

## 재택건강관리 시스템을 위한 정상 및 비정상 심전도의 분류

최안식<sup>1</sup>, 우응제<sup>1</sup>, 박승훈<sup>1</sup>, 윤영로<sup>2</sup>

<sup>1</sup>경희대학교 전자정보대학 동서의료공학과, <sup>2</sup>연세대학교 보건과학대학 의공학부  
(2003년 12월 17일 접수, 2004년 4월 10일 채택)

### Classification of Normal and Abnormal QRS-complex for Home Health Management System

Ahn Sik Choi<sup>1</sup>, Eung Je Woo<sup>1</sup>, Seung Hun Park<sup>1</sup>, and Young Ro Yoon<sup>2</sup>

<sup>1</sup>College of Electronics and Information, Kyung Hee University, Korea

<sup>2</sup>School of Biomedical Engineering, Yonsei University, Korea

(Received December 17, 2003. Accepted April 10, 2004)

**요약** : 재택건강관리 시스템은 주로 정상인들로부터 빈번하게 측정된 생체신호의 실시간 처리과정을 필요로 한다. 본 논문에서는 이러한 환경에서 측정되는 심전도 신호에서 QRS를 검출하기 위한 단순화된 알고리즘과 검출된 QRS의 정상과 비정상 여부만을 분류하는 알고리즘에 대하여 기술한다. 기존에 사용되고 있는 실시간 QRS 검출 알고리즘을 세분화하여 단순화된 QRS 검출 알고리즘을 제안함으로써 저가형 소형 단말기에서도 사용이 가능하도록 하였다. 또한 검출된 QRS들로부터 QRS 폭, R-R 간격, QRS 형태변수를 추출하여 QRS의 정상과 비정상을 판단하는 알고리즘을 개발하였다. 단순화된 QRS 검출기의 성능과 정상과 비정상의 분류성능은 각각 약 99%와 96%로 나타났다. 본 논문에서 제안된 QRS 검출과 분류를 위한 알고리즘들은 복잡한 신호처리 과정이 필요치 않으므로 재택건강관리 시스템에서의 실시간 심전도처리에 사용될 수 있을 것이다.

**Abstract** : In the home health management system, we often face the situation to handle biological signals that are frequently measured from normal subjects. In such a case, it is necessary to decide whether the signal at a certain moment is normal or abnormal. Since ECG is one of the most frequently measured biological signals, we describe algorithms that detect QRS-complex and decide whether it is normal or abnormal. The developed QRS detection algorithm is a simplified version of the conventional algorithm providing enough performance for the proposed application. The developed classification algorithm that detects abnormal from mostly normal beats is based on QRS width, R-R interval and QRS shape parameter using Karhunen-Loeve transformation. The simplified QRS detector correctly detected about 99% of all beats in the MIT/BIH ECG database. The classification algorithm correctly classified about 96% of beats as normal or abnormal. The QRS detection and classification algorithm described in this paper could be used in home health management system.

**Key words** : Home health management, QRS detection, Normal vs. Abnormal, QRS width, R-R interval, QRS shape parameter

## 서 론

재택건강관리 시스템에서 필요로 하는 생체신호처리에는 알고리즘의 성능 대비 필요한 하드웨어 및 소프트웨어 자원에 대한 효율성을 고려하여야 한다. 이는 재택건강관리 시스템에서 사용되는 단말기들은 소형화 및 저전력화가 필요하며 따라서 신호처리에도 가능한 적은 자원만을

사용하는 것이 바람직하기 때문이다. 한편 주로 정상인들의 건강상태를 지속적으로 모니터링하는 재택건강관리 시스템에서는 빈번하게 측정되는 생체신호로부터 정상 또는 비정상의 여부를 실시간으로 판별하는 기능이 필요하다. 특정인으로부터 지속적으로 측정하는 생체신호 중에서 정상적인 신호들은 추가적인 처리, 저장 및 해석을 할 필요가 없기 때문이다. 따라서 재택건강관리 시스템에서 사용되는 단말기에는 특정인에 대한 정상적인 생체신호의 속성을 이미 알고 있는 상태에서 최소한의 연산량으로 실시간으로 비정상 신호를 검출하는 기능을 내장하는 것이 바람직하다.

본 연구에서는 재택건강관리 시스템에서 사용되는 단말기에서 가장 많이 측정하는 심전도를 대상으로 이러한 목적에 맞는 신호처리 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고

본 연구는 보건복지부의 지원(02-PJ3-PG6-EV01-001)으로 수행되었음.

통신저자 : 우응제, (449-701) 경기도 용인시 기흥읍 서천리 1

경희대학교 전자정보대학 동서의료공학과

Tei : (031) 201-2538, Fax : (031) 201-2378

E-mail : ejwoo@khu.ac.kr

리즘은 실시간 QRS 검출기와 각 QRS를 정상 또는 비정상 으로 분류하는 방법을 포함한다. 본 연구에서는 알고리즘 의 개발에 있어서 낮은 연산능력을 가지는 소형 가정용 단 말기에서도 실시간으로 QRS를 검출하면서 동시에 정상 및 비정상의 분류가 수행될 수 있도록 성능 대비 연산량의 비 를 극대화하는 것을 가장 중요한 요소로 택하였다.

비정상 QRS의 분류를 위해서는 일단 QRS의 검출이 필 요하며 재택건강관리 시스템에서도 일반적인 의료기관 용 심전계에서와 마찬가지로 QRS 검출이 심전도 신호처리의 기본이 된다. 최근에는 QRS 검출에 웨이블릿 변환과 필터 뱅크 등을 이용하는 방법들이 제안되었으나[1-4], 본 연구 에서는 실시간 처리를 목적으로 고전적인 실시간 QRS 검 출 알고리즘[5,6]을 채택하였고 이를 세분화하여 단계적으 로 복잡한 기능들을 추가하면서 성능의 개선정도를 파악하 였다. 이를 바탕으로 지속적으로 심전도 신호가 측정되는 재택건강관리 시스템에서 사용하기에 적절한 QRS 검출기 를 제안하였다. 의료기관에서 사용하는 해석 심전계들은 나름대로의 심전도 자동해석 알고리즘을 내장하고 있으며, 이러한 심전도 해석 알고리즘에는 웨이블릿 계수나 퍼지이 론을 이용한 연구결과들이 발표되었으나[7,8], 본 연구에서 는 복잡한 신호처리가 필요한 방법들을 사용하지 않고 실 시간으로 QRS의 정상 또는 비정상 여부만을 판정하기 위 해 QRS 폭, R-R 간격 그리고 QRS의 형태를 이용하는 간 단한 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 MIT/BIH 심전도 데이터베이스를 이용하여 그 성능을 검증하였다.

## 방 법

### 1. QRS 검출

가장 많이 사용되고 있는 실시간 QRS 검출기[5,6]를 기 반으로 하고, 먼저 QRS 검출 이전에 필요한 전처리를 수 행하였다. 심전도 신호에 포함된 잡음을 줄이기 위해 저역 및 고역통과필터를 직렬로 연결하여 -3dB 통과대역이 약 5~12Hz인 대역통과필터를 사용하였다. 또한 R파의 경사를 강조하기 위해 차분기를 통과시킨 후 신호의 절대값을 취 하였으며, 양수로 바뀐 신호는 이동 창 적분기를 통과한 후 문턱치를 적용하여 QRS를 검출하였다. 문턱치의 적용 은 심전도 신호에서 극부적으로 기울기가 변화는 정점을 찾은 후, 이 정점이 문턱치를 초과하면 신호 정점으로 그 령지 않으면 잡음 정점으로 간주한다. 본 논문에서는 이후 각 정점들을 처리하는 과정에서 단순화된 알고리즘을 도출 하고자 다음의 네 가지 방법 각각에 대하여 QRS 검출 성 능을 비교하였다[9].

방법 1: 하나의 신호정점 검출 후 120ms 이내에 발생하 는 복수개의 신호정점들 중에서 가장 큰 신호정점을 R-파 로 검출함.

방법 2: 방법 1에 추가하여, R-파가 검출되고 새로운 R-파가 360ms 이내에 다시 발생되면 무시함.

방법 3: 방법 1에 추가하여, R-파가 검출되고 새로운 R-파가 200ms 이내에 다시 발생하면 무시하고, 200~360ms

이내에 발생하면 그 기울기를 이용하여 T-파인지 아니면 새로운 R-파인지 판별함.

방법 4: 방법 3에 추가하여, R-파가 이전 R-R 간격의 150% 이내에 검출되지 않으면 문턱치를 낮춘 후 다시 R-파를 검출하는 역 탐색 기법을 사용함.

QRS 검출 성능은 위의 네 가지 방법에서 MIT/BIH 심 전도 데이터베이스의 48개 레코드를 이용하여 각 레코드에 서 발생된 FP(false positive)와 FN(false negative)를 더한 개수를 각 레코드의 R-파의 수로 나눈 후, 백분율로 계산 한 결과들을 평균한 평균 검출율로 비교하였다. 여기에서 FP란 QRS로 검출하였으나 틀린 경우이고, FN은 QRS인데 검출하지 못한 경우를 의미한다.

## 2. QRS의 정상/비정상 분류

검출된 QRS가 정상인지 비정상인지를 판단하기 위해서 는 QRS 폭, R-R 간격 그리고 QRS 형태변수를 이용하였 다. 형태변수는 정상적인 QRS의 형태를 나타내는 고유벡 터들을 이용하여 계산하며 그 방법은 뒤에 기술하기로 한 다. 성능의 평가는 MIT/BIH 심전도 데이터베이스의 48개 의 레코드 중 정상의 심전도 수가 적은 102, 104, 107, 109, 111, 118, 124, 207, 212, 214, 217, 231 등의 일부 레코드를 제외한 나머지 레코드를 대상으로 하였고, 모든 레코드들 의 첫 번째와 마지막 심전도는 제외하였다.

### 1) QRS 폭

검출된 R파를 기준으로 좌우 각각 50개의 데이터를 포 함하는 100개의 데이터 벡터를 선택하였다. 좌측 50개의 데이터들이 가지는 최대 기울기의 크기와 우측 데이터들이 가지는 최대 기울기의 크기를 계산한 다음 두 기울기의 값 중에서 작은 값을 택하고 그 값의 25%를 QRS의 시점과 종점을 찾기 위한 문턱치로 설정하였다. QRS의 시점과 종 점을 찾기 위해 R-파의 좌우 데이터들에서 기울기의 크기 가 문턱치보다 작거나 같은 지점이 적어도 세 개가 연속적 으로 발생되면 그 위치를 R-파의 좌측에서는 QRS의 시점 그리고 R-파의 우측에서는 QRS의 종점으로 판단하였다. 한편 QRS 시점과 종점의 값이 식 (1)을 만족하면, 새로운 QRS 종점을 지정하도록 하였다[10]. 이러한 경우에는 QRS 종점에서 해당 심전도 비트의 마지막 지점 사이의 최대 기 울기의 크기를 구한 다음 이 기울기 크기의 50%되는 지점 을 다시 QRS 종점으로 지정하였다[10]. 곱셈을 사용하지 않는 정수연산이 가능하도록 표현한 식 (1)에서 최대값과 최소값은 QRS 시점과 종점 사이의 심전도 신호의 최대값 과 최소값이다. 그림 1은 MIT/BIH 심전도 데이터베이스의 레코드에서 전형적인 정상과 비정상 QRS에 대한 QRS 폭 을 보여주고 있으며, 그림 2는 MIT/BIH의 심전도 데이터 베이스에서 선택된 레코드들에 포함된 정상과 비정상 QRS 들에 대한 QRS 폭의 히스토그램이다.

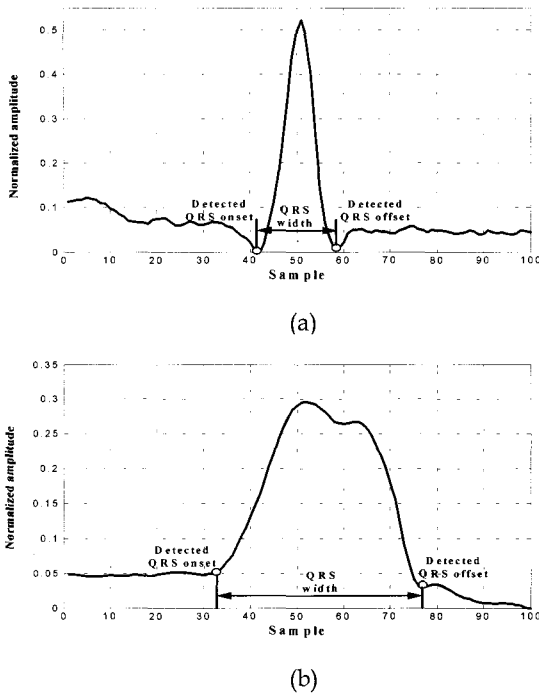


그림 1. QRS 폭 검출의 예: (a) 정상 QRS 및 (b) 비정상 QRS

Fig. 1. Example of QRS width: (a) normal QRS and (b) abnormal QRS

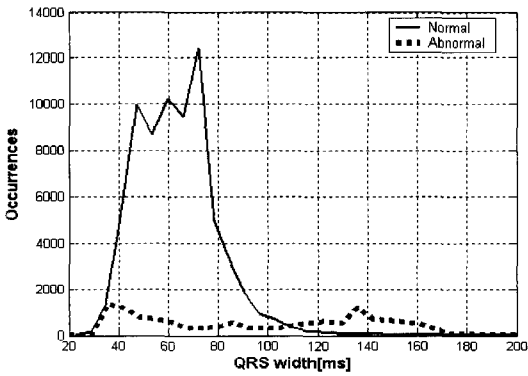


그림 2. 정상과 비정상에 대한 QRS 폭의 히스토그램

Fig. 2. Histogram of QRS width for normal and abnormal QRS

$$\left( \frac{\text{QRS 시점의 값} - \text{QRS 종점의 값}}{\frac{\text{최대값} - \text{최소값}}{4} + \frac{\text{최대값} - \text{최소값}}{8}} \right) \quad (1)$$

2) R-R 간격 변수

R-R 간격은 현재 검출된 R-파와 이전에 검출된 R-파 사이의 간격이다. 현재 검출된 QRS가 정상이면 가장 최근에

검출된 QRS의 정상 여부에 상관없이 해당 R-R 간격을 정상 R-R 간격으로 정하였으며, 현재 검출된 QRS가 비정상이면 가장 최근에 검출된 QRS의 정상 여부에 상관없이 해당 R-R 간격을 비정상 R-R 간격으로 정하였다. R-R 간격변수는 현재의 R-R 간격을 가장 최근에 검출된 8개의 정상 R-R 간격들의 평균값으로 나누어서 계산하였으며, MIT/BIH의 심전도 데이터베이스에서 선택된 레코드들에 대한 정상과 비정상 R-R 간격변수에 대한 히스토그램을 그림 3에 나타내었다.

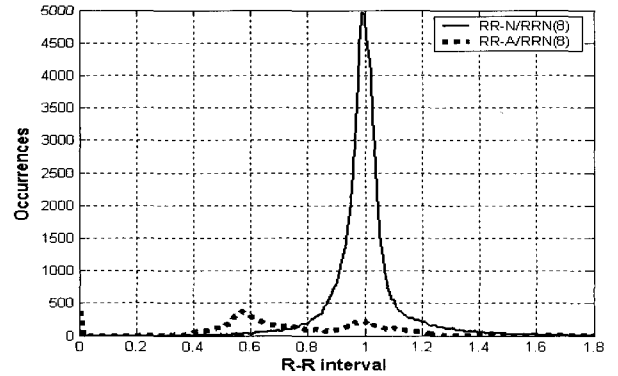


그림 3. 정상과 비정상에 대한 R-R 간격의 히스토그램

Fig. 3. Histogram of R-R interval for normal and abnormal QRS

3) QRS 형태 변수

QRS의 형태를 나타내는 변수의 추출을 위해서 Karhunen-Loeve (KL) 변환을 사용하였다[11]. 우선 MIT/BIH 심전도 데이터베이스에서 검출된 R-파를 기준으로 하여 72개의 샘플 폭을 가지는 정상으로 분류되어 있는 QRS 신호벡터 65,067개를 추출하였다. 각각의 정상 QRS 신호벡터를  $u = [u_0, u_1, \dots, u_{71}]^T$  라고 하면 공분산행렬은  $R = E[ u u^T ]$  로 나타낼 수 있다. 공분산행렬을 계산한 뒤, 정상 QRS의 형태를 가장 잘 표현하는 고유벡터(singular vector)들을 찾기 위해 공분산행렬  $R$  에 식 (2)와 같이 singular value decomposition (SVD)을 적용하였다.

$$R = U S V \quad (2)$$

여기에서  $U = [ a_0, a_1, \dots, a_{71} ]$  는  $72 \times 72$  크기를 가지고  $R$  의 고유벡터  $a_i (i=0, 1, \dots, 71)$  를 포함하는 행렬이며,  $S$  는  $72 \times 72$  크기를 가지는 대각행렬이고,  $V = U^T$  이다. 이때  $R$  의 고유치(singular value)  $\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{71}$  들은 행렬  $S$  의 대각선 방향 성분이 된다.

KL 변환을 이용하여 각 QRS 신호벡터들을 근사적으로

표현하면 식 (3)과 같고, 식 (3)에서  $C_i$ 는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있으며,  $p$ 개의 고유벡터 만을 이용하여 QRS 신호벡터를 근사적으로 표현하면 식 (5)와 같다. 이때 원래의 QRS 신호벡터  $u$ 와 근사적으로 표현한 QRS 신호벡터  $\hat{u}$  사이의 오차는 식 (6)과 같다.

$$u = \sum_{i=0}^{71} c_i q_i \tag{3}$$

$$c_i = q_i^T u \tag{4}$$

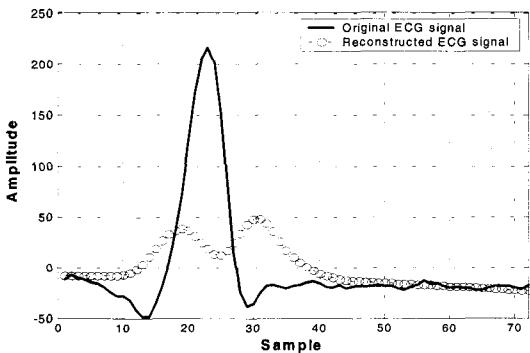
$$\hat{u} = \sum_{i=0}^p c_i q_i, \quad p < 71 \tag{5}$$

$$e = \| u - \hat{u} \| \tag{6}$$

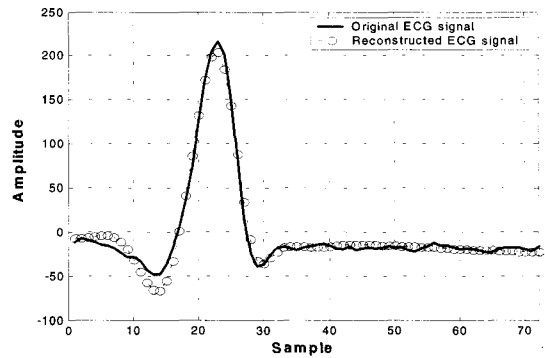
그림 4는 MIT/BIH 심전도 데이터베이스의 레코드 "100"에서 특정 정상 QRS 신호벡터를 고유벡터들을 이용하여 근사적으로 표현한 신호벡터  $\hat{u}$ 들의 그림이며, 고유벡터들을 많이 사용하면 할수록  $\hat{u}$  신호가 원래의 신호에 거의 일치함을 확인할 수 있다. 그러나 본 논문에서는 실시간 처리가 가능한 알고리즘의 개발에 중점을 두었기 때문에 정상 QRS 신호벡터들의 형태를 가장 잘 표현하는 두 개의 고유벡터 만을 사용하여 QRS 형태변수를 계산하였다. 이들은 가장 큰 고유치와 두 번째로 큰 고유치에 해당하는 고유벡터들이다. 그림 5는 이러한 첫 번째와 두 번째 고유벡터를 보여주고 있다.

QRS 형태변수는 식 (7)로 정의하였다. 식 (7)에서  $q_1$ 과  $q_2$ 는 이미 알고 있는 고유벡터이므로  $(0.1 q_1 + 1.5 q_2)$ 도 미리 계산하여 사용할 수 있다. 따라서 QRS 형태변수 값의 계산에는 72번의 곱셈이 필요하며, 식 (7)에서 사용한 0.1과 1.5의 상수 값은 반복적인 계산결과 검출 성능이 가장 좋을 때의 값이다. 그림 6은 MIT/BIH 심전도 데이터베이스에 포함된 정상 및 비정상 QRS들에 대한 QRS 형태변수의 히스토그램이다.

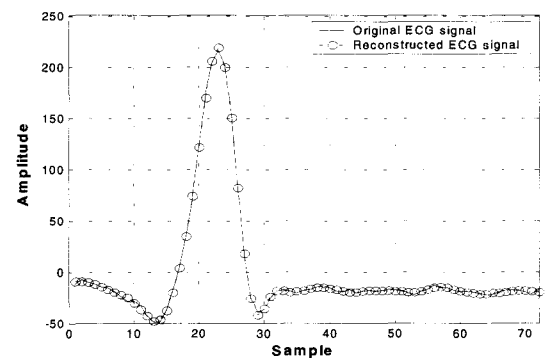
$$\begin{aligned} \text{QRS 형태 변수} \\ = 0.1(u^T \cdot q_1) + 1.5(u^T \cdot q_2) = u^T(0.1 q_1 + 1.5 q_2) \end{aligned} \tag{7}$$



(a)



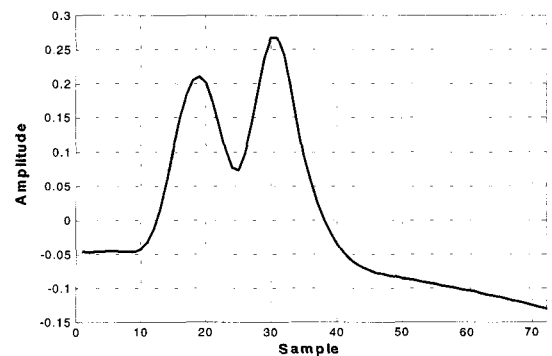
(b)



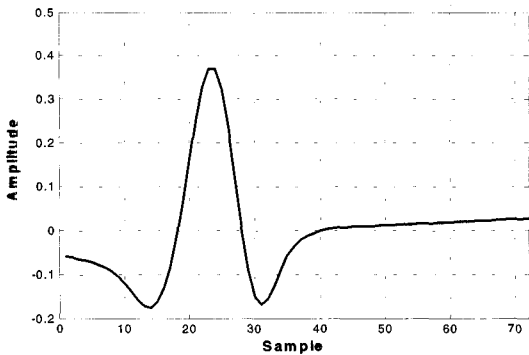
(c)

그림 4. 원래의 심전도 신호벡터와 고유벡터들에 의해 복원된 심전도 신호벡터: (a) 1개의 고유벡터 사용, (b) 5개의 고유벡터 사용, (c) 20개의 고유벡터 사용

Fig. 4. Original and reconstructed ECG signal using singular vectors: (a) 1 singular vector, (b) 5 singular vectors, and (c) 20 singular vectors



(a)



(b)

그림 5. 정상 QRS의 고유벡터: (a) 첫 번째 및 (b) 두 번째 고유벡터

Fig. 5. Singular vectors of normal QRS: (a) first and (b) second singular vector

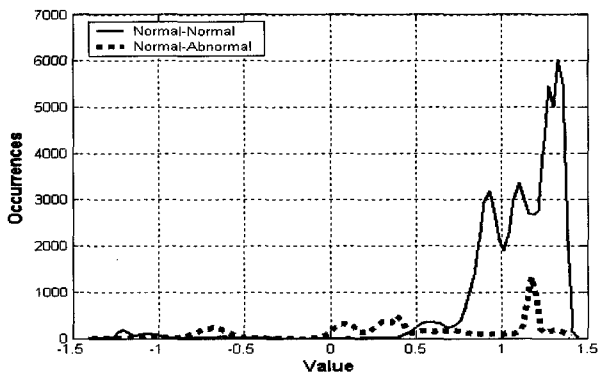


그림 6. 정상과 비정상에 대한 QRS 형태변수의 히스토그램  
Fig. 6. Histogram of QRS shape parameter for normal and abnormal QRS

## 결 과

### 1. QRS 검출 결과

앞서 기술한 네 가지의 QRS 검출방법에 대하여 MIT/BIH의 48개 레코드들에 대한 QRS 검출 성능을 비교하였으며, 48개의 레코드들에 대한 평균 검출율을 그림 7에 나타내었다. 예측대로 방법 4가 가장 좋은 평균 검출율을 나타내었으나, 방법 3과 비교해 볼 때 역 탐색 기법을 적용하여도 평균 검출율이 월등히 좋아지지는 않았다. 또한 방법 2의 평균 검출율은 방법 3 및 4와 비교할 때 약 0.2% 정도 떨어지는 수준이지만, 하드웨어 및 소프트웨어 자원 활용의 최소화가 필요한 재택건강관리 시스템에서는 방법 2를 사용하여도 될 것으로 판단된다.

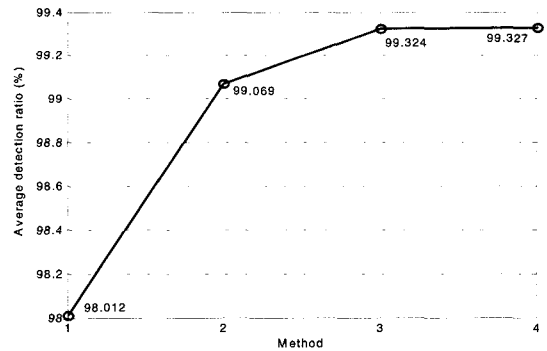


그림 7. 네 가지 QRS 검출방법의 평균 검출율  
Fig. 7. Average detection ratio of four different QRS detection methods

### 2. QRS의 정상과 비정상 분류 결과

검출된 QRS의 정상 여부를 판단하기 위하여 QRS 폭, R-R 간격변수 그리고 QRS 형태변수의 히스토그램 분포들을 이용하였다. 주된 사용자가 정상인들인 재택건강관리 시스템에서는 비정상 QRS를 정상으로 판정하는 경우를 최소화하는 것이 바람직하다. 즉, 가능한 FN 값을 낮추어야 하며, 정상을 비정상으로 판정하는 FP은 상대적으로 커도 되는 특징을 가진다. 알고리즘의 성능 평가에는 MIT/BIH 심전도 데이터베이스의 48개의 레코드 중 정상 QRS의 수가 적은 102, 104, 107, 109, 111, 118, 124, 207, 212, 214, 217, 231의 레코드는 제외하였으며, 정상과 심실 비트가 겹쳐진 fusion 비트와 심방의 premature contraction beat들은 정상으로 간주하였고 모든 레코드들의 첫 번째와 마지막 비트는 제외하였다.

검출된 QRS에 대한 정상 여부의 판단을 위한 규칙은 그림 8에 나타내었으며, QRS의 정상 여부 판단결과를 표 1에 나타내었다. 표 1의 결과에서 QRS의 정상 여부 판단의 정확도는 약 96%에 달함을 확인할 수 있었다. 그림 2, 3 및 6의 히스토그램들 각각은 정상과 비정상 QRS에 대하여 겹치는 부분이 있으나 세 가지 변수들을 그림 8의 과정을 통하여 함께 사용하면 만족할 만한 분류 결과를 얻을 수 있었다. 본 연구에서 제안한 QRS 분류 알고리즘은 표 1에서 볼 수 있듯이 FN 값은 낮고 FP은 FN에 비해 상대적으로 큰 값을 가지므로 본 연구에서 의도하고자 했던 목적을 잘 만족함을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법 중에서 식 (7) 만이 실제로 곱셈을 필요로 한다. 재택건강관리 시스템에서 사용하는 단말기의 연산능력이 현저히 부족한 경우에는 72번의 곱셈을 사용하지 않고 72개의 데이터 중 36개만을 선택하거나 또는 24개만을 선택하여 곱셈에 사용하면 각각 36번 또는 24번의 곱셈만이 사용되므로 연산량을 줄이는 것도 가능한 것이다.

표 1. QRS의 정상 여부에 대한 판정 결과

Table 1. Results of normal QRS beat classification

Record	Abnormal Beats	Normal Beats	TP(a)	TN(b)	FP(c)	FN(d)	FP+FN
100	1	2270	1	2270	0	0	0
101	2	1861	2	1861	0	0	0
103	0	2082	0	2082	0	0	0
105	46	2524	38	2480	44	8	52
106	520	1505	496	1504	1	24	25
108	17	1744	14	819	925	3	928
112	0	2537	0	2537	0	0	0
113	6	1787	0	1787	0	6	6
115	0	1951	0	1951	0	0	0
117	0	1533	0	1530	3	0	3
119	444	1541	444	1541	0	0	0
121	1	1860	1	1792	68	0	68
122	0	2474	0	2472	2	0	2
123	3	1513	3	1513	0	0	0
200	825	1774	764	1747	27	61	88
201	306	1655	263	1655	0	43	43
202	38	2096	22	2095	1	16	17
203	450	2528	426	1705	823	24	847
205	71	2583	69	2583	0	2	2
208	996	1957	985	1741	216	11	227
209	1	3001	1	3001	0	0	0
210	217	2431	175	2420	11	42	53
213	223	3026	216	2956	70	7	77
215	164	3197	138	3197	0	26	26
219	64	2088	61	2088	0	3	3
220	0	2046	0	2046	0	0	0
221	396	2029	391	2029	0	5	5
228	362	1689	359	1687	2	3	5
230	1	2253	1	2252	1	0	1
233	830	2247	803	2234	13	27	40
234	53	2698	3	2698	0	50	50
31 records	6,037 beats	66,480 beats	5,676 beats	64,273 beats	2,207 beats	361 beats	2,568 beats

(a) TP(true positive): 비정상 QRS를 비정상적으로 판정

(b) TN(true negative): 정상 QRS를 정상적으로 판정

(c) FP(false positive): 정상 QRS를 비정상적으로 판정

(d) FN(false negative): 비정상 QRS를 정상적으로 판정

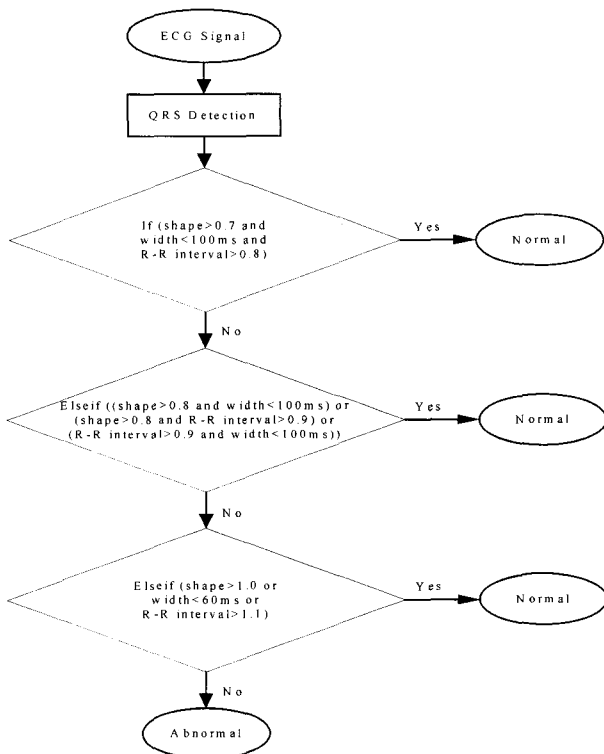


그림 8. QRS의 정상 여부를 판정하는 흐름도  
Fig. 8. Data flow for normal QRS classification

토의 및 결론

본 논문에서는 주된 사용자가 정상인이며 그들의 건강 상태에 대한 장기간의 모니터링을 수행하는 재택건강관리 시스템을 가정하고 그러한 경우에 실시간 QRS 검출기를 어떻게 설계하는 것이 바람직하며, 또한 실시간으로 심전도의 정상 여부를 판단할 수 있는 알고리즘을 어떻게 설계할 것인지를 논의하였다.

실시간 QRS 검출 알고리즘의 선택은 가장 많이 사용되고 있는 알고리즘을 세부적인 관점에서 4가지로 구분하여 QRS 평균 검출 성능을 평가하였으며, 평가 결과 역 탐색 기법의 적용 유무에 따른 평균 검출 성능의 차이는 거의 없었다. 또한 R-파를 검출한 후 360ms 이내에 새로운 R-파가 검출되면 무조건 무시하는 단순한 방법도 하드웨어 및 소프트웨어 자원 활용의 최소화가 필요한 경우에는 충분히 사용 가능한 것으로 판단하였다.

검출된 QRS의 정상 여부를 판단하기 위해서는 QRS 폭, R-R 간격 그리고 QRS 형태변수를 이용하는 알고리즘을 제안하였고 정상 여부의 판단에 대한 정확도가 약 96%라는 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 이 방법은 복잡한 신호 처리를 필요로 하지 않기 때문에 재택건강관리 시스템에서 사용하는 저가형 소형 단말기 내에서 비정상 QRS를 실시간으로 분류하는 데에 활용이 가능하리라 기대된다.

본 논문에서는 QRS의 정상 여부만을 판정하는 방법을

기술하였다. 이 방법에 의해 비정상적으로 분류된 QRS들은 비정상 중에서도 어떠한 종류에 해당되는지 추가적인 분석이 필요할 것이다. 이러한 추가적인 분석은 실시간으로 수행할 필요성이 적고 경우에 따라서는 전문의의 직접적인 판단을 통하여 수행할 수도 있을 것이다. 그러나 이러한 추가적인 분석을 부분적으로 자동화하고자 한다면, 여러 종류의 비정상 QRS들 각각에 대한 QRS 형태변수를 계산하여 분류에 사용하는 방법을 향후의 연구과제로 설정하는 것이 필요할 것이다.

참고 문헌

1. C. Li, C. Zheng, and C. Tai, "Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 42, no. 1, pp. 21-28, 1995
2. S. Kadambe, "Wavelet transform-based QRS complex detector", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 46, no. 7, pp. 838-848, 1999
3. 이전, 윤형로, 이경중, "Resonance theory에 기반을 둔 index function을 통한 새로운 QRS 검출 알고리즘", 의공학회지, 제 24권, 2호, pp.107-112, 2003
4. 김동석, 전대근, 이경중, 윤형로, "M 채널 필터뱅크를 이용한 QRS complex 검출 알고리즘", 의공학회지, 제21권, 2호, pp.165-174, 2000
5. J. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, 1985
6. P. S. Hamilton and W. J. Tompkins, "Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-33, no. 12, pp. 1157-1165, 1986
7. Y. K. Jung and W. J. Tompkins, "Detecting and classifying Life-threatening ECG ventricular arrhythmias using wavelet decomposition", World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, vol. 1, pp. 2390-2393, 2003
8. 박광리, 이경중, 이윤선, 윤형로, "웨이브렛 계수에 근거한 fuzzy ART 네트워크를 이용한 PVC 분류", 의공학회지, 제20권 4호, pp.435-442, 1999
9. 최안식, 백상민, 우용제, "실시간 QRS 검출기의 성능 대비 연산비용 평가", 제29회 대한의용생체공학회 추계학술대회, 2003
10. P. S. Hamilton and E. P. Limited, *Open Source ECG Analysis Software Document* (<http://www.eplimited.com/>), 2002
11. S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Upper Saddle River: NJ, Prentice Hall, 1996