Horizontal
13	$\theta_3$	$p_3$	$s_3$	$t_2$	Horizontal
14	$\theta_3$	$p_3$	$s_3$	$t_1$	Unknown
15	$\theta_3$	$p_1$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
16	$\theta_3$	$p_1$	$s_3$	-	Unknown
17	$\theta_1$	$p_2$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
18	$\theta_1$	$p_2$	$s_2$	$t_1$	Horizontal
19	$\theta_1$	$p_2$	$s_1$	$t_2$	Horizontal
20	$\theta_1$	$p_2$	$s_1$	$t_1$	Downsloping
21	$\theta_1$	$p_2$	$s_3$	$t_2$	Horizontal
22	$\theta_1$	$p_3$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
23	$\theta_1$	$p_3$	$s_1$	$t_2$	Horizontal
24	$\theta_1$	$p_3$	$s_1$	$t_1$	Downsloping
25	$\theta_1$	$p_3$	$s_3$	$t_2$	Horizontal
26	$\theta_1$	$p_1$	$s_2$	$t_2$	Horizontal
27	$\theta_1$	$p_1$	$t$	-	Downsloping

성능 평가를 의뢰하기 위하여 48개의 데이터 중에 ST 형태 변화가 많이 발생하는 심전도를 위주로 ST 세그먼트 분류를 수행하고, 수행결과를 심전도 전문의에게 평가받는 방식으로 진행하였다. 판독결과를 보면 ST 레벨 뿐만 아니라 ST 세그먼트의 형태도 심근허혈의 판단에 중요하다는 것을 알 수 있다. 또한 개발된 분석 알고리즘이 ST 세그먼트의 형태 변화의 정보가 효과적인 전달되었다는 것을 확인 할 수 있으며, 심근허혈 판단에 적절히 사용되었음을 알 수 있다.

표 4는 ST 세그먼트 분류 알고리즘에 의한 심전도의 분석 결과를 정리한 것이다. 표 4는 ST 형태 분류 알고리즘의 성공률로서 전체적으로 83.14%의 성공률을 보였다. e121 심전도에서 가장 높은 99.4%의 분류 성공률을 보였고, e147 심전도에서 가장 낮은 68.48%의 분류 성공률을 나타낸다. 가장 높은 분류 성공률을 보인 e121 심전도는 Upsloping과 Downsloping형의 ST가 분포되었지만, 99%가 Upsloping 형태의 비교적 분류가 쉬웠기 때문이다. 이와 반대로 e147의 경우, Upsloping, Downsloping, Horizontal형의 ST 세그먼트가 분포된 형태로, 형태간의 분류 오차로 인해 성공률이 가장 낮게 나타났지만 심근허혈 패턴 분류에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 판단된다.

표 4. ST 형태 분류의 성능 평가 결과  
Table 4. Performance of ST segment shape classification

데이터	전체비트	True Beats	False Beats	True Rate(%)
e105	2,361	1,924	437	82.49
e107	744	532	212	71.51
e111	187	140	47	74.87
e113	897	855	42	95.32
e121	667	665	2	99.40
e147	873	572	301	68.48
e207	708	537	171	75.85
e415	5,921	5,050	871	85.29
Global	12,358	10,275	2,083	83.14

## V. 결 론

심전도는 심장의 수축과 이완 시에 발생하는 생체전기를 기록한 것으로, 심장질환의 진단에 사용된다. 심전도를 구성하는 P파, QRS 군, T파는 각각 심방의 수축, 심실의 수축, 심실의 이완을 나타내며, QRS군의 끝부분에서 T파의 시작부분인 ST 세그먼트는 심장에 허혈이 발생할 때 레벨의 형태와 변화가 특징적으로 나타난다. 이러한 ST의 변화는 일시적으로 나타나며, 심근허혈은 증상이나 통증을 동반하지 않는 경우가 많기 때문에, 지속적인 심전도 모니터링을 통해서 ST의 일시적인 변화를

검출하는 것이 매우 중요하다. 지속적인 심전도 모니터링을 위한 심전도 계측 장치가 많이 개발되고 있으며, 자동으로 ST의 변화를 검출하는 알고리즘에 대한 연구도 많이 진행되고 있다.

하지만 현재 레벨 분석에 대한 많은 연구 결과에도 불구하고, 대부분의 심전도 검사는 전문의에 의해 진행되고 있다. 본 연구에서는 전문의와의 토의를 통하여, 전문의에 의해 진행되는 ST 분석과정에는 ST 레벨 이외에 환자의 병력 등 보다 다양한 정보가 요구되는 것을 확인할 수 있었으며, 또한 ST의 형상은 허혈성 ST와 비허혈성 ST를 구분하는 중요한 파라미터임을 확인할 수 있었다. 따라서 본 논문에서는 ST 형태 분류 알고리즘을 제시하였다. 심전도 데이터를 이용한 ST 세그먼트 분류 평가에서 성공률이 83%로 나타났으며, 분석 결과에 대한 심전도 전문의와 평가의견을 통하여 제안한 ST 세그먼트 분류 알고리즘이 전문의에 의한 심전도 판독작업을 적절하게 보조할 수 있으며, 효율성도 높일 수 있음을 확인하였다.

## 참고문헌

- [1] S. Sangwatanaroj, S. Prechawat, B. Sunsaneewitayakul, S. Sitthisook, P. Tosukhowong, and K. Tungsanga, "New electrocardiographic leads and the procainamide test for the detection of the Brugada sign in sudden unexplained death syndrome survivors and their relatives," *Eur. Heart J.*, vol. 22, no. 24, pp. 2290-2296, 2001.
- [2] S. F.Wung and B. Drew, "Comparison of 18-lead ECG and selected body surface potential mapping leads in determining maximally deviated ST lead and efficacy in detecting acute myocardial ischemia during coronary occlusion," *J. Electrocardiol.*, vol. 32, pp. 30-37, 1999.
- [3] D. Ge, N. Srinivasan and S. M. Krishnan, "Cardiac arrhythmia classification using autoregressive modeling," *Biomedical Engineering Online*, vol. 1, no. 5, 2002.
- [4] A. Fahoum and A. Qasaimeh, ECG arrhythmia classification using simple reconstructed phase space

- approach," *Computers in Cardiology*, pp. 757-760, 2006.
- [5] A. Bartolo, B. D. Clymer, R. C. Burgess, J. P. Turnbull, J. A. Golish and M. C. Perry, "An arrhythmia detector and heart rate estimator for overnight polysomnography studies," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 48, no. 5, pp. 513-521, 2001.
- [6] Daniel T. Lee and Akino Yamamoto, "Wavelet Analysis : Theory and Application," *Hewlett-Packard Journal*, PP. 44-54, Dec. 1992.
- [7] 조익성, 권혁승, "PVC 분류를 위한 적응형 문턱치와 윈도우 기반의 R과 검출 알고리즘," *한국통신학회 논문지*, 제 34권 11호, pp. 1289-1295. 2009년 11월.
- [8] A. Taddei, A. Biagini, G. Distanti, M. Erndin, M. G. Mazzei, P. Pisani, N. Roggero, M. Varanini, R. G. Mark, G. B. Moody, L. Braaksma, C. Zec-lenberg and C. Marchesi, "The European ST-T database: development, distribution and use," *Computers in Cardiology*, pp. 177-180, 1990.

### 저자소개

#### 조익성(Ik-Sung Cho)

한국해양정보통신학회논문지  
제 13권 제11호 참조

#### 권혁승(Hyeog-Soong Kwon)

한국해양정보통신학회논문지  
제 13권 제11호 참조