

## 규칙 및 SVM 기반 알고리즘에 의한 심전도 신호의 리듬 분류

김성완\*, 김대환\*

# Rhythm Classification of ECG Signal by Rule and SVM Based Algorithm

Sung-Oan Kim \*, Dae-Hwan Kim \*

### 요약

신뢰성 있는 부정맥 진단을 위해서는 리듬 구간 및 심박 단위의 종합적인 분석을 통하여 심전도 신호에 대한 분류 결과가 제시되어야 한다. 본 논문에서는 심전도 신호의 특징점에 기반하여 규칙기반 분류를 이용한 일정 구간의 리듬 분석을 수행하고 SVM기반 분류를 이용한 심박 단위의 리듬 분석을 첨가하였다. 규칙기반 분류에서는 리듬 구간의 특징에 대하여 임상 자료로부터 도출된 규칙 베이스를 이용하여 리듬 유형을 분류하도록 하며, SVM기반 분류에서는 심박 단위의 특징에 대하여 미리 학습된 다중 SVM 분류기를 이용하여 단조 리듬 및 주요 비정상 심박을 분류하도록 한다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 이용한 실험을 통하여 11가지 리듬 유형에 대하여 규칙기반 방법만을 적용하였을 경우 68.52%, 규칙기반과 SVM기반의 융합 방법을 적용하였을 경우 87.04%의 분류 성능을 각각 보였다. SVM기반 방법으로 단조 리듬과 배열 리듬에 대한 오분류 개선을 통하여 분류 성능에서 19% 정도가 향상됨을 확인하였다.

▶ Keywords : 심전도 신호, 리듬 분류, 심박 분류, 융합 알고리즘, 부정맥 진단

### Abstract

Classification result by comprehensive analysis of rhythm section and heartbeat unit makes a reliable diagnosis of heart disease possible. In this paper, based on feature-points of ECG signals, rhythm analysis for constant section and heartbeat unit is conducted using rule-based classification and SVM-based classification respectively. Rhythm types are classified using a rule base deduced from clinical materials for features of rhythm section in rule-based classification, and monotonic rhythm or major abnormality heartbeats are classified using multiple SVMs trained previously for features of heartbeat unit in SVM-based classification. Experimental results for the

•제1저자 : 김성완 •교신저자 : 김성완

•투고일 : 2013. 7. 23, 심사일 : 2013. 8. 12, 게재확정일 : 2013. 8. 24.

\* 수원과학대학교 컴퓨터정보과(Dept. of Computer Information, Suwon Science College)

MIT-BIH arrhythmia database show classification ratios of 68.52% by rule-based method alone and 87.04% by fusion method of rule-based and SVM-based for 11 rhythm types. The proposed fusion method is improved by about 19% through misclassification improvement for monotonic and arrangement rhythms by SVM-based method.

▶ Keywords : ECG Signal, Rhythm Classification, Heartbeat Classification, Fusion Algorithm, Arrhythmia Diagnosis

## I. 서 론

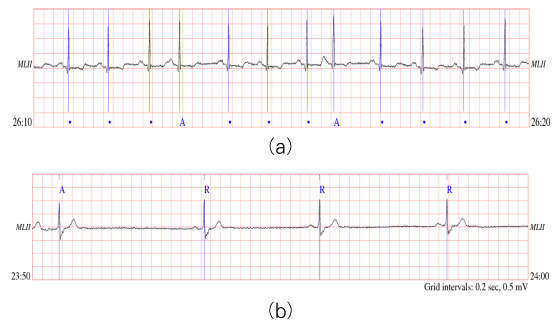
최근 심장질환은 암, 뇌혈관질환과 더불어 한국인의 3대 주요 사망원인으로 부각되고 있으며, 이는 식생활 서구화, 인구 고령화 등으로부터 기인한다. 심장질환은 관상동맥질환, 부정맥, 심장비대 등으로 크게 분류되고 있으며, 특히 부정맥은 심전도를 이용한 방법만으로도 다양한 비정상 상태를 정확히 진단할 수 있다. 그러나 부정맥은 증상 및 유형의 다양성으로 인하여 진단에 어려움이 있으므로 심전도를 이용한 효과적인 검출 및 분류를 위하여 자동화된 시스템 또는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다[1].

심전도 신호는 심장을 구성하는 심방 및 심실의 규칙적인 수축과 이완에 의해 발생하는 전기적 파형의 집합으로서, P파, QRS군, T파로 대부분되고 이를 기준으로 한 주기가 결정된다. P파는 심방의 수축에 의해 발생된 파형으로서 두 개의 심방이 차례로 수축하면서 형성되나, 심방이 이완될 때에는 두 개의 심실이 수축할 때 획득되는 QRS군에 희석되어 심전도 신호 상에 기록되지 않는다. Q, R, S파로 구성되는 QRS군은 일반적으로 심전도 신호 한 주기 상에서 그 크기가 상대적으로 크게 나타나는데, 이는 심실의 근육이 심방에 비해 두꺼우므로 탈분극시 다른 파형에 비해 큰 전위차가 발생됨에 기인한다. 또한 T파는 수축된 심실이 이완될 때 획득되는 파형으로서, 특히 QRS군의 끝점에서 T파로 이행되는 구간의 파형을 ST분절이라고 한다.

심장질환 진단을 위한 일련의 심전도 신호처리 과정은 획득된 심전도 신호의 특징을 반영할 수 있는 다수의 파라미터, 즉 QRS군, P파, T파, ST분절 등을 검출하고, 이에 기반하여 심장질환에 따라 각 요소가 분류되어 있는 데이터베이스와 비교하는 접근 방법이 일반적이다. 최근까지 심전도 자동진단의 신뢰성을 높이기 위해 측정시 잡음을 최소화 하는 전극 및 기구 개발 등의 하드웨어 관련 연구[2,3], 그리고 획득된 심

전도 신호의 효과적 잡음 제거[4,5]와 진단에 중요한 특징점의 견실한 검출 방법[6-8] 및 특징점에 기반한 분류기의 설계 기술[9-12] 등의 소프트웨어 관련 연구들이 다양한 방법으로 접근되고 있다.

기존 연구에서는 대부분 심박 단위의 특징추출 및 분류를 위하여 효과적인 방법을 제안하고 비정상 심박의 검출 성능을 제시하고 있다. 이러한 심박 단위의 분류는 심실성 및 상심실성 부정맥 진단을 위한 개략적 정보만 제공하지만, 부정맥 유무 및 종류 진단을 위한 세부적 정보는 제외되는 단점이 있다. 그림 1은 심검자로부터 측정되는 다양한 종류의 심전도 리듬을 예시한 것이다. (a)는 비정상 심박이 드물게 나타나는 상태로서 정상동리듬으로 분류되어야 하며, (b)는 심장 박동이 느리게 나타나는 상태로서 동성서맥으로 분류되어야 한다. (c)는 보조 박동기에 의해 정상적으로 나타나는 상태로서 박동리듬으로 분류되어야 하며, (d)는 비정상 심박이 규칙적으로 나타나는 상태로서 심실삼단맥으로 분류되어야 한다. 서맥, 빈맥 등 리듬은 리듬 구간에 대한 분석으로 진단이 가능하며, 단조 및 배열 리듬은 심박 단위에 대한 분석으로 진단이 가능하다. 따라서 신뢰성 있는 부정맥 진단을 위해서는 리듬 구간 및 심박 단위의 종합적인 분석을 통하여 심전도 신호에 대한 정확한 진단결과가 제시되어야 한다[13].



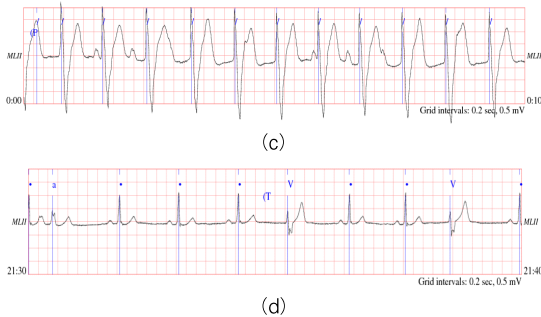


그림 1. 심전도 리듬의 예  
Fig. 1. Examples of ECG rhythm

본 논문에서는 심전도 신호의 특징점에 기반하여 규칙기반 분류를 이용한 일정 구간의 리듬 분석을 수행하고 SVM기반 심박 분류를 이용하여 부정맥 진단을 위한 리듬 분류 알고리즘을 제안한다. 특징점 검출을 위해 곡률기반 정점 선택[14]을 이용하여 리듬 구간의 모든 P파, QRS군, 및 T파에 대한 시작점, 최고점, 끝점 위치를 검출한다. 특징 추출을 위해 임상 진단 기준을 반영하여 리듬 구간의 동일성 및 규칙성 등에 대한 비정상 분포에 해당하는 특징이 추출되어 계산된다. 그리고 리듬 분류를 위해 규칙기반 분류에서 리듬 구간의 특징에 대한 규칙 베이스를 이용하여 리듬 유형을 분류하며, SVM기반 분류에서 심박 단위의 특징에 대해 미리 학습된 다중 SVM 분류기를 이용하여 단조 리듬 및 주요 비정상 심박을 분류하도록 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 제안한 규칙 및 SVM 기반 알고리즘을 이용한 부정맥 리듬의 분류 방법에 대해 기술한다. III장에서는 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 이용한 실험을 통하여 제안한 방법의 타당성을 살펴본다. 그리고 마지막 IV장을 통해 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 규칙 및 SVM 기반 심전도 분류 알고리즘

본 논문에서는 그림 2와 같이 심전도 신호의 특징점으로부터 규칙기반 리듬 분류[13]와 SVM(support vector machine)기반 심박 분류[15]를 이용하여 부정맥 진단을 위한 리듬 분류 알고리즘을 제안한다. 규칙기반 분류에서는 리듬 구간의 특징에 대하여 미리 준비된 규칙 베이스를 이용하여 리듬 유형을 분류하게 된다. 규칙 베이스는 임상 및 내과 분야의 심전도 전문서적을 참고하여 모든 리듬 유형에 대하여

if ~ then ... 형식의 문장으로 표현된다. SVM기반 분류에서는 심박 단위의 특징에 대하여 미리 학습된 다중 SVM 분류기를 이용하여 단조 리듬 및 주요 비정상 심박을 분류하게 된다. SVM 분류기의 구조는 일대다(one-against-all) 정책에 따라 각 심박 유형에 해당되는 SVM을 n개 구성하여 순차 결정 구조로 결합함으로써 다중 SVM 분류기의 최종 결과를 선택하게 된다.

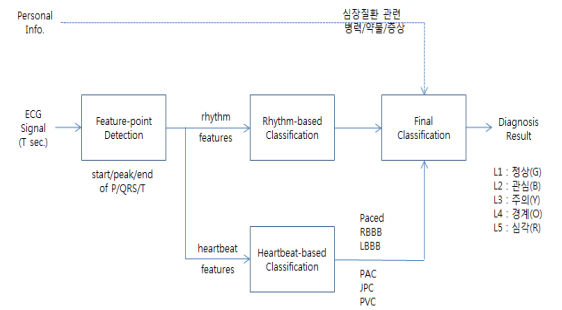


그림 2. 심전도 신호의 리듬 분류를 위한 알고리즘 흐름도  
Fig. 2. Flow diagram of algorithm for rhythm classification of ECG signal

### 1. 규칙기반 리듬 분류

리듬에 대한 분류는 다양한 리듬 및 심박 분포의 변형으로 인하여 심전도 전문가에게도 정확한 판독을 위해서는 많은 시간과 노력이 필요하다. 심전도 전문가의 지식과 경험을 실현할 수 있는 자동진단 시스템은 실생활에서 신속하고 정확하게 부정맥 진단을 가능하게 할 것이다. 본 논문에서는 심전도 자동진단을 위하여 그림 3과 같이 지식 베이스, 규칙 베이스, 추론 과정을 통하여 리듬을 분류하는 규칙기반 분류기를 구성하였다.

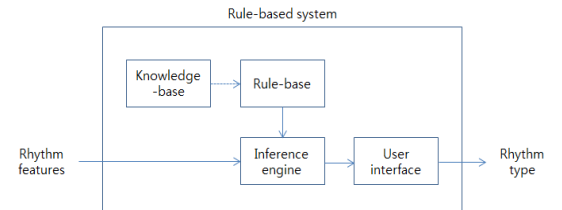


그림 3. 규칙기반 리듬 분류를 위한 구조도  
Fig. 3. Diagram for rule-based rhythm classification

심전도 신호로부터 부정맥 검출 및 분류를 위해 필수적으로 요구되는 특징은 표 1과 같으며, 이는 심전도 관련 전문 임상 자료에 기반하여 선별된 것이다. 동일성은 P파와 R파의 심박

동수가 같은 리듬의 경우로 정의하며, 규칙성은 PP간격 또는 RR간격의 길이가 일정하게 유지되는 경우로 정의하였다. 리듬 구간내 리듬 및 심박 분포의 분석을 통해 다양한 리듬 유형에 대하여 표 1의 특징들을 이용한 지식 베이스를 구축한 후 리듬 유형간의 차별성을 시각적으로 반영함으로써 부정맥 진단 기준을 도출하였다.

표 1. 부정맥 진단을 위한 리듬 특징  
Table 1. Rhythm Features for arrhythmia diagnosis

리듬 특징(Rhythm Features)
· P파의 심박수(heartrate of P wave)
· R파의 심박수(heartrate of R wave)
· 동일성(identity of P wave and R wave)
· 규칙성(regularity of PP interval and RR interval)
· P파(positive and negative of P wave)
· PR간격(PR interval)
· QRS폭(QRS width)

규칙 베이스는 리듬 유형별 진단 기준에 대하여 if ~ then ... 형식을 이용하여 표 2와 같이 표현되며, 각 규칙은 전제부의 진단 기준과 결론부의 부정맥 유형으로 구성되어 있다. 규칙 베이스에는 대부분의 부정맥에 대한 특징적 리듬 및 심박 기준을 제시하고 있으며, 심검자의 리듬 특징이 각 규칙에 있는 진단 기준을 만족하는 경우 해당 부정맥으로 분류되도록 하였다. 전형적인 부정맥 리듬을 가지는 경우 단일 규칙으로 분류가 가능하지만 변형 및 혼재된 부정맥 리듬을 가지는 경우 단일 규칙으로는 분류가 불가능하게 된다.

표 2. 지식 베이스로부터 생성된 규칙 베이스  
Table 2. Rule-base generated from knowledge-base

Rule 1	if $\{(60 \leq P_{rate} \leq 100) \cap (60 \leq R_{rate} \leq 100) \cap (D_{rate} = 0)\} \cap \{(D_{PP} \leq 0.16) \cap (D_{RR} \leq 0.16)\} \cap \{(P_{HV} > 0)\} \cap \{(0.12 \leq PR_{int} \leq 0.2)\} \cap \{(QRS_{wid} \leq 0.1)\}$ , then Normal Sinus Rhythm
Rule 2	if $\{(60 \leq R_{rate} \leq 100)\} \cap \{(D_{RR} \leq 0.16)\} \cap \{(QRS_{wid} \geq 0.12)\}$ , then Paced Rhythm
Rule 3	if $\{(40 \leq P_{rate} < 60) \cap (40 \leq R_{rate} < 60) \cap (D_{rate} = 0)\} \cap \{(D_{PP} \leq 0.16) \cap (D_{RR} \leq 0.16)\} \cap \{(P_{HV} > 0)\} \cap \{(0.12 \leq PR_{int} \leq 0.2)\} \cap \{(QRS_{wid} \leq 0.1)\}$ , then Sinus Bradycardia
Rule 4	if $\{(100 < P_{rate} \leq 160) \cap (100 < R_{rate} \leq 160) \cap (D_{rate} = 0)\} \cap \{(D_{PP} \leq 0.16) \cap (D_{RR} \leq 0.16)\} \cap \{(P_{HV} > 0)\} \cap \{(0.12 \leq PR_{int} \leq 0.2)\} \cap \{(QRS_{wid} \leq 0.1)\}$ , then Sinus Tachycardia

Rule 5	if $\{(60 \leq P_{rate} \leq 100) \cap (60 \leq R_{rate} \leq 100) \cap (D_{rate} = 0)\} \cap \{(D_{RR} > 0.16)\} \cap \{(P_{HV} > 0)\} \cap \{(0.12 \leq PR_{int} \leq 0.2)\} \cap \{(QRS_{wid} \leq 0.1)\}$ , then Sinus Arrhythmia
...	...

표 2의 규칙에서  $P_{rate}$ 와  $R_{rate}$ 은 P파와 R파의 분당 심박 동수를 각각 나타낸다.  $D_{rate}$ 은 식 (1)의 P파와 R파의 분당 심박동수 차이를 나타내며,  $\alpha$ 는 리듬 구간의 가변성에 대하여 동일성을 인정하는 허용범위를 고려한 것이다.  $D_{PP}$ 와  $D_{RR}$ 은 PP간격과 RR간격의 최대값과 최소값의 차이로서 식 (2)와 (3)으로 각각 표현되며,  $P_{HV}$ 는 P파의 폭에 대한 높이 비율로서 식 (4)로 표현된다. 그리고  $PR_{int}$ 은 PR간격으로 P파 시작점과 QRS파 시작점 사이의 시간으로 정의되며,  $QRS_{wid}$ 는 QRS폭으로 QRS파 시작점과 끝점 사이의 시간으로 정의된다.

$$D_{rate} = P_{rate} - R_{rate} + \alpha \tag{1}$$

$$D_{PP} = PP_{max} - PP_{min} \tag{2}$$

$$D_{RR} = RR_{max} - RR_{min} \tag{3}$$

$$P_{HV} = P_{height} / P_{width} \tag{4}$$

## 2. SVM기반 심박 분류

리듬 구간에 대하여 각 부정맥의 특징적인 리듬 및 심박의 분포 기준을 이용하는 규칙기반 리듬 분류로 모든 부정맥 유형을 분류하기에는 어려움이 있다. 단조 리듬 심박이나 주요 비정상 심박은 동일 심박 유형의 빈도 및 주기 분석이 리듬 분류를 위한 좀더 효과적인 방법이 될 수 있다. 본 논문에서는 리듬 구간내 심박 단위 분류를 위하여 분류 성능이 우수한 SVM을 이용하여 그림 4와 같이 순차 결정 구조의 SVM기반 심박 분류 알고리즘을 구성하였다.

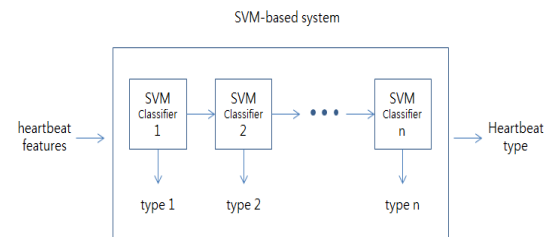


그림 4. SVM기반 심박 분류를 위한 구성도  
Fig. 4. Diagram for SVM-based heartbeat classification

형태적 정보의 진폭값이 사람들 사이에서 변동이 큰 점을 고려하여 심박간 및 심박내 진단요소의 시간적 특징을 추출한다. 표 3은 단조 리듬 심박과 주요 비정상 심박을 분류하기 위하여 선택된 특징을 나타낸 것이다. 연속적인 RR간격에 대하여 기준 R파와 이전 R파 사이 및 기준 R파와 이후 R파 사이의 시간 정보가 각각 추출된다. 그리고 심방에 관련되는 PR간격과 심실에 관련되는 QT간격의 시간 정보가 추출되며, 심방에 관련되는 P파와 심실에 관련되는 QRS파 및 T파의 폭 정보가 추출된다.

표 3. 심박 분류를 위한 시간적 특징  
Table 3. Temporal features for heartbeat classification

Group	Features
inter-heartbeat	<ul style="list-style-type: none"> <li>pre-RR interval (current R peak - previous R peak)</li> <li>post-RR interval (post R peak - current R peak)</li> </ul>
intra-heartbeat	PR interval (QRS start - P start)
	QT interval (T end - QRS start)
	P-wave duration (P end - P start)
	QRS-complex duration (QRS end - QRS start)
	T-wave duration (T end - T start)

단일 SVM 분류기는 추출된 다양한 심박의 특징벡터를 이용한 식 (5)~(8)의 과정을 통하여 단조 리듬 심박 또는 주요 비정상 심박을 학습하게 된다. 식 (6)의 제약조건을 가진 식 (5)로 표현되는 최적화 문제이므로 라그랑지안 최적화 기법과 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 조건 적용을 통하여 식 (7) 및 (8)과 같은 최적 가중치 벡터와 최적 바이어스를 각각 구한다.

$$\text{Minimize : } J(w) = \frac{\|w\|^2}{2} \quad (5)$$

$$\text{Subject to : } y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0, \quad \text{for } i = (1, \dots, N) \quad (6)$$

$$\hat{w} = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i x_i \quad (7)$$

$$\hat{b} = \frac{1 - y_i \hat{w}^T x_i}{y_i} \rightarrow \hat{b} = 1 - \hat{w}^T x_i, y_i = 1 \quad (8)$$

임의의 입력 벡터  $x$ 에 대한 분류 결과는 식 (7) 및 (8)로부터 구해지는 식 (9)의 판별함수에 의하여 계산된다. 선형분

리가 되지 않는 경우에는 입력 벡터를 고차원 공간으로 맵핑하여 선형분리 가능성을 높이며, 비선형 SVM의 판별함수는 커널 함수를 이용하여 식 (10)과 같이 표현할 수 있다. 커널 함수로는 다항식, RBF(radial basis function), 시그모이드 등이 있으며, 본 논문에서는 식 (11)로 표현되는 RBF를 이용하였다.

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_i y_i x_i^T x + \hat{b}\right) \quad (9)$$

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (10)$$

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

SVM 분류기의 구조는 일대다 정책에 따라 각 심박 유형에 해당되는 SVM을  $n$ 개 구성하여 순차 결정 구조로 결합함으로써 다중 SVM 분류기의 최종 결과를 선택하게 된다. 표 4는 SVM기반 심박 분류를 이용한 동일 심박 유형의 빈도 및 주기 분석을 통하여 효과적인 검출이 가능한 부정맥 리듬을 나타낸다. 보조박동(P), 우각차단(R), 및 좌각차단(L)은 단조 리듬 심박에 해당되며, 심방조기수축(A), 방실접합부조기수축(J), 및 심실조기수축(V)은 주요 비정상 심박에 해당된다.

표 4. 심박 유형 분석에 의한 부정맥 진단 기준  
Table 4. Diagnosis criteria of arrhythmia by heartbeattype analysis

Heartbeat type	Diagnosis criteria of arrhythmia	Rule no.
Paced (P)	monotonic rhythm during a certain period → Paced Rhythm	Rule 2
PAC (A)	6 sequences of PAC & Normal beats → Atrial Bigeminy	Rule 7
JPC (J)	6 sequences of JPC & Normal beats → Junctional Bigeminy	Rule 12
PVC (V)	6 sequences of PVC & Normal beats → Ventricular Bigeminy	Rule 15
	3 sequences of PVC & 2 Normal beats → Ventricular Trigeminy	Rule 16
	3 sequences of PVC beats → Ventricular Tachycardia	Rule 17
RBBB (R)	monotonic rhythm during a certain period → RBBB Rhythm	Rule 25
LBBB (L)	monotonic rhythm during a certain period → LBBB Rhythm	Rule 26

### 3. 최종 리듬 진단

신뢰성 있는 부정맥 진단을 위해서는 리듬 구간 및 심박 단위의 종합적인 분석을 통하여 심전도 신호에 대한 정확한 진단결과가 제시되어야 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 모든 리듬에 대하여 기본적으로 규칙기반 리듬 분류를 적용하고 단조 및 배열 리듬을 위하여 보완적으로 SVM기반 심박 분류를 적용하였다. 그리고 규칙기반 리듬 분류와 SVM기반 심박 분류의 결과로부터 최종 리듬을 진단하기 위하여 그림 5와 같은 처리 과정을 도출하여 진단결과의 신뢰성을 높이고자 하였다.

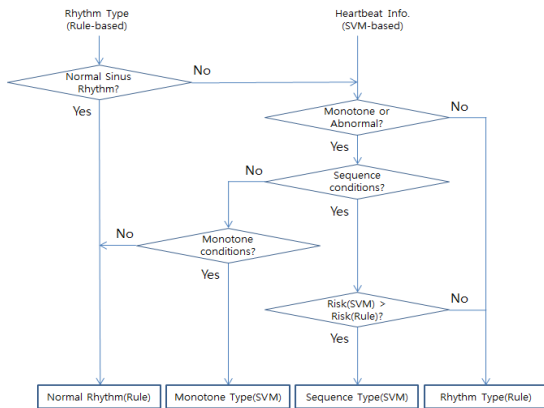


그림 5. 최종 리듬 진단을 위한 처리 흐름도  
Fig. 5. Flow diagram for final classification

먼저 규칙기반에 의한 리듬 유형이 정상동리듬(Normal Sinus Rhythm)인지를 확인하며, 정상동리듬이 아닌 경우 SVM기반에 의한 심박 정보가 단조 리듬 또는 주요 비정상 심박을 포함하고 있는지를 확인하게 된다. 이를 포함하지 않는 경우 규칙기반에 의한 리듬 유형으로 최종 진단하며, 이를 포함하는 경우 다시 배열 및 단조 리듬 조건과 순차적으로 비교하여 해당 리듬으로 최종 진단하게 된다. 즉, 배열 리듬 조건을 만족하는 경우 규칙기반과 SVM기반 중 위험수준이 높은 리듬 유형으로 진단하는데, 이는 심전도 자동진단 시스템을 활용한 자가진단시 사전진단의 중요성과 긴급성을 반영하고자 하였다. 단조 리듬 조건을 만족하는 경우 해당 단조 리듬 유형으로 진단하며, 배열 및 단조 리듬 조건을 만족하지 않는 경우 정상동리듬으로 진단하게 된다.

### III. 실험 및 고찰

제안된 알고리즘에 의한 리듬 분류 성능을 평가하기 위하여 심전도 데이터베이스로부터 다양한 리듬 구간을 표본 추출하여 실험을 수행하였다. 실험에 이용된 데이터베이스는 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스[16]로서 심전도 관련 연구에서는 표준 데이터베이스로 널리 이용되고 있다. 한편 실험에 이용된 PC는 3.10GHz×2 i5-2400 CPU와 4GByte RAM 사양을 가지고 있으며, MATLAB R2010a 버전을 이용하여 심전도 처리 알고리즘을 구현하였다. 리듬 구간 크기는 관련 연구(17-20)의 면밀한 검토를 통하여 모든 부정맥을 충분히 검출할 수 있는 10초로 설정하였다. 먼저 심전도 신호로부터 특징점 검출을 위한 전처리 과정으로 곡률기반 정점선택을 이용하여 리듬 구간의 모든 P파, QRS군, 및 T파에 대한 시작점, 최고점, 끝점 위치를 검출하였다.

그림 6과 그림 7은 융합 알고리즘에 의한 분류 과정을 예시한 것으로 규칙기반 분류, SVM기반 분류, 및 최종 진단 결과를 순차적으로 나타낸 것이다. 그림 6은 리듬 분류에서 박동조율, 심박 분류에서 좌각차단 리듬으로 각각 분류되어 최종 진단에서는 좌각차단의 단조 리듬으로 분류되었으며, 그림 7은 리듬 분류에서 심실이단맥, 심박 분류에서 심실빈맥으로 각각 분류되어 최종 진단에서는 심실빈맥의 배열 리듬으로 분

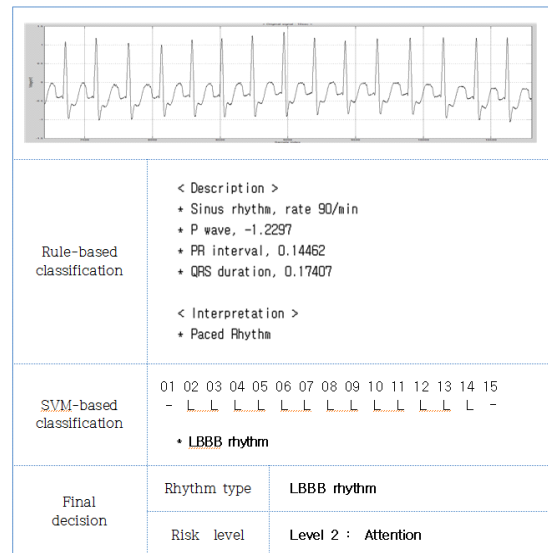


그림 6. 레코드 109번에 대한 제안된 알고리즘의 분류 과정  
Fig. 6. Classification procedure of proposed algorithm for record no.109

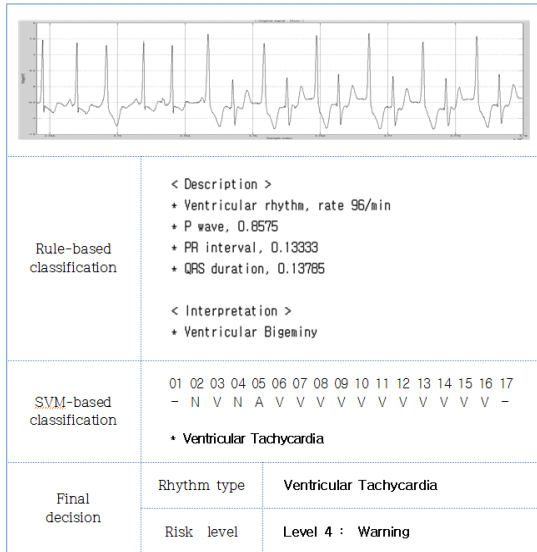


그림 7. 레코드 223번에 대한 제안된 알고리즘의 분류 과정  
 Fig. 7. Classification procedure of proposed algorithm for record no.223

류되었다. 최종 진단시 신뢰성 있는 부정맥 리듬의 진단을 위하여 단조 리듬은 SVM기반 분류에 의한 리듬 유형으로 진단하며, 배열 리듬은 규칙기반 분류와 SVM기반 분류 중 위험 수준이 높은 리듬 유형으로 진단하도록 하였다.

융합 알고리즘을 이용한 분류 실험을 통하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 포함되어 있는 다양한 리듬의 유형별 분류 성능은 표 5와 같다. 첫 번째 열은 리듬 유형과 위험 수준을 나타낸 것으로 괄호 안에 표기된 위험 수준은 심전도 전문서적을 참고하여 5가지 레벨로 분류된 것이다. 두 번째 열은 테스트 신호의 수로서 심검자 및 에피소드 분포에 따라 표본 추출된 것이다. 세 번째 열은 규칙기반에 의한 분류 성능을 나타낸 것이며, 네 번째 열은 규칙기반과 SVM기반의 융합에 의한 분류 성능을 나타낸 것이다.

표 5. 제안된 융합 알고리즘에 의한 분류 성능  
 Table 5. Classification performance by proposed fusion algorithm

Rhythm type (Risk level)	No. of test signals	Rule-based		Rule&SVM-based	
		Type	Ratio	Type	Ratio
Normal Sinus Rhythm(1)	64	50	78.13	61	95.31
Paced Rhythm(2)	10	9	90.00	10	100.00
Sinus Bradycardia(2)	10	6	60.00	6	60.00

Supraventricular Tachyarrhythmia(2)	10	7	70.00	7	70.00
Atrial Bigeminy(2)	8	6	75.00	7	87.50
Ventricular Bigeminy(2)	10	8	80.00	10	100.00
Ventricular Trigeminy(3)	10	6	60.00	10	100.00
Ventricular Tachycardia(4)	10	7	70.00	9	90.00
RBBB Rhythm(2)	10	5	25.00	6	60.00
LBBB Rhythm(2)	10			8	80.00
Pre-excitation syndrome(2)	10	7	70.00	7	70.00
Total	162	111	68.52	141	87.04

실험 결과로부터 11가지 리듬에 대하여 규칙기반 방법만을 적용하였을 경우 68.52%의 분류 성능을 보였으며, 규칙기반과 SVM기반의 융합 방법을 적용하였을 경우 87.04%의 분류 성능을 보였다. SVM기반 방법으로 단조 리듬과 배열 리듬에 대한 오분류 개선을 통하여 융합 방법은 규칙기반 방법에 비해 리듬 유형의 분류 성능에서 19% 정도가 향상되었다. 이는 박동조율로 오분류되는 우각차단 및 좌각차단 리듬과 함께 상호간에 오분류되는 이단맥, 삼단맥, 및 빈맥 리듬의 올바른 분류에서 기인한다.

한편, 규칙기반과 SVM기반의 융합 방법을 적용하였을 경우 식 (12) 및 (13)으로 정의되는  $S_c$  (sensitivity)와  $S_p$  (specificity)로부터 비정상 및 정상은 100%와 95.31%의 검출 성능을 각각 보였다. 결과적으로 비정상 리듬은 100%가 비정상적으로 검출됨으로써 오분류율이 0%가 되며, 정상 리듬은 95.31%가 정상으로 검출됨으로써 오분류율이 4.69%가 된다. 이는 규칙기반 방법만을 적용하였을 경우와 비교하면 비정상 검출 성능에서 100%를 유지하면서 정상 검출 성능에서 17% 정도가 향상된 것이다.

$$S_c = \frac{TP}{TP+FN} \tag{12}$$

$$S_p = \frac{TN}{TN+FP} \tag{13}$$

여기서  $TP$ (true positive)는 비정상 리듬이 비정상적으로,  $TN$ (true negative)은 정상 리듬이 정상으로,  $FP$ (false positive)는 정상 리듬이 비정상적으로,  $FN$ (false negative)은 비정상 리듬이 정상으로 분류되는 샘플 수를 의미한다.

기존 연구에서는 심박 단위의 부류 및 유형 분류가 주류를

이루고 있으며, 리듬 구간의 부류 및 유형 분류는 거의 찾아 보기가 어렵다. 검색된 논문(17-20)을 참고하여 제안된 융합 알고리즘의 리듬 유형에 대한 분류 성능을 비교하면 표 6과 같다. 그러나 Ge는 1.2초, Ayesta는 8초, MOLEC은 4개 심박의 리듬 구간에 대하여 분류를 시도하였으며, 사용 DB와 리듬 유형에 대해서도 차이가 있어 직접 비교에는 어려움이 있다.

표 6. 제안된 융합 알고리즘과 기존 연구의 성능 비교  
Table 6. Performance comparison of proposed and previous works

method	Ventricular Tachycardia	Ventricular Trigeminy	Normal Sinus Rhythm	DB
Ge	97.78%	-	93.20%	Own-Record
Ayesta/SPDR	94.60%	-	100.00%	MIT-DB
Ayesta/X-S Zhang	100.00%	-	100.00%	Own-Record
Ayesta/ANN	91.20%	-	99.30%	Own-Record
MOLEC/Rhythm	54.00%	94.00%	96.00%	MIT-DB
MOLEC/Episode	97.95%	95.00%	67.35%	MIT-DB
Proposed	90.00%	100.00%	95.31%	MIT-DB

#### IV. 결 론

본 논문에서는 심전도 신호의 특징점에 기반하여 규칙기반 분류를 이용한 일정 구간의 리듬 분석을 수행하고 SVM기반 심박 분류를 이용하여 부정맥 진단을 위한 리듬 분류 알고리즘을 제안하였다. 리듬 분류를 위해 규칙기반 분류에서 리듬 구간의 특징에 대한 규칙 베이스를 이용하여 리듬 유형을 분류하며, SVM기반 분류에서 심박 단위의 특징에 대해 미리 학습된 다중 SVM 분류기를 이용하여 단조 리듬 및 주요 비정상 심박을 분류하도록 하였다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 이용한 실험을 통하여 11가지 리듬 유형에 대하여 87.04%의 분류가 가능하며, 다양한 부정맥 검출에 대하여 100% 모두 검출이 가능함을 확인하였다. 향후 조동 및 세동 리듬에 대한 처리 방안, 다양한 부정맥에 대한 추가 실험, 대규모 데이터베이스에 대한 성능 평가를 통하여 신뢰성 있는 부정맥 진단을 위한 연구가 추가적으로 필요하다.

#### 참고문헌

[1] Y. Han, "A Study on Monitoring of Bio-signal for

U-healthcare System," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 16, No. 3, pp. 9-15, Mar. 2011.

[2] F. Enseleit and F. Duru, "Long-term Continuous External Electrocardiographic Recording: A Review," Europace, Vol. 8, No. 4, pp. 255-266, Feb. 2006.

[3] D. Finlay et al., "Synthesising the 12-lead Electrocardiogram: Trends and Challenges," European Journal of Internal Medicine, Vol. 18, No. 8, pp. 566-570, Dec. 2007.

[4] D. Donoho, "De-noising by Soft-thresholding," IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 41, No. 3, pp. 613-627, May 1995.

[5] N. Thakor and Y. Thakor, "Applications of Adaptive Filtering to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 38, No. 8, pp. 785-794, Aug. 1991.

[6] J. Pan and W. Tompkins, "A Real-time QRS Detection Algorithm," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 32, No. 3, pp. 230-236, March 1985.

[7] P. Laguna et al., "Automatic Detection of Wave Boundaries in Multilead ECG Signals: Validation with the CSE Database," Computers and Biomedical Research, Vol. 27, No. 1, pp. 45-60, Feb. 1994.

[8] J. Kim et al., "An R-wave Detection Method in ECG Signal Using Refractory Period," Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 18, No. 1, pp. 93-101, Jan. 2013.

[9] P. Chazal et al., "Automatic Classification of Heartbeats Using ECG Morphology and Heartbeat Interval Features," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 51, No. 7, pp. 1196-1206, July 2004.

[10] Y. Hu et al., "A Patient-adaptable ECG Beat Classifier Using a Mixture of Experts Approach," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 44, No. 9, pp. 891-900, Sep. 1997.

[11] S. Osowski et al., "Support Vector Machine



-based Expert System for Reliable Heartbeat Recognition," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 51, No. 4, pp. 582-589, April 2004.

[12] T. Ince et al., "A Generic and Robust System for Automated Patient-specific Classification of ECG Signals," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 56, No. 5, pp. 1415-1426, May 2009.

[13] C. Ryu et al., "Abnormality Detection of ECG Signal by Rule-based Rhythm Classification," Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 405-413, Aug. 2012.

[14] T. Kim et al., "ECG Signal Compression Using Feature Points Based on Curvature," Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 20, No. 5, pp. 624-630, Oct. 2010.

[15] S. Kim, "Arrhythmia Detection and Type Classification of ECG Signals by Rule-based Rhythm Classification," Kyungpook University, Ph. D. Dissertation, Dec. 2011.

[16] G. Moody and R. Mark, "The MIT-BIH Arrhythmia Database on CD-ROM and Software for Use with It," Computers in Cardiology, pp. 185-188, 1990

[17] M. Kundu et al., "A Knowledge-based Approach to ECG Interpretation Using Fuzzy Logic," IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol. 28 Part B, No. 2, pp. 237-243, April 1998.

[18] D. Ge et al., "Cardiac Arrhythmia Classification Using Autoregressive Modeling," BioMedical Engineering Online, Vol. 1, No. 5, pp. 1-12, Nov. 2002.

[19] J. Rodriguez et al., "Real-time Classification of ECGs on a PDA," IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine, Vol. 9, No. 1, pp. 23-34, March 2005.

[20] U. Ayesta et al., "Complexity Measure Revisited: A New Algorithm for Classifying Cardiac Arrhythmias," Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE

Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 2, pp. 1589-1591, 2001.

**저 자 소 개**



**김 성 완**  
 1989: 경북대학교  
 전자공학과 공학사  
 1993: 경북대학교  
 전자공학과 공학석사  
 2012: 경북대학교  
 전자공학과 공학박사  
 현 재: 수원과학대학교  
 컴퓨터정보과 부교수  
 관심분야: 영상처리, 신경망, 병렬처리  
 Email : sungkim@ssc.ac.kr



**김 대 환**  
 1993: 서울대학교  
 계산통계학과 이학사  
 1995: 서울대학교  
 전산과학전공 이학석사  
 2010: 서울대학교  
 전기공학부 공학박사  
 현 재: 수원과학대학교  
 컴퓨터정보과 조교수  
 관심분야: 컴파일러, 컴퓨터구조,  
 임베디드시스템  
 Email : kimdh@ssc.ac.kr