

# 심박수변이도 분석을 위한 확률적 지식기반 모형

(A probabilistic knowledge model for analyzing heart rate variability)

손창식<sup>1)\*</sup>, 강원석<sup>2)</sup>, 최락현<sup>3)</sup>, 박형섭<sup>4)</sup>, 한성욱<sup>5)</sup>, 김윤년<sup>6)</sup>  
(Chang-Sik Son, Won-Seok Kang, Rock-Hyun Choi, Hyoung-Seob Park,  
Seongwook Han, Yoon-Nyun Kim)

**요약** 본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환을 통해 추출된 시간 영역과 주파수 영역의 특징들을 활용하여 심박수변이도를 확률적인 지식으로 분석할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서 지식획득 알고리즘은 규칙생성과 규칙평가 단계로 구성되어 있으며, 규칙생성에서는 ROC 분석을 통해 수치적인 속성값을 이산화된 구간으로 변환하고, 서로 다른 의사결정값을 포함하는 구간들 사이에 일관성 정도를 비교함으로써 감축된 규칙-집합을 생성한다. 이때 규칙-집합 내에 각 규칙에 대해서 확률적 해석을 위한 3가지 척도를 추정하였다. 제안된 모형의 효과성은 심혈관질환 병력을 가진 58명의 심전도 데이터로부터 심방세동을 식별할 수 있는 5가지 규칙을 생성하였고, 이들 규칙의 분별력을 평가하였다. 실험결과, 제안된 모형으로부터 생성된 지식은 4가지 성능평가 척도에 대해서 각각 93%의 정확도를 보여주었다.

**핵심주제어** : 심박수변이도, 심방세동, 확률적 지식모형

**Abstract** This study presents a probabilistic knowledge discovery method to interpret heart rate variability (HRV) based on time and frequency domain indexes, extracted using discrete wavelet transform. The knowledge induction algorithm was composed of two phases: rule generation and rule estimation. Firstly, a rule generation converts numerical attributes to intervals using ROC curve analysis and constructs a reduced ruleset by comparing consistency degree between attribute-value pairs with different decision values. Then, we estimated three measures such as rule support, confidence, and coverage to a probabilistic interpretation for each rule. To show the effectiveness of proposed model, we evaluated the statistical discriminant power of five

\* Corresponding Author : changsikson@dgist.ac.kr

+본 연구는 산업통상자원부에서 지원하는 미래산업선도기술개발사업(10044353)에 의해 수행되었습니다.

Manuscript received June 04, 2015 / revised June 28, 2015 / accepted June 30, 2015

1) DGIST 웰니스융합연구센터, 교신저자(changsikson@dgist.ac.kr)  
2) DGIST 웰니스융합연구센터, 제2저자  
3) DGIST 웰니스융합연구센터, 제3저자  
4) 계명대학교 의과대학교 내과학교실 (심장내과), 제4저자  
5) 계명대학교 동산의료원 심장내과, 제5저자  
6) 계명대학교 의과대학교 내과학교실 (심장내과), 제6저자

rules (3 for atrial fibrillation, 1 for normal sinus rhythm, and 1 for both atrial fibrillation and normal sinus rhythm) generated using a data (n=58) collected from 1 channel wireless holter electrocardiogram (ECG), i.e., HeartCall<sup>®</sup>, U-Heart Inc. The experimental result showed the performance of approximately 0.93 (93%) in terms of accuracy, sensitivity, specificity, and AUC measures, respectively.

**Key Words** : Heart Rate Variability, Atrial Fibrillation, Probabilistic Knowledge Model

### 1. 서 론

심박수변이도 (heart rate variability, HRV)는 심장의 중추 자율신경계의 기능을 해석할 수 있는 방법으로 심박동 사이의 변화 양상, 즉 교감신경계와 부교감신경계의 활성정도의 변화를 정량적으로 분석할 수 있는 지표로서, 1996년 유럽 심장학회의 북미심조율 전기생리학회의 Task Force[1]를 통해 그 측정방법과 생리학적 해석 및 임상적 사용의 표준이 제정되었다. 일반적으로 HRV 분석은 대표적인 비침습적 검사방법으로 심전도(electrocardiogram) 신호 상에서 RR 간격(RR interval)의 변화를 해석하는 시간 영역(time-domain)과 파형(wave) 변화를 해석하는 주파수 영역(frequency-domain)으로 구분되며, 이를 활용한 다양한 연구가 수행되었다[2-4].

선행된 연구결과에 따르면, HRV는 정상인뿐만 아니라 당뇨병(diabetes), 심부전(congestive heart failure) 및 심근경색(myocardial infarction) 환자

에서 심혈관계 이환율이나 예후를 판단하는데 도움이 되고[1], 당뇨병성 자율신경병증(diabetic autonomic neuropathy), 심부전, 심장이식 수술 후 감소하고, 특히 급성 심근경색증 발병 후 나타나는 HRV 감소는 병원 내 사망률, 추후 사망률, 악성 심실성 부정맥(malignant ventricular arrhythmia) 및 돌연사(sudden death)를 예측할 수 있는 지표로도 알려져 있다[5].

최근에는 돌연사의 주된 원인인 부정맥 질환들의 특성을 해석하거나 분류하기 위한 방법으로 HRV 분석과 Poincaré plot 분석을 활용한 연구[6-8]와 신경망[9,10], SVM(support vector machine)[11]과 같은 기계학습(machine learning) 분석기법을 활용한 연구도 활발히 진행되고 있다. Jang[10]은 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 활용하여 평균 25초 내외의 32개의 RR 간격의 심박수 변화를 이용하여 6가지 시간 영역의 특징정보들(SDNN, rMSSD, SDSD, pNN10, pNN50, pNN100)을 근거로 정상신호와 부정맥 신호를 분류할 수 있는

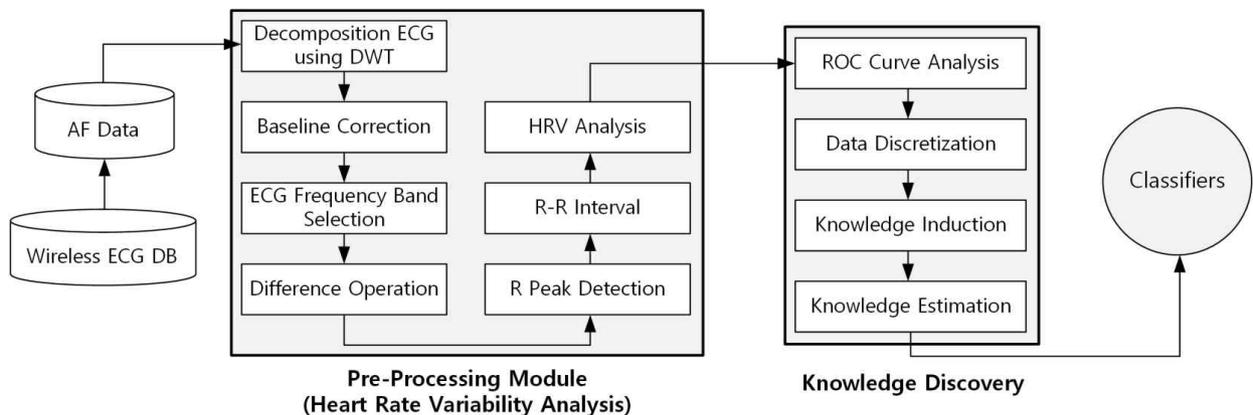


Fig. 1 Structure of HRV analysis model based on probabilistic knowledge discovery

방법 (민감도 88.75%, 특이도 82.28%)을 제안하였고, Zellmer[11]는 QRS와 T 과형 데이터-셋에서 추출된 특징들을 기반으로 설계된 다중 SVM 분류기(multiple SVM classifiers)를 활용하여 6 가지 신호타입, 즉 NB(normal beats), LBBB(left bundle branch beat), RBBB(right bundle branch block), atrial premature contractions(APC), PVC (premature ventricular contractions), PB(paced beats)을 자동 분류할 수 있는 방법 (정확률 99.72%)을 제안하였다. 하지만 대부분의 선행된 연구결과에서는 HRV와 관련된 요인들이 심장의 기능 혹은 특정 심혈관질환을 예측하는데 있어서 유용한 지표가 될 수 있다는 점을 공통적으로 강조하고 있지만, 이들 요인들 간에 상호 연관성(association)을 해석할 수 없는 제약점을 가진다. 본 연구에서는 HRV 분석을 통해 추출된 시간 영역과 주파수 영역의 요인들 간에 상호관계를 확률적인 지식으로 해석할 수 있는 방법을 제안한다.

## 2. 확률론적 지식기반 심박수변이도 분석모형

본 연구의 목적은 HRV 분석을 통해서 추출된 시간 영역과 주파수 영역의 특징(feature) 정보로부터 확률적으로 해석 가능한 지식을 추출할 수 있는 분석모형을 설계하는데 있다. Fig. 1은 2가지 모듈로 구성된 제안된 분석모형의 구조를 나타낸다. 'Pre-Processing Module'은 심박수변이도와 관련된 특징정보를 추출하는 단계를 나타내고, 'Knowledge Discovery'은 이들 특징정보들로부터 확률적 지식을 획득하는 과정을 나타낸다.

### 2.1 HRV 분석

이산 웨이블릿 변환(discrete wavelet transform)은 입력된 샘플링 주파수를 다른 형태의 샘플링 주파수로 변환시켜 다양한 주파수 대역에서 신호를 처리할 수 있는 다중 해상도 분석시스템이며, 심전도 신호를 분석하는데 적용함으로써 잡음 제거 및 과형분할을 동시에 수행할 수 있어 신호내의 각 특징 요소들에 대한 높은 분해능을 제공한다

다. 웨이블릿 변환은 입력신호를 웨이블릿 함수와 스케일 함수에 각각 곱하여 고주파와 저주파로 주파수 대역을 나누어 원하는 주파수 대역에서 변환된 신호를 순차적으로 분석할 수 있다[12].

$$(a,d)(x) = \int_a^\infty x(t)\Psi\left(\frac{t-d}{a}\right)dt \quad (1)$$

심전도의 이산신호  $x(n)$ 을 이산 웨이블릿으로 변환시키면, 식 (1)에서 스케일링 요소( $a$ )와 천이 요소( $d$ )를 획득할 수 있으며, 레벨( $j$ )가  $j=-1$ 로 정의될 때 고주파 성분을 포함하는 신호  $D_2[x(n)]$ 과 저주파 성분을 포함하는 신호  $A_2[x(n)]$ 을 분리하여 획득할 수 있다.

$$D_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=1}^{K} d_{2^j}(K)\Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad (2)$$

$$A_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=1}^{K} a_{2^j}(K)\Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad (3)$$

식 (2)는 고주파 성분을 포함하는 신호로써 웨이블릿 함수의 천이요소( $d$ )에 의해서 입력신호의 고주파 성분을 각 레벨에 따라 분할하며,  $d_{2^j}(K)$ 은 웨이블릿 계수와 관련된 FIR(finite impulse filters) 고대역 필터계수를 의미하고, 식 (3)은 저주파 성분을 포함하는 신호로써 스케일링 요소( $a$ )에 의해서 입력신호의 저주파 성분을 각 레벨에 따라 분할하며,  $a_{2^j}(K)$ 은 스케일 함수 계수와 관련된 FIR 저대역 필터계수를 나타낸다.

웨이블릿 변환으로 추출된 계수는 웨이블릿 모함수(mother wavelet)에 대한 유사도를 의미하며, 이는 주어진 시간에 따른 주파수 신호를 나타낸다. 웨이블릿 모함수로는 Harr, Daubechies, Biorthogonal, Coiflets 등과 같은 많은 유형들이 존재한다. 본 논문에서는 Daubechies(db) 모함수를 기반으로, QRS 주파수 대역을 포함하는 영역, 즉 db3(9.38-18.75Hz)과 db4(4.69-9.38Hz)를 특징점으로 추출하였다.

### 2.2 확률적 지식획득 및 평가

제안된 분석모형에서 'Knowledge Discovery'

모듈은 Fig. 1에서처럼 4가지 세부과정 (ROC 분석, 데이터 이산화, 지식생성 및 평가)으로 구성된다.

### 2.2.1 ROC 분석 및 데이터 이산화

ROC 분석과정에서는 HRV 분석을 통해 얻은 시간 및 주파수 영역 지표들에 대해서, 각 지표에 대한 통계적인 분별력(discriminant power), 즉 AUC(area under the ROC curve)값을 추정한다[13]. Table 1은 ROC 분석과정에서 AUC 값을 추정하기 위한 예로서 정의된 혼동행렬(confusion matrix)을 보여준다.

Table 1 Confusion matrix

	Total Population	Target	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Table 1에서 ‘TP’는 true positive, ‘FP’는 false positive, ‘FN’은 false negative, ‘TN’은 true negative를 나타내고, 이때의 민감도(sensitivity, SENS)와 특이도(specificity, SPEC)는 식 (4)와 (5)처럼 정의된다.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5)$$

Fig. 2는 식 (4)와 (5)에서 정의된 민감도와 특이도를 기반으로 근사적으로 추정된 ROC 곡선을 나타내고, 이때의 AUC 값은 식 (6)을 사용하여 계산할 수 있다.

$$AUC(F) = R1 + R2 + R3, i = 1, \dots, M, \quad (6)$$

where  $R1 = 0.5 \times (1 - SPEC) \times SENS$ ,  
 $R2 = SENS \times SPEC$   
 $R3 = 0.5 \times (1 - SENS) \times SPEC$ .

식 (6)에서  $F_i (i = 1, \dots, M)$ 은 HRV 분석을 통해 수집된 시간 혹은 주파수 영역과 관련된 특징

들을 나타내고,  $M$ 은 특징들의 수를 의미한다. 본 연구에서 각 특징들의 이산화(discretization)를 위한 분할지점 (cut points)은 식 (6)을 이용하여 각 특징마다 근사적으로 가장 좋은  $AUC(F_i) \in [0.5, 1.0]$  값을 나타내는 지점을 탐색하였고, 그 지점을 중심으로 이분화(dichotomization)하였다.

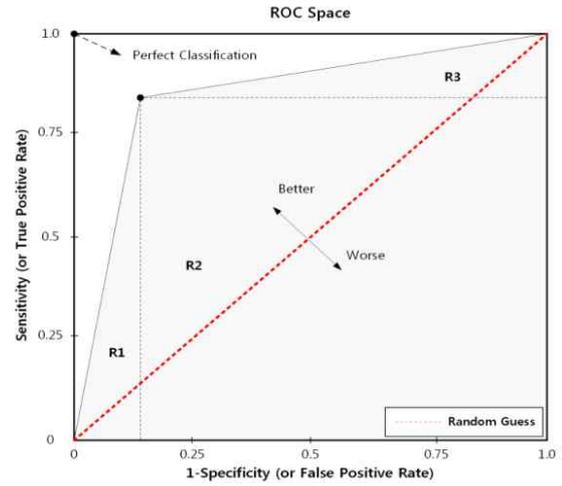


Fig. 2 ROC curve and AUC measurement

### 2.2.2 지식획득 및 평가

만약 이산화 후 변환된 데이터( $I$ )가 다음과 같은 구조로 정의된다고 가정하자:  $I = (U, CU D)$ ,  $C = \{F_1, F_2, \dots, F\}$ ,  $D = \{d\}$ . 여기서  $U = \{x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i\}$ ,  $i = 1, \dots, M$ 는  $M$  차원의 특징공간 상에서 정의된  $N$ 개의 샘플들의 집합,  $C$ 는 입력속성(condition attributes)의 집합,  $D$ 는 출력속성(decision attribute)을 의미한다. 본 논문에서 지식획득 및 평가과정은 이산화 과정을 통

Samples	Condition			Decision
	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$d$
1	Low	High	Low	AF
2	High	High	Low	AF
3	Low	Low	Low	NSR
4	High	Low	Low	NSR
5	High	Low	High	AF

Before Redundant Check -----> After Redundant Check

Samples	Condition			Decision
	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$d$
(1,2)	-	High	-	AF
(3,4)	-	Low	Low	NSR
(5)	-	-	High	AF

Fig. 3 Example of rule induction

해 변환된 데이터로부터 불필요한 속성값(redundant or superfluous attribute values)을 제거함으로써, 최소화된 규칙(minimized rules)을 생성하는 단계와 이들 규칙에 대한 확률적 근거(probabilistic evidence)을 추정하는 단계로 구분된다. Fig. 3은 최소화된 규칙을 유도해내는 과정을 도식화한 예를 보여준다.

Fig. 3에서  $F_2, F_3$ 는 3개의 입력속성들을 나타내고, 각 속성은 2가지 정성적인 값,  $V_i = g(F_i) \in \{Low, High\}$ 으로 정의되어 있다. 여기서 *Low*는 이산화 조건  $V_i \leq AUC(F_i)$ 를 만족할 때, *High*는 이산화 조건  $V_i > AUC(F_i)$ 을 만족할 때에 이분화된 결과를 나타낸다. 또한 출력 속성  $d$ 는 2가지 상태, 즉 normal sinus rhythm (NSR)과 AF(atrial fibrillation)을 나타낸다.

제안된 방법에서 '불필요한 속성값의 제거'의 의미는 속성 제거 전과 후에 데이터의 일관성 정도(consistency degree)가 동일해야 함을 전제로 한다. 예를들어, 샘플 1의 경우를 살펴보자. 만약 샘플 1에서 속성  $F_1$ 의 값 *Low*를 제거하였을 때, ( $F_2, F_3$ )의 속성 값의 쌍 (*High, Low*)는 NSR 출력속성 값을 가진 그룹에서 동일한 속성 값의 쌍을 찾을 수 없으므로 불필요한 속성 값이 된다. 다음으로 속성  $F_2$ 의 값 *High*를 추가적으로 제거하였을 때,  $F_3$ 의 속성 값 *Low*와 동일한 속성 값을 포함하는 NSR 그룹의 샘플 3과 4를 찾을 수 있다. 그러므로 속성  $F_2$ 의 값은 불필요한 속성 값으로 정의될 수 없기 때문에 제거될 수 없다. 마지막으로 속성  $F_3$ 의 *Low*의 값을 제거하였을 때 (즉  $F_1$ 과  $F_3$ 의 속성 값의 쌍 {*Low, Low*}가 동시에 제거되는 경우), NSR 그룹에 속하는 샘플들 중에서  $F_2$ 가 *High*인 샘플은 존재하지 않으므로 불필요한 속성 값으로 정의 가능하다. 결론적으로 샘플 1의 경우, 속성  $F_2$ 의 값만으로 정의된 규칙은 3가지 속성 값으로 구성된 규칙과 동일한 결과를 제공함을 볼 수 있다. 본 논문에서는 이러한 과정을 통해 전체 샘플 데이터로부터 최소화된 규칙들을 유도하였고 (Fig. 3의 오른쪽 표 참고), 식 (7) - (9)를 이용하여 규칙의 확률적 근거를 추정하였다.

$$Rule\ Support = \frac{|F|}{N} \in [0,1] \tag{7}$$

$$Rule\ Confidence = \frac{|F \cap d|}{|F|} \in [0,1] \tag{8}$$

$$Rule\ Coverage = \frac{|F \cap d|}{|d|} \in [0,1] \tag{9}$$

식 (7)에서  $N$ 은 전체 샘플 수,  $| \cdot |$ 는 조건을 만족하는 샘플 수를 나타내고, 식 (8)과 (9)에서  $|F \cap d|$ 는 생성된 규칙집합에서 입력과 출력 조건을 동시에 만족하는 샘플들의 수를 나타낸다. 그러므로 식 (8)과 (9)의 Rule Confidence와 Rule Coverage는 각각 규칙의 입력조건  $|F|$  혹은  $|d|$ 가 주어졌을 때에 조건부 확률(conditional probability)로 나타낼 수 있으며,  $p(F \cap d|F)$ 와  $p(F \cap d|d)$ 로 표현이 가능하다.

### 3. 실험결과

#### 3.1 실험대상

본 연구에서는 심혈관질환의 병력을 가진 환자들 중에서 2009년 5월에서 2011년 4월 사이에 (주)유하트의 HeartCall<sup>®</sup> 1채널 무선 홀터 심전계 (품목 허가번호, 제허 09-52호); sampling frequency, 250Hz)를 착용한 환자 481명 중에서 심전도 신호의 의학적 소견 상 심방세동(atrial fibrillation)을 보인 환자 29명 (즉 실험군)과 정상적인 심전도(normal sinus rhythm) 소견을 보인 29명 (즉 대조군)을 대상으로 하였다. Table 2는 실험 대상자들 간에 남녀 비율과 평균연령의 분포를 보여준다.

Table 2 Characteristics between control and study groups (N=58)

Variables	NSR (n=29)	AF (n=29)
Male	17 (58.6%)	23 (79.3%)
Female	11 (37.9%)	6 (20.7%)
Age, yrs	55.92±16.53	58.47±11.03

또한 이들 환자들을 대상으로 성별, 나이 이외

에 HRV와 관련된 시간 및 주파수 영역에서의 요인들로는 시간 영역에서 RR 구간의 평균치 (Mean RR), 5분 간격마다 정상 심박간격의 표준편차(SDNN), 평균 심박수(Mean HR), 심박수의 표준편차(SDHR), 이웃 심박 간격의 차이에 대한 제곱 평균의 제곱근(rMSSD), 전체 심박 간격수에 대하여 이웃 심박 간격이 50ms 이상 차이가 나는 간격 수(NN50)와 이때의 비율(pNN50)을 나타내는 특징들을 추출하였다. 또한 주파수 영역의 요인들로는 초저주파 영역(VLF), 저주파 영역(LF), 고주파 영역(HF), 저주파 영역과 고주파 영역의 비율(LF/HF)을 나타내는 특징들을 추출하였다.

### 3.2 결과분석

본 논문에서는 제안된 분석모형의 성능을 평가하기 위해서 다음과 같이 2가지 실험을 수행하였다: 1) 전체 샘플 데이터로부터 심방세동으로 해석될 수 있는 지식을 유도하고, 이들 지식의 분별력을 평가하고, 2) 2-겹 교차검증(2-fold cross validation or holdout method) 실험 동안에 실험 데이터의 예측 정확도 (즉 정확도, 민감도, 특이도, 및 AUC)를 비교하였다. 2-겹 교차검증 실험에서 훈련과 실험 데이터의 샘플 비율은 9:1로 정의하였다.

Fig. 4는 식 (6)을 이용하여 시간 및 주파수 영역과 관련된 요인들에 대해서, AUC 값을 추정 한 후 가변 임계값 ( $t \in [0.5, 1.0]$ )을 0.55에서 0.95사이에서 조절하였을 때에 4가지 성능평가척도의 성능을 보여준다.

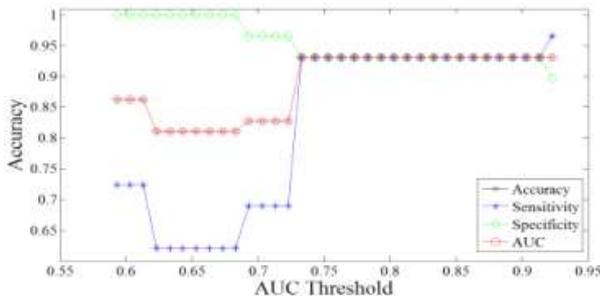


Fig. 4 Variation of classification performances for overall sample data

Fig. 4에서 볼 수 있듯이, 가변 임계값의 범위가 0.7330에서 0.9130 사이에서 가장 좋은 AUC 값 (약 93%)을 보여주었다. 또한 생성된 지식의 수는 가변 임계값이 증가함에 따라 선형적으로 선택되는 특징의 수가 점차적으로 줄어들기 때문에 10개에서 5개로 그 수가 변하였다. 다음은 AUC의 임계값이 0.9130으로 정의되었을 때, 시간 및 주파수 영역과의 관계를 해석할 수 있는 5가지의 연관규칙을 보여준다.

#### • 정상군

[규칙1] IF rMSSD $\leq$ 142.6ms & NN50 $\leq$ 88 & pNN50 $\leq$ 29.3% THEN NSR (Rule Support, 0.47; Rule Confidence, 0.93; Rule Coverage, 0.93)

#### • 심방세동

[규칙2] IF rMSSD $>$ 142.6ms & NN50 $\leq$ 88 & pNN50 $\leq$ 29.3% THEN AF (Rule Support, 0.03; Rule Confidence, 0.67; Rule Coverage, 0.07)

[규칙3] IF rMSSD $>$ 142.6ms & pNN50 $>$ 29.3% THEN AF (Rule Support, 0.41; Rule Confidence, 1.00; Rule Coverage, 0.83)

[규칙4] IF NN50 $>$ 88 THEN AF (Rule Support, 0.41; Rule Confidence, 1.00; Rule Coverage, 0.83)

#### • 기타

[규칙5] IF NN50 $>$ 88 & pNN50 $>$ 29.3% THEN NSR or Atrial Fibrillation (Rule Support, 0.02; Rule Confidence, 0.50; Rule Coverage, 0.03)

위의 5가지 지식 중에서 심방세동으로 해석될 수 있는 규칙으로는 4가지 (규칙 2 - 5)로 정의되었으며, 그 중에서 규칙 3과 규칙 4에서 가장 두드러진 특징을 보였다. 다음은 규칙 3을 해석한 예를 보여준다. “만약 시간 영역의 요인들 중 rMSSD가 142.6ms보다 크고, pNN50이 29.3%보다 클 경우, 전체 환자에서 41%가 이와 같은 경향을 보였다. 또한 이와 같은 패턴을 보인 환자들은 모두 심방세동으로 식별(100%)되었고, 실제 심방세동 환자들 중에서 이와 같은 패턴을 보였

던 환자는 83%로 추정할 수 있다.”

두 번째 실험에서는 제안된 방법의 객관적인 성능평가를 위해서 통계적  $k$ -겹 교차검증 ( $k=2$ )을 수행하였다. 훈련 데이터는 전체 데이터로부터 90%의 샘플 데이터를 랜덤으로 획득하였고, 나머지 20%는 실험 데이터로 활용하였다.

Fig. 5는 2-겹 교차검증 실험동안에, 가변 임계값이 0.60에서 0.95 사이에서 조절될 때에 4가지 성능평가척도의 성능을 보여준다.

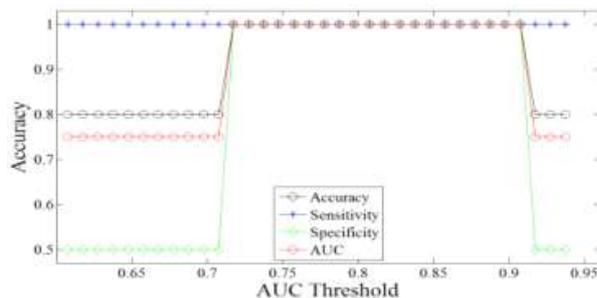


Fig. 5 Variation of prediction performances during 2-fold cross validation

실험결과에서 볼 수 있듯이, 가변 임계값의 범위가 0.7174에서 0.9074 사이에서 가장 좋은 분류 정확도 (100%)를 보여주었으며, 생성된 지식의 수는 7개에서 3개로 그 수가 감소되었다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환을 통해 추출된 시간 영역과 주파수 영역의 특징들을 활용하여 심박수변이도를 확률적 지식으로 해석할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법의 효과성을 보이기 위해서, 심혈관질환 병력을 가진 환자들 중에서 1채널 무선 홀터 심전계를 착용하였던 환자를 대상으로, 정상적인 심전도 신호와 심방세동 소견을 보였던 심전도 신호를 활용하여 분석하였다.

실험결과, 전체 샘플 데이터로부터 정상과 심방세동을 식별할 수 있는 5가지의 지식을 획득할 수 있었고, 4가지 성능평가 척도 (정확도, 민감도, 특이도 및 AUC)에 대해서 각각 93%의 예측

정확도를 보여주었다. 또한 2-겹 교차검증 실험에서는 가변 임계값 ( )을 0.60에서 0.95사이에서 조절하였을 때 3개에서 7개의 지식을 획득할 수 있었으며, 임계값이 0.7174에서 0.9074 사이의 범위 내에 존재할 때 100%의 예측 정확성을 보여주었다.

본 연구의 결과는 심박수변이도를 분석하는데 있어서 시간 및 주파수 영역과 관련된 요인들 간에 연관관계를 사용자가 좀 더 이해하기 쉬운 형태의 지식으로 표현할 수 있을 뿐만 아니라 그 결과에 대한 근거를 확률적으로 해석이 가능함으로, 다양한 분야에 응용이 가능할 것으로 기대된다. 향후 연구에서는 보다 많은 실험대상자들의 데이터를 활용한 연구가 필요하며, 임상현상에서의 신뢰성 및 응용 가능성을 검증할 계획이다.

#### References

- [1] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology, "Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use." *Circulation*, Vol. 93, pp. 1043-1065, 1996.
- [2] M. T. La Rovere, J. T. Bigger, F. I. Marcus, "Baroreflex sensitivity and heart rate variability in prediction of total cardiac mortality after myocardial infarction," *Lancet*, Vol. 14, pp. 478-484, 1998.
- [3] J. T. Bigger, J. L. Fleiss, L. M. Rolintzky, R. C. Steinman, "Frequency domain measures of heart period variability to assess risk late after myocardial infarction," *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 27, pp. 729-736, 1993.
- [4] L. Forslund, I. Bjökander, M. Ericson, C. Held, T. Kahan, N. Rehnqvist, P. Hjemdahl, "Prognostic implications of autonomic function assessed by analyses of catecholamines and heart rate variability in

- stable angina pectoris,” *Heart*, Vol. 87, pp. 415–422, 2002.
- [5] M. K. Kim, D. G. Shin, Y. H. Park, J. H. Suk, J. S. Park, Y. J. Kim, B. S. Shin, I. H. Jo, “Changes of heart rate variability during dipyridamole infusion and dipyridamole-induced myocardial ischemia: clinical usefulness for the detection of myocardial ischemia,” *The Korean Circulation Journal*, Vol. 33, No. 9, pp. 769–778, 2003.
- [6] V. H. Heikki, S. Tapio, M. J. Koistinen, K. E. Juhani Airaksinen, M. J. Ikäheimo, C. Agustin, R. J. Myerburg, “Abnormalities in beat-to-beat dynamics of heart rate before the spontaneous onset of life-threatening ventricular tachyarrhythmias in patients with prior myocardial infarction,” *Circulation*, Vol. 93, pp. 1836–1844, 1996.
- [7] J. Piskorski, P. Guzik, “Geometry of the poicare plot of RR intervals and its asymmetry in healthy adults,” *Physiological Measurement*, Vol. 28, pp. 287–300, 2007.
- [8] J. H. Park, S. W. Lee, M. G. Jeon, “Atrial fibrillation detection by heart rate variability in poicare plot,” *Biomedical Engineering Online*, Vol. 8, pp. 1–12, 2009.
- [9] U. R. Acharya, P. S. Bhat, S. S. Iyengar, A. Rao, S. Dua, “Classification of heart rate data using artificial neural network and fuzzy equivalence relation,” *Pattern Recognition*, Vol. 36, pp. 61–68, 2003.
- [10] H. J. Jang, J. S. Lim, “Detection of arrhythmia using heart rate variability and a fuzzy neural network,” *Journal of Korean Society for Internet Information*, Vol. 10, No. 5, pp. 107–116, 2009.
- [11] E. Zellmer, F. Shang, H. Zhang. “Highly accurate ecg beat classification based on continuous wavelet transformation and multiple support vector machine classifiers,” 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, BMEI ‘09, October 17–19, 2009, Tianjin, China, pp. 1–5, IEEE Press.
- [12] S. J. Yoon, G. J. Kim, C. S. Jang, “Classification of ECG arrhythmia using discrete cosine transform, discrete wavelet transform and neural network,” *The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, Vol. 7, No. 4, pp. 727–732, 2012.
- [13] J. A. Hanley, B. J. McNeil, “A method of comparing the area under receiver operating characteristics curves derived from the same cases,” *Radiology*, Vol. 148, No. 3, pp. 839–843, 1983.



**손 창 식** (Chang-Sik Son)

- 정회원
- 대구가톨릭대학교 전자정보공학부 공학사
- 대구가톨릭대학교 전산통계학과 이학석사

- 대구가톨릭대학교 전산통계학과 공학박사
- DGIST 웰니스융합연구센터 선임연구원
- 관심분야 : 데이터마이닝, 기계학습, 의료정보, 유헬스 및 웰니스 플랫폼



**박 형 섭** (Hyoung-Seob Park)

- 정회원
- 계명대학교 의과대학 의학과 의학사
- 계명대학교 의과대학 의학과 의학석사

- 계명대학교 의과대학 내과학교실 (심장내과) 조교수
- 관심분야 : 부정맥, 전기생리적검사, 도자절제술, 영구심박동기, 관상동맥질환, 심부전



**강 원 석** (Won-Seok Kang)

- 정회원
- 영남대학교 컴퓨터공학과 공학사
- 영남대학교 컴퓨터공학과 공학석사

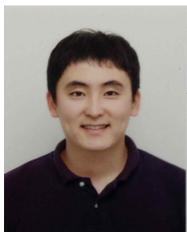
- DGIST 웰니스융합연구센터 선임연구원
- 관심분야 : 의용생체데이터 처리, 기계학습, 데이터마이닝, BCI/BMI 분산병렬 시뮬레이션 및 모델링



**한 성 옥** (Seongwook Han)

- 정회원
- 계명대학교 의과대학 의학과 의학사
- 계명대학교 의과대학 의학과 의학석사

- 계명대학교 의과대학 의학과 의학박사
- 계명대학교 동산의료원 심장내과 임상교수
- 관심분야 : 부정맥, 전기생리적검사, 도자절제술, 영구심박동기, 고혈압, 심부전



**최 락 현** (Rock-Hyun Choi)

- 정회원
- 대구대학교 통신공학과 공학사
- 대구대학교 정보통신학과 공학석사

- DGIST 웰니스융합연구센터 연구원
- 관심분야 : 데이터마이닝, WNCS, 임베디드 시스템, CPS



**김 윤 년** (Yoon-Nyun Kim)

- 정회원
- 경북대학교 의과대학 의학과 의학사
- 경북대학교 의과대학 의학과 의학석사

- 경북대학교 의과대학 의학과 의학박사
- 계명대학교 의과대학 내과학교실 (심장내과) 교수
- 관심분야 : 부정맥, 전기생리적검사, 도자절제술, 영구심박동기, 중재시술, 고혈압, 심부전